



UNIVERSIDAD DE CÓRDOBA

# Universidad de Córdoba, España

**“Doctorado en Ingeniería y Tecnología”**

**Departamento de Arquitectura de Computadores,  
Electrónica y Tecnología Electrónica**

***Inteligencia Artificial:  
aplicaciones a la espectrometría y dosimetría neutrónicas***

## **Tesis**

Que en cumplimiento parcial de los requisitos para obtener el grado de  
DOCTOR EN INGENIERÍA Y TECNOLOGÍA

Presenta

**José Manuel Ortiz Rodríguez**

Directores de tesis

Dr. Héctor René Vega-Carrillo

Dr. José Ignacio Benavides Benítez

Córdoba, España Febrero de 2011

TITULO: *Inteligencia artificial: aplicaciones a la espectrometría y dosimetría neutrónicas*

AUTOR: *José Manuel Ortiz Rodríguez*

---

© Edita: Servicio de Publicaciones de la Universidad de Córdoba. 2011  
Campus de Rabanales  
Ctra. Nacional IV, Km. 396 A  
14071 Córdoba

[www.uco.es/publicaciones](http://www.uco.es/publicaciones)  
[publicaciones@uco.es](mailto:publicaciones@uco.es)

---

ISBN-13: 978-84-694-9096-9



## **TÍTULO DE LA TESIS: INTELIGENCIA ARTIFICIAL: APLICACIONES A LA ESPECTROMETRÍA Y DOSIMETRÍA NEUTRÓNICAS**

**DOCTORANDO/A: JOSÉ MANUEL ORTIZ RODRÍGUEZ**

### **INFORME RAZONADO DEL/DE LOS DIRECTOR/ES DE LA TESIS**

(se hará mención a la evolución y desarrollo de la tesis, así como a trabajos y publicaciones derivados de la misma).

El trabajo desarrollado, y evidenciado a través de las publicaciones realizadas, tiene el común denominador de la originalidad ya que se ha propuesto una alternativa novedosa, basada en la tecnología de la inteligencia artificial, para resolver un problema mal condicionado que por definición tiene un número infinito de soluciones. Este problema es la determinación del espectro de neutrones,  $\Phi_E(E)$ , así como 13 valores de tres magnitudes dosimétricas,  $E$ ,  $H_{p,s}(10, \theta)$  y  $H^*(10)$ , a partir de 7 tasas de conteo medidas con un sistema espectrométrico de Esferas Bonner.

En sus primeros productos el doctorando demostró la validez del uso de redes neuronales artificiales para resolver el problema científico. El uso de redes neuronales artificiales se aplica sin que exista un procedimiento para seleccionar la arquitectura de la red que resuelva el problema, así que la primera aproximación se hizo mediante ensayo y error, lo que llevo mucho tiempo encontrar la topología adecuada de la red. Para abatir esta dificultad el doctorando procedió a buscar métodos de optimización de la topología de la red y propuso el uso de la técnica de optimización de Taguchi, con lo que obtuvo mejores resultados, a la par del desarrollo de estos procedimientos incursiono en el diseño de interfaces amigables para el usuario. Con estos desarrollos el doctorando dirigió proyectos de trabajos de fin de carrera, que en México les llamamos tesis de licenciatura, cuya relevancia mereció que el trabajo recibiera distinciones nacionales y que fueran publicados; también ha dirigido tesis de maestría cuyos productos han recibido distinciones en congresos por la calidad y la relevancia de los mismos. Con estas acciones el doctorando cumplió con otra fase de la formación doctoral que es la formación de capital humano de calidad.

En la tercera fase de la evolución del doctorando, paso a sustituir la metodología Taguchi de optimización para utilizar Algoritmos Genéticos para seleccionar los pesos sinápticos óptimos para entrenar una red neuronal, el producto de esta aproximación es que el uso de algoritmos genéticos y las redes neuronales permitieron desarrollar un procedimiento que permite entrenar varios centenares de redes neuronales y obtener la mejor de ellas en un periodo de minutos. Solo para resaltar este hallazgo, me permito indicar que en la primera fase del trabajo la red neuronal se seleccionaba sin procedimiento y su entrenamiento llevaba varias semanas de tiempo de cómputo.

Las bondades de este nuevo método de reconstrucción de espectros es que no se requiere de un espectro inicial, como es el caso de los métodos que se usan y que

emplean métodos iterativos de solución y tampoco requiere de tiempos largos de cómputo, como los requeridos por métodos Monte Carlo, cuando se usan en la reconstrucción. La innovación desarrollada por el doctorando han sido validados mediante experimentos. El conjunto de artículos desarrollados por el doctorando en esta línea de investigación lo volvieron notorio en la comunidad científica y fue invitado a redactar un capítulo para un libro cuyo tema central son las redes neuronales artificiales.

Los trabajos publicados que contienen los méritos arriba mencionados son los siguientes,

1. Ortiz-Rodríguez, J.M.; Martínez-Blanco, M.R. and Vega-Carrillo, H.R. *Evolutionary artificial neural networks in neutron spectrometry*. Chapter X, published in: Yacamoto, M. (editor). ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS XXX, Ed. INTECH (2011). [ISBN: 978-953-7619-243-2]
2. Ortiz-Rodríguez, J.M.; Martínez-Blanco, M.R.; Gallego, E. and Vega-Carrillo, H.R. *Neutron spectrometry and dosimetry based on a new approach called Genetic Artificial Neural Networks*. 12<sup>th</sup> Congress of the International Radiation Protection Association (IRPA12). IAEA Procc. Series STI/PUB/1460. International Atomic Energy Agency, Vienna, Austria. (2010). [ISBN: 978-92-0-105410-4]
3. Ortiz-Rodríguez, J.M.; Martínez-Blanco, M.R. and Vega-Carrillo, H.R. (2009). A computational tool design for Evolutionary Artificial Neural Networks in Neutron Spectrometry and Dosimetry. Electronics, Robotics and Automotive Mechanics Conference 2009: CERMA '09: 113-118. [IEEE Computer Society, ISBN: 978-7995-3799-3]
4. Ortiz-Rodríguez, J.M.; Martínez-Blanco, M.R. and Vega-Carrillo, H.R. (2009). Evolutionary Artificial Neural Networks in Neutron Dosimetry. Transactions of the American Nuclear Society, 110: 647-648. Ed. American Nuclear Society, Washington DC, USA. ISBN: 0003-018X (Print)]
5. Ortiz-Rodríguez, J.M.; Martínez-Blanco, M.R. and Vega-Carrillo, H.R. (2009). Artificial Neural Networks modeling evolved genetically, a new approach applied in Neutron Spectrometry and Dosimetry research areas. Electronics, Robotics and Automotive Mechanics Conference 2008: CERMA '08: 387-392. [IEEE Computer Society, ISBN: 978-7995-3799-3]

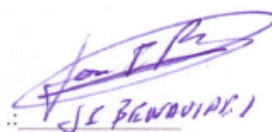
Por lo antes expuesto, se autoriza la presentación de la tesis doctoral.

Córdoba, 9 de diciembre de 2010

Firma del/de los director/es



Fdo.: Dr. Héctor René Vega - Carrillo



Fdo.: José Ignacio Benavides Benítez



UNIVERSIDAD DE CÓRDOBA

***Inteligencia Artificial:  
aplicaciones a la espectrometría y dosimetría neutrónicas***

**Derechos de autor ©2011**

*José Manuel Ortiz-Rodríguez*

Todos los derechos reservados

Ninguna parte de ésta publicación podrá ser reproducida, almacenada o transmitida en cualquier forma o medio electrónico, mecánico, de fotocopiado, de almacenamiento o cualquier otra forma, sin el consentimiento previo y por escrito del autor. El permiso se deberá solicitar directamente a: **José Manuel Ortiz-rodríguez: Teléfono +52(492)923-9407 Ext. 1515/1507;**  
Buzón electrónico: [morvymm@yahoo.com.mx](mailto:morvymm@yahoo.com.mx).

**Nota:** El autor no asume responsabilidad alguna por cualquier lesión y/o daño a personas o propiedades por la negligencia o el uso de los productos aquí presentados o cualquier otra circunstancia. Tampoco se responsabiliza alguna por cualquier uso u operación de cualquiera de los métodos, productos, instrucciones o ideas contenidos en éste material.

México MMXI



## **TÍTULO DE LA TESIS: INTELIGENCIA ARTIFICIAL: APLICACIONES A LA ESPECTROMETRÍA Y DOSIMETRÍA NEUTRÓNICAS**

**DOCTORANDO/A: JOSÉ MANUEL ORTIZ RODRÍGUEZ**

### **INFORME RAZONADO DEL/DE LOS DIRECTOR/ES DE LA TESIS**

(se hará mención a la evolución y desarrollo de la tesis, así como a trabajos y publicaciones derivados de la misma).

El trabajo desarrollado, y evidenciado a través de las publicaciones realizadas, tiene el común denominador de la originalidad ya que se ha propuesto una alternativa novedosa, basada en la tecnología de la inteligencia artificial, para resolver un problema mal condicionado que por definición tiene un número infinito de soluciones. Este problema es la determinación del espectro de neutrones,  $\Phi_E(E)$ , así como 13 valores de tres magnitudes dosimétricas,  $E$ ,  $H_{p,s}(10, \theta)$  y  $H^*(10)$ , a partir de 7 tasas de conteo medidas con un sistema espectrométrico de Esferas Bonner.

En sus primeros productos el doctorando demostró la validez del uso de redes neuronales artificiales para resolver el problema científico. El uso de redes neuronales artificiales se aplica sin que exista un procedimiento para seleccionar la arquitectura de la red que resuelva el problema, así que la primera aproximación se hizo mediante ensayo y error, lo que llevo mucho tiempo encontrar la topología adecuada de la red. Para abatir esta dificultad el doctorando procedió a buscar métodos de optimización de la topología de la red y propuso el uso de la técnica de optimización de Taguchi, con lo que obtuvo mejores resultados, a la par del desarrollo de estos procedimientos incursiono en el diseño de interfaces amigables para el usuario. Con estos desarrollos el doctorando dirigió proyectos de trabajos de fin de carrera, que en México les llamamos tesis de licenciatura, cuya relevancia mereció que el trabajo recibiera distinciones nacionales y que fueran publicados; también ha dirigido tesis de maestría cuyos productos han recibido distinciones en congresos por la calidad y la relevancia de los mismos. Con estas acciones el doctorando cumplió con otra fase de la formación doctoral que es la formación de capital humano de calidad.

En la tercera fase de la evolución del doctorando, paso a sustituir la metodología Taguchi de optimización para utilizar Algoritmos Genéticos para seleccionar los pesos sinápticos óptimos para entrenar una red neuronal, el producto de esta aproximación es que el uso de algoritmos genéticos y las redes neuronales permitieron desarrollar un procedimiento que permite entrenar varios centenares de redes neuronales y obtener la mejor de ellas en un periodo de minutos. Solo para resaltar este hallazgo, me permito indicar que en la primera fase del trabajo la red neuronal se seleccionaba sin procedimiento y su entrenamiento llevaba varias semanas de tiempo de cómputo.

Las bondades de este nuevo método de reconstrucción de espectros es que no se requiere de un espectro inicial, como es el caso de los métodos que se usan y que

emplean métodos iterativos de solución y tampoco requiere de tiempos largos de cómputo, como los requeridos por métodos Monte Carlo, cuando se usan en la reconstrucción. La innovación desarrollada por el doctorando han sido validados mediante experimentos. El conjunto de artículos desarrollados por el doctorando en esta línea de investigación lo volvieron notorio en la comunidad científica y fue invitado a redactar un capítulo para un libro cuyo tema central son las redes neuronales artificiales.

Los trabajos publicados que contienen los méritos arriba mencionados son los siguientes,

1. Ortiz-Rodríguez, J.M.; Martínez-Blanco, M.R. and Vega-Carrillo, H.R. *Evolutionary artificial neural networks in neutron spectrometry*. Capítulo de libro publicado en: Chi Leung Patrick Hui. (editor) ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS - APPLICATION, Ed. INTECH (2011). [ISBN: 978-953-307-658-4]. In Press.
2. Ortiz-Rodríguez, J.M.; Martínez-Blanco, M.R.; Gallego, E. and Vega-Carrillo, H.R. *Neutron spectrometry and dosimetry based on a new approach called Genetic Artificial Neural Networks*. 12<sup>th</sup> Congress of the International Radiation Protection Association (IRPA12). IAEA Procc. Series STI/PUB/1460. International Atomic Energy Agency, Vienna, Austria. (2010). [ISBN: 978-92-0-105410-4]
3. Ortiz-Rodríguez, J.M.; Martínez-Blanco, M.R. and Vega-Carrillo, H.R. (2009). *A computational tool design for Evolutionary Artificial Neural Networks in Neutron Spectrometry and Dosimetry*. Electronics, Robotics and Automotive Mechanics Conference 2009: CERMA '09: 113-118. [IEEE Computer Society, ISBN: 978-7995-3799-3]
4. Ortiz-Rodríguez, J.M.; Martínez-Blanco, M.R. and Vega-Carrillo, H.R. (2009). *Evolutionary Artificial Neural Networks in Neutron Dosimetry*. Transactions of the American Nuclear Society, 110: 647-648. Ed. American Nuclear Society, Washington DC, USA. ISBN: 0003-018X (Print)]
5. Ortiz-Rodríguez, J.M.; Martínez-Blanco, M.R. and Vega-Carrillo, H.R. (2009). *Artificial Neural Networks modeling evolved genetically, a new approach applied in Neutron Spectrometry and Dosimetry research areas*. Electronics, Robotics and Automotive Mechanics Conference 2008: CERMA '08: 387-392. [IEEE Computer Society, ISBN: 978-7995-3799-3]

Por lo antes expuesto, se autoriza la presentación de la tesis doctoral.

Córdoba, 9 de diciembre de 2010

Firma del/de los director/es



Fdo.: \_\_\_\_\_

Fdo.: \_\_\_\_\_



UNIVERSIDAD DE CÓRDOBA

***Inteligencia Artificial:  
aplicaciones a la espectrometría y dosimetría neutrónicas***

**Aprobada por el jurado:**



---

XX

---

XX

---

XX

---

XX

---

XX

# Dedicatoria

A:

“Chayis”. Por el enorme sacrificio que te he demandado. Por todo el tiempo sacrificado a la convivencia familiar; Por todo el apoyo que necesitaste al dar a luz a nuestro retoño y que no supe ni te pude dar, estando a tu lado acompañándote y apoyándote; Por todo el desvelo, preocupaciones y sacrificios extremos a que te he sometido y que sin condiciones has aceptado.

A:

”Richy”. Por haberles faltado en los primeros días de tu vida y que nunca sabré como pagar, recuperar y enmendar. Hijo, eres mi mas grande alegría y orgullo.

A:

La familia de “Chayis”, mi familia, sin cuyo apoyo y soporte antes, durante y después de la realización de éste proyecto, hubiera sido posible la visita que nos hace Richy, y con ella toda la alegría y ánimos de vivir que nos ha inyectado. El tiempo no me alcanzará, y las palabras me faltan, para agradecer todo su cariño y apoyo.

---

# Agradecimientos

Agradezco todo el apoyo brindado por parte del *Dr. Héctor René Vega-Carrillo*, Docente - Investigador de la Universidad Autónoma de Zacatecas, México, quien a lo largo de mi formación profesional y en la construcción de mi proyecto de vida me ha acompañado y respaldado, observando mi evolución, orientándome, aconsejándome y dirigiéndome, pero sobre todo y mas importante, por haber trascendido y evolucionado el trato diario y cotidiano, convirtiéndolo en una amistad sincera, sólida e imperecedera.

Agradezco también por todo el tiempo que me dedico para comentar y corregir los resultados obtenidos en las distintas actividades realizadas y en los comentarios y sugerencias que permitieron darle forma y calidad a las teorías y herramientas desarrolladas a lo largo de la realización de la presente tesis doctoral.

Agradezco al *Dr. José Ignacio Benavides Benítez*, Profesor titular de la Universidad de Córdoba en España, por todo el tiempo que ha dedicado en apoyar la realización de éste proyecto. Desde las primeras pláticas que realizó en la Universidad Autónoma de Zacatecas, México, hasta el presente, siempre ha estado al pendiente y dispuesto a prestar la ayuda necesaria para culminar con éxito el reto emprendido.

Agradezco al *Dr. Eduardo Gallego*, Profesor titular y jefe del Departamento de Ingeniería Nuclear de la Universidad Politécnica de Madrid en España, por sus comentarios emitidos en el proceso de revisión de los diversos trabajos que fueron presentados en congresos o enviados para su publicación en revistas. Agradezco también por el interés mostrado en las teorías y herramientas tecnológicas que fueron desarrolladas a lo largo de las investigaciones llevadas a cabo durante el doctorado.

Agradezco al *Dr. Roberto Méndez*, Responsable del Laboratorio de Patrones Neutrónicos, perteneciente al Laboratorio de Metrología de Radiaciones Ionizantes del CIEMAT en Es-

---

paña, por haber propiciado el hacer posible la realización de una estancia de investigación pre-doctoral en las instalaciones del centro donde labora. Agradezco también por el tiempo dedicado a la planeación y diseño de los códigos desarrollados para el sistema espectrométrico con el que trabaja.

Agradezco a *José María de los Arcos Merino*, jefe en su momento, del Laboratorio de Metrología de Radiaciones Ionizantes del CIEMAT en España, por el el apoyo y respaldo brindados desde mi llegada al CIEMAT. Agradezco también por la confianza que depositó en mi persona, y por el tiempo que se dió para discutir y comentar las ideas y teorías que pudieron darle forma a la cuantificación de la incertidumbre asociada con la medición de las tasas de conteo de un sistema de esferas Bonner, mediante la estadística de Poisson.

Agradezco a *Jorge Guerrero Araque*, con quien conviví dentro y fuera del CIEMAT, todo el tiempo que duró mi estancia. A través de la convivencia diaria aprendí a ver la vida desde otra perspectiva, la de su propia persona y la de su país, y con quien compartí experiencias y puntos de vista que me hicieron crecer más como individuo.

Agradezco a la *Agencia Española de Cooperación Internacional para el Desarrollo* (AECID) por haber confiado en mí y haberme seleccionado para realizar una estancia pre-doctoral en el CIEMAT de España.

Agradezco a todos aquellos que no me es posible enumerar, amigos y familiares, por el apoyo y ánimo infundidos a lo largo de los altibajos vividos durante la realización de éste proyecto, sin los cuales, la culminación de ésta meta hubiera sido imposible.

**A todos ustedes: ¡MUCHAS GRACIAS!**

---

# Resumen

El objetivo de la presente tesis doctoral se centra en el estudio de metodologías aplicadas en el diseño de arquitecturas óptimas de redes neuronales, así como en el diseño de herramientas tecnológicas que permitan utilizar el conocimiento adquirido por las redes previamente diseñadas, en el ámbito de la reconstrucción de espectros de neutrones y cálculo de dosis equivalentes en ambientes laborales, experimentales y de laboratorio. Debido a que los neutrones no son desviados por un campo eléctrico o magnético, y también porque no producen una ionización apreciable, se deben emplear métodos indirectos para detectarlos y medir su energía. La medición y particularmente la determinación de espectros de neutrones, no es una tarea trivial. Para resolver este problema existen métodos e instrumentos que permiten determinar los espectros de neutrones, a partir de los cuales es posible calcular la dosis ambiental y la dosis personal equivalente. El sistema espectrométrico de esferas Bonner, compuesto por un detector de neutrones térmicos colocado en el centro de un conjunto de esferas de polietileno alta densidad, cuyos diámetros varían desde 2 hasta 18 pulgadas, es uno de los métodos más utilizados. El tamaño de la esfera hace que el sistema tenga una eficiencia de detección de neutrones en función de la energía. El conjunto de eficiencias conforma una matriz de respuesta, que se utiliza junto con las tasas de conteo del detector para determinar el espectro. Debido a que el número de esferas es pequeño y los intervalos de clase de la energía de los neutrones es grande, el problema se traduce en resolver un sistema de ecuaciones mal condicionado con un número infinito de soluciones. Para reconstruir el espectro es necesario resolver este sistema de ecuaciones, empleándose varios procedimientos como métodos Monte Carlo, de parametrización e iterativos, mismos que presentan diversas dificultades que han motivado el desarrollo de procesos complementarios. En las últimas décadas se han intentado procedimientos novedosos para el proceso de reconstrucción de espectros de neutrones, basados en las tecnologías de Algoritmos Genéticos y Redes Neuronales Artificiales. La reconstrucción de espectros de neutrones y el cálculo de dosis equivalentes mediante Redes Neuronales a partir de las tasas de conteo leídas con el Sistema de Esferas Bonner, ha recibido mayor atención debido a los exitosos resultados que se han obtenido, ya que resuelven muchos de los problemas exper-

---

imentados con las técnicas clásicas. Sin embargo, el procedimiento de diseño de las redes no es un problema trivial, ya que determinar un conjunto apropiado de valores de los parámetros estructurales y de aprendizaje de las mismas sigue siendo una tarea difícil. Asimismo, debido a que se trata de una tecnología emergente, se carece de herramientas tecnológicas que permitan aplicarla de forma eficiente. Las dificultades mencionadas, han motivado el desarrollo de estrategias para optimizar el diseño de redes neuronales artificiales, así como el diseño de herramientas tecnológicas simples en su uso y con un desempeño mejorado, en comparación con los métodos tradicionales utilizados en la actualidad.

---

# Abstract

The aim of the present doctoral thesis is centered in the study of methodologies for the optimum design of neural nets architectures, as well as in the design of technological tools that allow to use the knowledge acquired by the previously designed nets, applied in the neutron spectra unfolding problem and equivalent doses calculus in working, experimental and laboratory atmospheres. Because the neutrons are not deviated by an electric or magnetic field, and also because they don't produce an appreciable ionization, indirect methods should be used to detect them and to measure their energy. The measurement and particularly the determination of neutrons spectra, is not a trivial task. To solve this problem exist methods and instruments that allow to determine the neutrons spectra, starting from which it is possible to calculate the environmental and equivalent personal doses. The Bonner Spheres Spectrometric System, composed by a neutrons thermal detector which is placed in the center of a group of polyethylene spheres whose diameters varies from 2 up to 18 inches, is one of the most methods used. The size of the sphere makes that the system has an neutrons efficiency detection in function of the energy. The group of efficiencies conforms the response matrix which is used together with the count rates of the detector to determine the spectrum. Because the number of spheres it is smaller than the intervals of class of the energy of the neutrons, the problem is translated in solving an ill-conditioned equations system with an infinite number of solutions. To unfold the neutron spectrum it is necessary to solve this equations system, being used several procedures like Monte Carlo, parametrization and iterative methods. These methods present diverse difficulties that have motivated the development of complementary procedures. In the last decades, novel procedures based on Artificial Intelligence technology such as Genetic Algorithms or Artificial Neural Networks, have been attempted in the neutron spectrometry domain. The neutron spectra unfolding process and equivalent doses calculation by means of Artificial Neural Networks, starting from the read count rates with the Bonner Spheres System, has received the bigger attention due the successful results obtained. With the use of this technology, many of the experienced problems using the classical techniques are solved. However, the desing process of neural net architectures is not a trivial problem.

---

To determine a suitable group of values of the learning and structural parameters of neural nets, it continues being a difficult task. Furthermore, because it is an emergent technology, lack of technological tools that allow to apply it in an efficient way is experienced. The mentioned difficulties, have motivated the development of strategies to optimize the optimum design of neural nets, as well as the design of technological tools simple and easy in their use and with an improved acting, in comparison with the traditional methods used at the present time.

---



# Índice general

---

Portada . . . . .	I
Derechos de Autor . . . . .	I
Aprobación . . . . .	I
Dedicatoria . . . . .	VI
Agradecimientos . . . . .	VII
Resumen . . . . .	IX
Abstract . . . . .	XI
<b>1. Introducción</b>	<b>1</b>
1.1. Justificación . . . . .	3
1.2. Pregunta científica . . . . .	5
1.3. Hipótesis . . . . .	6
1.4. Objetivo General . . . . .	6
<b>2. Revisión de literatura</b>	<b>7</b>
2.1. Inteligencia Artificial . . . . .	7
2.1.1. Redes Neuronales Artificiales . . . . .	11
2.1.2. Algoritmos Evolutivos . . . . .	22
2.2. Espectrometría de Neutrones . . . . .	38
2.2.1. Espectrometría de Neutrones con el SEEB . . . . .	40
<b>3. Materiales y métodos</b>	<b>47</b>
3.1. Introducción . . . . .	47
3.2. Pre-procesamiento de la información . . . . .	51
3.3. Técnicas de optimización de RNA . . . . .	58

---

3.3.1. Diseño Robusto de Redes Neuronales Artificiales . . . . .	60
3.3.2. Redes Evolucionadas por Algoritmos Evolutivos . . . . .	65
3.4. Diseño de herramientas tecnológicas . . . . .	70
3.4.1. VMCNPex y generación automática de matrices de entrenamiento de RNA	72
3.4.2. NSDann . . . . .	73
3.4.3. NSDEann . . . . .	78
3.4.4. NSDTB . . . . .	83
3.5. Optimización de las herramientas diseñadas utilizando la estadística de Poisson	86
3.6. Aplicación de las herramientas en experimentos reales y comparación con técnicas clásicas . . . . .	89
<b>4. Resultados</b>	<b>96</b>
4.1. Revistas . . . . .	96
4.2. Capítulo de libro . . . . .	101
<b>5. Conclusiones</b>	<b>197</b>

---

# Índice de figuras

---

2.1. Taxonomía de la Inteligencia Artificial . . . . .	9
2.2. Esquema básico de una neurona biológica . . . . .	11
2.3. <i>De la neurona biológica a la neurona artificial</i> . . . . .	12
2.4. modelo de una neurona artificial . . . . .	14
2.5. <i>Esquema de una Red neuronal de una capa con S neuronas</i> . . . . .	15
2.6. <i>Esquema general de una RNA de 3 capas</i> . . . . .	16
2.7. Posible clasificación de las redes neuronales . . . . .	17
2.8. Entrenamiento de una Red Neuronal . . . . .	18
2.9. Estructura celular biológica . . . . .	25
2.10. Analogías en los algoritmos genéticos I . . . . .	26
2.11. Analogías en los algoritmos genéticos II . . . . .	27
2.12. Analogías en los algoritmos genéticos III . . . . .	27
2.13. Modelo de fitness que ilustra la forma de operar de un AE . . . . .	28
2.14. Convergencia entre RNA y AG . . . . .	29
2.15. Estructura evolutiva de un algoritmo genético . . . . .	31
2.16. Efectos intensificadores y diversificadores de los operadores cruce y mutación . . . . .	35
2.17. Poder de penetración de partículas radiactivas . . . . .	39
2.18. Detección de neutrones empleando medios moderadores . . . . .	40
2.19. Sistema Espectrométrico de Esferas Bonner . . . . .	41
2.20. Combinación detector-moderador . . . . .	42
2.21. Técnicas clásicas para espectrometría de neutrones con el SEEB . . . . .	44
2.22. Espectrometría de neutrones con el SEEB y técnicas de IA . . . . .	45
3.1. Esquema general de RNA aplicadas en la espectrometría neutrónica . . . . .	48

---

3.2. Tecnicas de Optimización de RNA: DRRNA y RNAE . . . . .	48
3.3. Códigos para espectrometría de neutrones basadas en RNA . . . . .	49
3.4. Códigos para espectrometría de neutrones basadas en RNA para un detector de $^3\text{He}$ . . . . .	50
3.5. Comparación de métodos clásicos y los basados en IA en espectrometría neutrónica	51
3.6. Metodología utilizada para la obtención de los datos del entrenamiento de la RNA.	52
3.7. Ejecución del código MCNP en el entorno MS-DOS de Windows . . . . .	54
3.8. Código que automatiza la creación de matrices de entrenamiento de RNA en espectrometría Neutrónica . . . . .	55
3.9. Entorno gráfico de VMCNPex . . . . .	56
3.10. Metodología de diseño robusto de RNA . . . . .	61
3.11. Metodología general de diseño de RNAE . . . . .	66
3.12. Metodología de diseño de RNA por medio de AE . . . . .	67
3.13. Ventana principal de NGO . . . . .	68
3.14. Desarrollo de Herramientas de cómputo en base a MDRRNA y RNAE . . . . .	71
3.15. Estrategia de diseño de herramientas . . . . .	73
3.16. Código NSDann6LiI(Eu) para espectrometría neutrónica con RNA . . . . .	74
3.17. Archivo de tasas de conteo medidas con el SEEB para ingresar a NSDann . . . . .	75
3.18. Selección del archivo de entrada con las lecturas BSS al código NSDann . . . . .	76
3.19. Código NSDann3He para espectrometría neutrónica con RNA . . . . .	77
3.20. Código de reconstrucción de espectros de neutrones NSDEann6LiI . . . . .	79
3.21. Archivo de tasas de conteo sin normalizar para NSDEann . . . . .	80
3.22. Herramienta de predicción de NGO para espectrometría neutrónica . . . . .	81
3.23. Archivo con espectros reconstruidos con NGO que están normalizados a uno . . . . .	82
3.24. Código de reconstrucción de espectros de neutrones NSDEann3He . . . . .	82
3.25. Necesidad de herramienta para comparar diversas metodologías . . . . .	84
3.26. NSDTB: compara espectros obtenidos con diversas metodologías . . . . .	84
3.27. Archivo con espectros y dosis a comparar con el código NSDTB6Li . . . . .	85
3.28. Distribución de Poisson en tasas de conteo leídas con el SEEB . . . . .	88
3.29. Espectros y dosis calculados con NSDann, alrededor de la distribución de Poisson	88
3.30. Espectros y dosis con incertidumbres, calculadas con la distribución de Poisson .	89

---

---

3.31. SEEB con detector ${}^6\text{LiI}(\text{Eu})$ . . . . .	90
3.32. SEEB con detector ${}^3\text{He}$ . . . . .	91
3.33. Electrónica asociada del SEEB para medir las tasas de conteo . . . . .	91
3.34. Ambiente de códigos tradicionales para espectrometría neutrónica . . . . .	93
3.35. Ambiente de trabajo del código UMG . . . . .	93
3.36. Espectros y dosis calculados con el código NSDAnn y sus incertidumbres . . . . .	95
5.1. Espectrometría de neutrones con el SEEB y técnicas de IA . . . . .	198
5.2. Contribución de técnicas de IA en espectrometría de neutrones con el SEEB . . . . .	198

---

# Índice de cuadros

---

2.1. <i>Clasificación de los neutrones</i> . . . . .	38
3.1. <i>Variables de diseño y sus niveles</i> . . . . .	62
3.2. <i>Variables de ruido y sus niveles</i> . . . . .	63
3.3. <i>Arreglo Ortogonal cruzado <math>L_9(3^4) - L_4(2^2)</math></i> . . . . .	64
3.4. <i>Parámetros de diseño con la metodología RNAE</i> . . . . .	69

---

## Capítulo 1

# Introducción

---

En su sentido más amplio la Inteligencia Artificial (IA) [1–4], indica la capacidad que tiene un artefacto para realizar los mismos tipos de funciones que caracterizan la capacidad de aprendizaje del humano [5,6]. La búsqueda de la IA ha tomado dos caminos fundamentales: uno de los caminos es la investigación psicológica y fisiológica de la naturaleza del aprendizaje humano [7–9], y el otro camino es el desarrollo tecnológico de sistemas informáticos cada vez más complejos [10–15]. En este sentido, la IA se ha aplicado a sistemas y programas computacionales capaces de realizar tareas complejas simulando el proceso de aprendizaje humano, aunque aún se encuentra considerablemente lejos de este [16–19].

En la actualidad existen diversas tendencias para el desarrollo de sistemas basados en la tecnología de IA, tales como: Sistemas Expertos (SE) [20], Lógica Difusa (LD) [21, 22], Algoritmos Evolutivos (AE) [23–28], Redes Neuronales Artificiales (RNA) [29–37], entre otros. Los SE tratan de reproducir el razonamiento humano de forma simbólica, las RNA y los AE lo hacen desde un punto de vista más biológico. Las RNA recrean la estructura del cerebro humano imitando el proceso de aprendizaje [38, 39] y los AE utilizan la filosofía Darwiniana de la supervivencia del más apto en la búsqueda de una solución óptima [40–49].

El objetivo de la IA es el desarrollo de paradigmas que requieren las máquinas para desarrollar tareas cognitivas en las que los humanos normalmente son mejores [1, 23, 50, 51]. Un sistema de IA debe ser capaz de hacer tres cosas: almacenar conocimiento, aplicar el conocimiento almacenado en la solución de problemas y adquirir nuevo conocimiento por medio de la experiencia [52, 53]. Un sistema de este tipo, tiene tres componentes clave: representación, razonamiento y aprendizaje. En esta esfera, los campos de investigación en que se

han aplicado las técnicas de IA son: procesamiento de información, reconocimiento de modelos, juegos y áreas aplicadas como el diagnóstico médico, y durante los últimos años en el área de las Ciencias Nucleares. [54, 55]

La teoría de RNA ha brindado una alternativa a la computación clásica para aquellos problemas en los que los métodos tradicionales han entregado resultados no muy convincentes o poco convenientes [56–61]. Las aplicaciones más exitosas de las RNAs son: procesamiento de imágenes y de voz, reconocimiento de patrones, planeación, interfaces adaptivas para sistemas hombre/máquina (robótica), predicción, control y optimización, filtrado de señales y recientemente en la reconstrucción de espectros de neutrones y cálculo simultáneo de dosis equivalentes por medio del Sistema Espectrométrico de Esferas Bonner (SEEB) en el área de las Ciencias Nucleares. [62–65]

Para una correcta evaluación de la dosis efectiva recibida por los trabajadores en diferentes instalaciones nucleares, se requieren dosímetros, personales o de área, calibrados con fuentes de neutrones cuyos espectros son similares a aquellos encontrados en esas instalaciones [66–72]. Sin embargo, se encuentran muchos problemas al intentar determinar el espectro de energía de neutrones de un dato medido. El conocimiento de estos espectros de neutrones se puede obtener por medio de técnicas espectrométricas [67, 73], asumiendo en todos los casos que los datos medidos están linealmente relacionados al espectro que se busca determinar a través de la ecuación integro-diferencial de Fredholm de primer tipo. En general, el espectro de neutrones deseado se obtiene invirtiendo numéricamente la ecuación, utilizando un código de reconstrucción que define implícitamente una solución de la misma. [74]

Las técnicas utilizadas para la detección de los neutrones, se describen ampliamente en numerosas referencias [66–70, 72, 73, 75–88]. Entre todas las técnicas disponibles para la espectrometría de neutrones, el SEEB es el más utilizado para los propósitos de la protección radiológica [89–93], debido a las múltiples ventajas que ofrece el tener la información espectral. La parte más delicada de la espectrometría basada en el SEEB, es el proceso de reconstrucción, para esto se han desarrollado varios códigos de deconvolución computarizados basados en este sistema, cuyos puntos críticos son en general: la complejidad de los códigos, la

---



necesidad de un usuario experto y de proporcionar información real *a priori* [94].

De acuerdo a lo anterior, durante los últimos años, se han realizado intentos por desarrollar nuevos códigos de deconvolución de espectros de neutrones como: MITOM [95], FRUIT [74], MAXED y GRAVEL [96], que se basan en algoritmos de reconstrucción iterativos, cuyo funcionamiento requiere de un “espectro inicial”, a partir del cual se realizan las iteraciones. El problema de esta situación es que el espectro que resulta del proceso de reconstrucción depende de que tan semejante sea el espectro inicial del espectro que se está buscando. El otro problema asociado a estos códigos es su pobre disponibilidad y que su manejo no es fácil para el usuario.

En la actualidad se están utilizando nuevos métodos basados en tecnologías de IA para realizar la espectrometría y dosimetría de neutrones, utilizando principalmente la teoría de RNA [97–104]. Éstas técnicas de IA están recibiendo gran atención por parte de los investigadores, debido a los resultados exitosos obtenidos, sin embargo, en el actual estado del arte que tiene que ver con el uso de la IA en el ámbito de la espectrometría de neutrones, aún existen problemas con lo que se refiere a la selección óptima de parámetros de RNA y AG. Actualmente los investigadores determinan éstos parámetros por medio de la técnica de ensayo y error.

Lo anterior implica que no es fácil para el diseñador elegir una topología de algoritmo o red satisfactorios, sin importar la experiencia que tenga. Asimismo, debido a que es una tecnología emergente, la carencia de herramientas científicas y tecnológicas que estimulen su aplicación práctica en situaciones reales, como en el caso del presente proyecto en la espectrometría neutrónica, representa un obstáculo para su desarrollo. Por consiguiente, debe existir una forma más sencilla y eficiente de superar éstas desventajas.

## 1.1. Justificación

Los instrumentos de radioprotección operacionales utilizados en la actualidad, tienen respuestas dependientes del espectro neutrónico. Todo ello hace difícil la interpretación de las indicaciones de estos instrumentos, si no se conoce la distribución espectral de fluencia de los

---

---

neutrones en los puntos de medida [66–70, 72, 73, 75–88].

Resulta además que como el espectro puede cambiar de manera apreciable dentro de una instalación nuclear, la espectrometría de neutrones es de interés capital para la comprensión y correcta calibración de los instrumentos usados para medir la dosis, ya que únicamente este método permite una evaluación precisa de las magnitudes dosimétricas de interés y al mismo tiempo elaborar los protocolos y estrategias adecuados para la protección radiológica [89–93].

Al presente, se están utilizando nuevos métodos basados en tecnologías de IA para realizar la espectrometría y dosimetría de neutrones, utilizando principalmente la teoría de RNA [62–65]. En años recientes el uso de la tecnología de redes neuronales artificiales en la espectrometría y dosimetría neutrónicas se ha convertido en un procedimiento alternativo con el que se han obtenido resultados satisfactorios [97–104]. Sin embargo, a pesar de sus ventajas, el procedimiento mismo de diseño de las redes no es un problema trivial, ya que determinar un conjunto apropiado de valores de los parámetros estructurales y de aprendizaje de las mismas sigue siendo una tarea compleja.

La estructura de la red, también conocida como la topología de red, así como los parámetros de aprendizaje de una red neuronal, son factores que contribuyen de manera significativa con el desempeño de la misma, sin embargo, se ha observado que los investigadores en esta área de conocimiento realizan la selección de los parámetros de la red a través de la técnica de ensayo y error, empleando en este proceso largos periodos de tiempo, obteniendo redes neuronales de pobre desempeño y baja capacidad de generalización.

Las dificultades intrínsecas asociadas con las RNA y los AG hacen difícil aplicar las teorías de IA en el ámbito de la espectrometría neutrónica, lo que ha motivado el estudio y desarrollo de metodologías de diseño de RNA y AG. Aunado a lo anterior, debido a que se trata de una tecnología emergente, se observa que se carece de herramientas científico-tecnológicas que permitan aplicar ésta tecnología de forma ágil y eficiente, en ambientes laborales, experimentales y de laboratorio.

---

Se ha observado que los investigadores que han aplicado la tecnología de RNA en la espectrometría de neutrones carecen de herramientas que les permitan llevar a cabo con eficiencia y rapidez las siguientes actividades: Crear matrices de entrenamiento para el diseño de distintas topologías de red; aplicar alguna estrategia metodológica y sistemáticas para identificar los parámetros óptimos de diseño; una vez entrenadas las redes, aplicar el conocimiento adquirido en ambientes experimentales reales a través de herramientas tecnológicas creadas a la medida y, comparar los resultados obtenidos con las redes diseñadas contra los obtenidos con herramientas tradicionales de forma rápida y efectiva.

La reconstrucción de espectros de neutrones y el cálculo de dosis equivalentes a partir de las tasas de conteo provenientes del SEEB, empleando técnicas de IA como son las RNA y AG, es un procedimiento alternativo que ha estado recibiendo gran atención durante los últimos años debido a los exitosos resultados obtenidos. Sin embargo, en vista de lo novedoso del método utilizado, se observa que los investigadores no utilizan una estrategia sistemática para la selección de los parámetros óptimos de diseño de las RNA y que además, se carece de herramientas tecnológicas que permitan aplicar de forma eficiente el conocimiento adquirido por las redes diseñadas en ambientes experimentales reales, simplificando con ello los procedimientos y tiempos de respuesta para la obtención del espectro y la dosis deseados.

A pesar de que la tecnología de la Inteligencia Artificial ofrece muchas ventajas en la reconstrucción de espectros y la determinación de la dosis utilizando el SEEB, existen varios problemas que deben ser resueltos antes de que esta tecnología se consolide en la espectrometría y la dosimetría de neutrones. También es necesario desarrollar herramientas tecnológicas que permitan utilizar la tecnología de la Inteligencia Artificial con el fin de que el usuario final las adopte y las aplique.

En vista lo expuesto con anterioridad, se formula la siguiente pregunta científica.

## **1.2. Pregunta científica**

**¿Cuáles son las estrategias necesarias que deben utilizarse para diseñar una RNA capaz de reconstruir el espectro de neutrones y determinar la dosis utilizando**

---

## como única pieza de información las tasas de conteo de un SEEB?

Para responder a la pregunta anterior, se plantea la siguiente hipótesis.

### 1.3. Hipótesis

*El uso de la Metodología de Diseño Robusto de RNA y los Algoritmos Evolutivos en el diseño de una RNA permitirá que ésta sea capaz de reconstruir el espectro de neutrones y determinar la dosis utilizando como única pieza de información las tasas de conteo de un SEEB.*

Con la intención de confirmar la validez de la hipótesis científica de esta investigación, el objetivo general es el siguiente.

### 1.4. Objetivo General

Explorar estrategias para el diseño óptimo de arquitecturas RNA y diseñar herramientas tecnológicas en el ámbito de la espectrometría y dosimetría de neutrones.

Para alcanzar el objetivo general, se proponen los siguientes **objetivos particulares**:

- Estudiar, analizar e implementar técnicas de optimización para el diseño de arquitecturas de redes neuronales artificiales.
  - Aplicar las estrategias de diseño, analizadas en el punto anterior, en la optimización de RNA en el ámbito de la espectrometría neutrónica.
  - Diseñar herramientas para simplificar el proceso de creación de las matrices de entrenamiento de las las RNA a ser diseñadas.
  - Diseñar un código para la espectrometría de neutrones que permita aplicar en ambientes experimentales reales, el conocimiento adquirido por las RNA diseñadas.
  - Diseñar de herramientas que permitan analizar el desempeño de las RNA diseñadas y comparar los resultados contra las técnicas clásicas utilizadas en espectrometría de neutrones.
-

---

## Capítulo 2

# Revisión de literatura

---

### 2.1. Inteligencia Artificial

En su sentido más amplio la Inteligencia Artificial (IA) [1, 23, 50, 51], indica la capacidad que tiene un artefacto para realizar los mismos tipos de funciones que caracterizan al pensamiento humano [2, 5]. El término IA se define como la habilidad para aprender de forma efectiva, reaccionar de forma adaptiva, realizar decisiones apropiadas, comunicar y entender ideas, a través del lenguaje o las imágenes, de forma sofisticada [3, 4, 12]. La IA busca un razonamiento lógico exacto en base a la manipulación de símbolos y comprende métodos, herramientas y sistemas para resolver problemas que normalmente requieren la inteligencia humana [7, 17].

Un sistema de IA tiene tres componentes clave: representación, razonamiento y aprendizaje [8, 9, 19, 20], por lo que un sistema de IA debe ser capaz de hacer tres cosas: almacenar conocimiento, aplicar el conocimiento almacenado en la solución de problemas y adquirir nuevo conocimiento por medio de la experiencia. La posibilidad de desarrollar un artefacto así ha despertado la curiosidad del ser humano desde la antigüedad; sin embargo, no fue hasta la segunda mitad del siglo XX cuando esa posibilidad se materializó en herramientas tangibles. Desde entonces, los científicos han tratado de implementar en máquinas y computadoras la inteligencia humana de varias formas [13, 14].

La IA clásica nació poco después de la máquina Von Neumann, durante la misma era intelectual [15]. El término Inteligencia Artificial fue acuñado en 1956 por John McCarthy, del Instituto Tecnológico de Massachusetts. En ese año se celebró la conferencia de Dartmouth,

en Hanover (Estados Unidos), y en ella, McCarthy, Marvin Minsky, Nathaniel Rochester y Claude E. Shannon establecieron las bases de la IA como un campo independiente dentro de la informática.

En la IA clásica, el énfasis se centra en la construcción de representaciones simbólicas, las cuales se llaman así porque presumiblemente representan algo [13–15]. Siguiendo un lenguaje de conceptos como modelo para la IA clásica, se encuentra que las representaciones simbólicas poseen una estructura casi lingüística [16–19]. Al igual que las expresiones del lenguaje natural, las expresiones de la IA clásica generalmente son complejas, construidas de forma sistemática a través de símbolos simples. Dada una existencia limitada de símbolos, se podrían componer nuevas expresiones con significado en virtud de la composicionalidad de las expresiones simbólicas y la analogía entre la estructura sintáctica y la semántica.

Desde el punto de vista del conocimiento, la IA asume la existencia de representaciones mentales, y modela el conocimiento como un procesamiento secuencial de representaciones simbólicas [8, 9, 19, 20]. Probablemente la inspiración del procesamiento secuencial viene de la naturaleza secuencial del lenguaje natural y la inferencia lógica, como muchas de las estructuras de la máquina Von Neumann. Este procesamiento es secuencial como en la programación típica de computadoras, ya que aun cuando no hay un orden predeterminado, las operaciones se desarrollan de la forma “paso a paso”.

Los objetivos principales de la IA son: desarrollar métodos y sistemas para resolver problemas, generalmente resueltos por la actividad intelectual de los humanos [1, 23, 50, 51], por ejemplo, el reconocimiento de imágenes, el procesamiento del lenguaje y del habla, planeación y predicción, mejorando con ello la información de los sistemas informáticos [10–15]; el segundo objetivo fundamental de la IA, es desarrollar modelos que simulen a los organismos vivos y al cerebro humano en particular, mejorando con ello nuestro entendimiento acerca de como trabaja el cerebro humano [7–9].

Con el avance de la ciencia moderna, la búsqueda de la IA ha tomado dos caminos fundamentales: la investigación psicológica y fisiológica de la naturaleza del pensamiento hu-

---

mano [7,9,17,50], y consecuentemente el desarrollo tecnológico de sistemas informáticos cada vez más complejos. En este sentido, el término IA se ha aplicado a sistemas y programas informáticos capaces de realizar tareas complejas, simulando el funcionamiento del pensamiento humano, aunque todavía muy lejos de alcanzar este objetivo. En esta esfera los campos de investigación más importantes son el procesamiento de la información, el reconocimiento de modelos, los juegos y las áreas aplicadas como el diagnóstico médico o la espectrometría y dosimetría de neutrones [54,55].

Como se muestra en la figura 2.1, actualmente existen diversas tendencias en cuanto al desarrollo de sistemas de Inteligencia Artificial [11]: Redes Neuronales Artificiales (RNA) [29–36,56–60,105], Sistemas Expertos (SE) [20], Lógica Difusa (LD) [22], Algoritmos Evolutivos (AE) [24–28,53], etc.

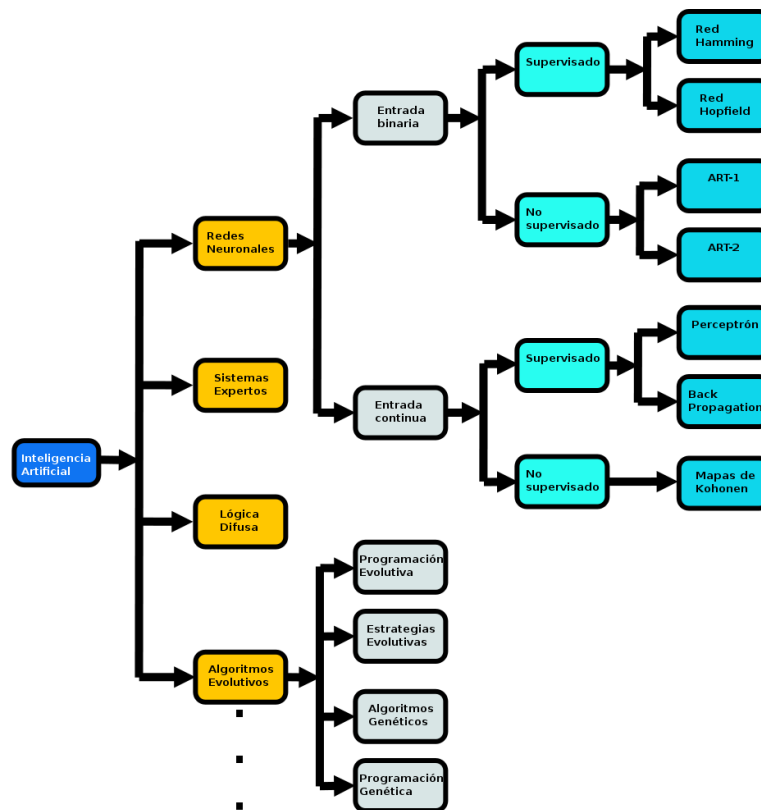


Figura 2.1: Taxonomía de la Inteligencia Artificial

Los sistemas expertos intentan reproducir el razonamiento humano de forma simbólica. Los algoritmos genéticos y las redes neuronales lo hacen desde una perspectiva más bi-

ológica [106, 107]. Ambos modelos están inspirados en la naturaleza, sin embargo, las redes neuronales están orientadas al aprendizaje de un solo individuo, recreando la estructura de un cerebro humano [38], lo cual se define como aprendizaje fenotípico, mientras que los algoritmos evolutivos se interesan en la adaptación de una población a un entorno cambiante, esto se define como aprendizaje genotípico [40–49]. A pesar de la complejidad de los sistemas descritos, los resultados distan mucho de un auténtico pensamiento inteligente, ya que los sistemas simbólicos de la IA tienen muy poco poder al tratar con información inexacta, incierta, corrupta, imprecisa o ambigua.

Los sistemas simbólicos de la IA se han asociado en las últimas décadas con dos aspectos principales: afrontar los problemas de la representación y el procesamiento (razonamiento) [5, 9]. Aunque la IA utiliza un riguroso razonamiento lógico matemático [35, 108], este no es flexible y es difícil de implementar debido principalmente a que los métodos de IA son parcialmente exitosos en la implementación de la inteligencia humana, pero que sin embargo, aún está muy lejos de ésta. Actualmente, las principales direcciones en el desarrollo de la IA son el desarrollo de métodos y sistemas para resolver problemas por medio de la IA, de forma distinta a como la realiza el humano, pero proporcionando resultados similares, por ejemplo, los sistemas expertos; y desarrollar métodos y sistemas para resolver problemas por medio de la IA modelando el pensamiento humano en la forma en la que trabaja físicamente el cerebro, por ejemplo, las redes neuronales artificiales.

Las redes neuronales artificiales ofrecen un paradigma atractivo para el diseño y el análisis de sistemas adaptativos inteligentes para un amplio rango de aplicaciones en IA por muchas razones, entre las cuales se puede incluir a las siguientes: flexibilidad para la adaptación y el aprendizaje (mediante la modificación de las estructuras computacionales empleadas), robustez ante la presencia de ruido (datos erróneos o incompletos), habilidad para generalizar, capacidad de recuperación ante fallas, potencial para su computación masiva paralela, y semejanza (si bien superficial) con las redes neuronales biológicas

---



### 2.1.1. Redes Neuronales Artificiales

Los primeros y más importantes trabajos sobre neurología fueron realizados por Santiago Ramón y Cajal (1852-1934) y Charles Scott Sherrington (1852-1957). A partir de sus estudios se conoce que el elemento básico que conforma el sistema nervioso son las neuronas. La morfología de una neurona biológica individual se representa de manera simplificada en la figura 2.2, en donde pueden distinguirse tres partes fundamentales: el soma o cuerpo de la célula, las dendritas y el cilindro-eje o axón [33, 58, 59, 109, 110].

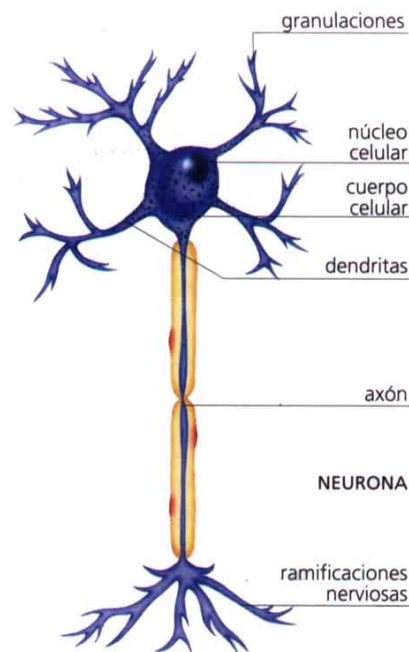


Figura 2.2: Esquema básico de una neurona biológica

Las dendritas son fibras encargadas de recibir las señales eléctricas procedentes de otras neuronas o tejidos orgánicos y transmitir las al soma. Las múltiples señales procedentes de las dendritas son procesadas por el soma y transmitidas al axón. El cilindro-eje o axón es una fibra de gran longitud (en relación con el resto de la neurona), conectada al soma por un extremo y que se divide en el otro en una serie de ramificaciones nerviosas. El axón recoge la señal del soma y la transmite a otras neuronas o tejidos orgánicos (como por ejemplo los músculos).

Para hacer una transición a partir de las ideas provenientes de la neurobiología hacia las estructuras idealizadas que forman la base de la mayoría de los modelos de RNA, en primer

lugar se debe describir el modelo general de la neurona artificial [111]. En la figura 2.3 se observa un elemento de procesamiento en forma general (neurona artificial) y su similitud con una neurona biológica.

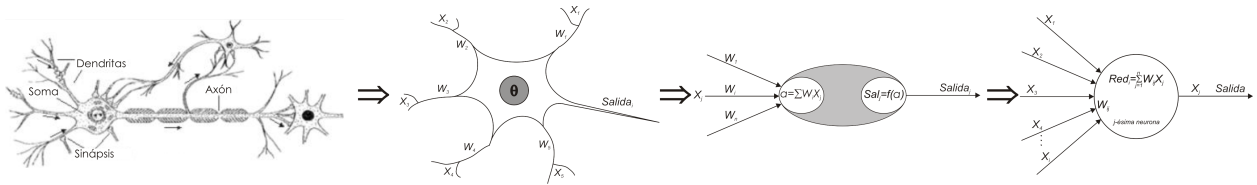


Figura 2.3: De la neurona biológica a la neurona artificial

Si se realiza una comparación entre una neurona biológica y una neurona artificial, se encuentran las siguientes analogías: al igual que una neurona biológica, la neurona artificial tiene muchas entradas pero solo una salida que se puede conectar a muchas otras neuronas en la red. La  $i$ -ésima neurona recibe las entradas de la  $j$ -ésima neurona, indicado como  $X_j$ , nótese que este valor es también la salida de la  $j$ -ésima neurona, ya que la salida generada por la  $i$ -ésima neurona esta etiquetada como  $X_j$ . Cada conexión a la  $i$ -ésima neurona tiene asociado con ella una cantidad llamada *peso sináptico*. El peso en la conexión de la  $j$ -ésima neurona a la  $i$ -ésima neurona se describe por  $W_{ij}$  [29, 30, 33, 34, 58, 59, 111].

Cada neurona determina un valor de entrada neto en base a todas las conexiones de entrada. En la ausencia de conexiones especiales, la entrada de la red se calcula típicamente sumando los valores de entrada multiplicados por sus correspondientes pesos. En otras palabras, la entrada de red a la  $i$ -ésima neurona se puede escribir como se muestra en la ecuación 2.1, donde el índice  $j$  se ejecuta sobre todas las conexiones de la neurona.:

$$red_i = \sum_{j=1}^n X_j W_{ij} \quad (2.1)$$

Una vez que se calcula la entrada de la red, ésta se convierte en un valor de activación para la neurona. Este valor de activación se puede escribir como se indica en la ecuación 2.2

para denotar que la activación es una función explícita de la entrada de la red.

$$a_i(t) = F_i(a_i(t-1), red_i(t)) \quad (2.2)$$

Nótese que la activación actual podría depender del valor previo de la activación,  $a(t-1)$ . En la mayoría de los casos, la activación y la entrada de la red son idénticos, y regularmente los términos se utilizan de forma intercambiable.

Una vez que se calcula la activación de la neurona, se puede determinar el valor de salida aplicando una función de salida:

$$X_i = f_i(a_i) \quad (2.3)$$

Debido a que generalmente,  $a = red_i$ , esta función se escribe normalmente como:

$$X_i = f_i(red_i) \quad (2.4)$$

Aunque una sola neurona puede realizar ciertas funciones simples de procesamiento de información, un único nodo o neurona no es suficiente para muchos problemas prácticos, por lo que regularmente se utilizan redes con un gran número de neuronas. Debido a lo anterior será útil pensar en una red de neuronas y en la colección de valores de los pesos sinápticos como un sistema dinámico [31, 60, 105].

El desarrollo de las Redes Neuronales Artificiales (RNA) comenzó con los estudios de McCulloch y Pitts en la década de 1940, con la creación de la primera red neuronal [32, 38, 112]. Uno de los tipos de redes más conocidos, el Perceptrón, fue desarrollado por Frank Rosenblatt a final de 1950 [37, 61, 113]. Tras el impulso inicial, las investigaciones sobre el tema se detuvieron repentinamente en 1969, cuando Minsky y Papert demostraron la incapacidad del Perceptrón para resolver determinados tipos de problemas (problemas *XOR*). Los estudios se retomaron posteriormente a principios de 1980, con la aparición de nuevos tipos de RNA con capacidades para la optimización no lineal.

---

Las RNA son modelos muy simplificados de los procesos realizados por el cerebro, y están inspiradas en el modelo biológico de la neurona. Una RNA está compuesta de un gran número de éstos elementos simples de procesamiento (neuronas), los cuales están interconectados y operan en paralelo. Cada neurona se conecta a las otras neuronas por medio de enlaces de comunicación directa llamados pesos sinápticos, mismos que en conjunto con las neuronas constituyen la estructura neuronal. Los pesos representan la información utilizada por la red para resolver un problema dado.

La Figura 2.4, muestra el modelo de neurona artificial. Aquí, la entrada  $P$ , un vector de  $R$  elementos de entrada, se representa por la barra de color gris a la izquierda de la figura. Las dimensiones de  $P$  se muestran como  $R \times 1$ . Luego de que ingresan a la red éstas entradas, se multiplican por la matriz de pesos sinápticos  $W$ . En la figura puede observarse que a la neurona ingresa una constante con valor 1 y se multiplica por el valor de ganancia  $b$ , obteniéndose como salida el valor  $n$ . La información anterior, esto es la suma de  $b + Wp$ , ingresa a una función de transferencia  $f$ , produciéndose la salida  $a$ .

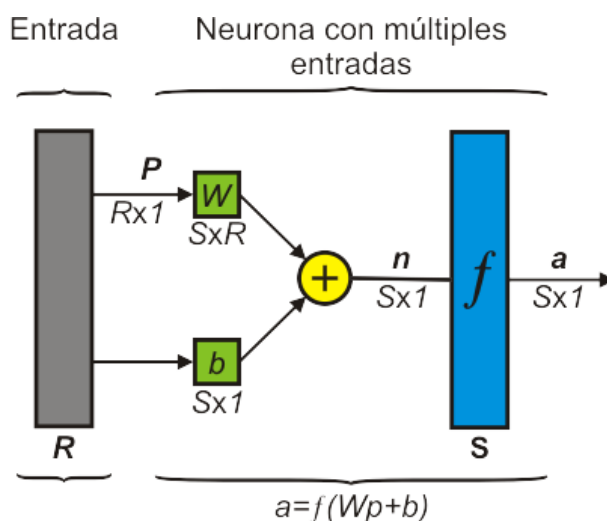


Figura 2.4: modelo de una neurona artificial

Las RNA suelen estar formadas por varias neuronas interconectadas. La disposición y forma de conexión varía de unos tipos de redes a otras, pero de forma general las neuronas se disponen en capas. Se puede crear una capa de neuronas que tengan diferentes funciones de transferencia poniéndolas simplemente en paralelo. Se debe resaltar que todas las neuronas deberían tener las mismas entradas y cada neurona debería crear una salida, sin embargo,

al crear una capa de neuronas, no existe restricción alguna con relación a que el número de entradas y salidas deba ser el mismo.

En una red neuronal, la capa de entrada no es en sí una capa de neuronas sino que son los puntos donde se recogen las señales que se entregarán a la red. En esta capa no se procesa la información. Las capas ocultas recogen la información de la capa de entrada y la procesan. El número de capas ocultas, el número de neuronas por capa y la forma en que se conectan varían de unas redes a otras, siendo este uno de los principales problemas que enfrenta el diseñador de redes neuronales. La capa de salida recibe la información de la última capa oculta y la transmite al medio.

En la figura 2.5 se presenta una red de una sola capa con  $S$  neuronas, en la cual cada una de las  $R$  entradas se conecta a cada una de las neuronas, la matriz de pesos tiene ahora  $S$  filas. La capa incluye la matriz de pesos  $\mathbf{W}$ , los sumadores  $\Sigma$ , el vector de ganancias  $\mathbf{n}$ , la función de transferencia  $\mathbf{f}$  y el vector de salida  $\mathbf{a}$  [114].

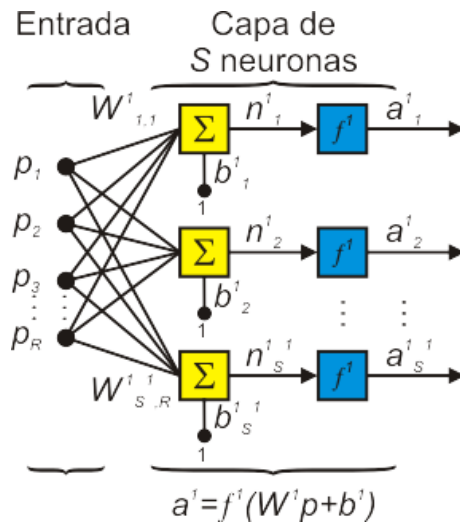


Figura 2.5: Esquema de una Red neuronal de una capa con  $S$  neuronas

Las redes multicapa son más poderosas que las redes de una sola capa, por ejemplo, una red de dos capas que tenga una función sigmoideal en la primera capa y una función lineal en la segunda, se puede entrenar para aproximar muchas funciones de forma aceptable, una red

de una sola capa no podría hacer esto [37]. Si se considera una red con varias capas, o red multicapa, cada capa tendrá su propia matriz de pesos  $\mathbf{W}$ , su propio vector de ganancias  $\mathbf{b}$ , un vector de entradas netas  $\mathbf{n}$  y un vector de salidas  $\mathbf{a}$ . En el caso de existir más de una capa oculta, como la mostrada en la figura 2.6 donde se aprecia el esquema de una red de tres capas, las salidas de las neuronas de la primera capa oculta son las entradas de las de la siguiente hasta alcanzar la salida.

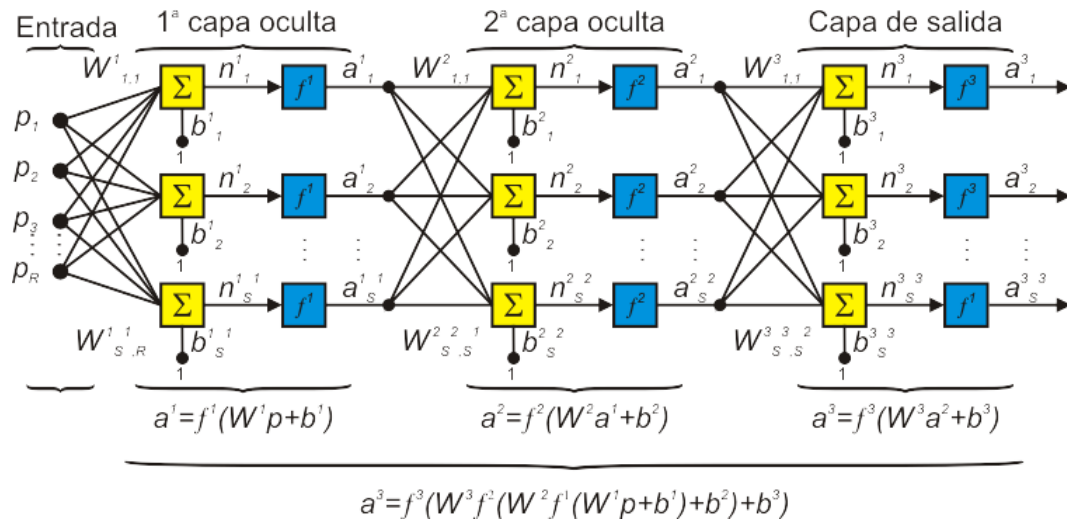


Figura 2.6: Esquema general de una RNA de 3 capas

En general las RNAs se pueden clasificar de diversas maneras, según su topología, forma de aprendizaje (supervisado o no supervisado), tipos de funciones de activación y valores de entrada (binarios o continuos). Una posible clasificación se muestra en la figura 2.7.

La clasificación presentada en esta figura emplea como primer criterio el tipo de entrada que se presenta a la red y, posteriormente, si el aprendizaje es supervisado o no, es decir, si es necesario o no conocer las salidas convenientes a las entradas empleadas durante el entrenamiento de la red. Cabe mencionar sin embargo, que existen otros tipos de redes menos extendidas y que no se muestran en la figura 2.7.

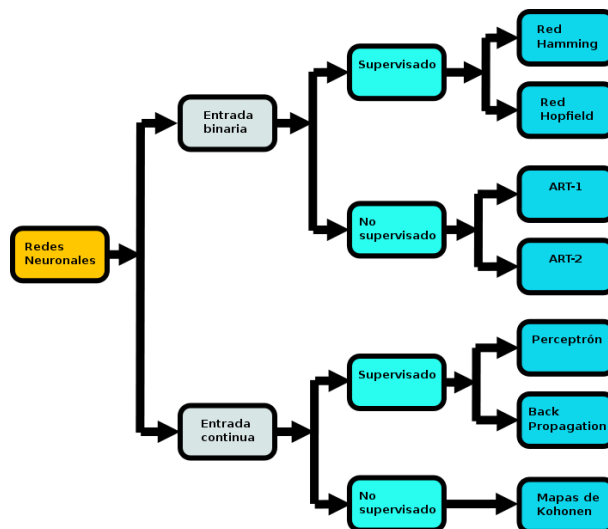


Figura 2.7: Posible clasificación de las redes neuronales

El arreglo de neuronas en capas y los patrones de conexión dentro y entre las capas se conoce como arquitectura de red [31, 32, 37, 38, 60, 61, 105, 112, 113]. De acuerdo con la ausencia o presencia de conexiones de realimentación en una red, se puede distinguir dos tipos de arquitecturas: arquitectura hacia delante y arquitectura con realimentación. La idea central de las RNA, en donde  $w$  y  $b$  son parámetros ajustables de la neurona, es que tales parámetros se puedan ajustar por medio del aprendizaje o entrenamiento, de tal forma que la red exhiba algún comportamiento deseado. En función del tipo de red este proceso puede diferir mucho.

La habilidad de aprender de una RNA se realiza al aplicar un algoritmo de aprendizaje o entrenamiento. Los algoritmos de entrenamiento se clasifican en tres grupos principales: Supervisado, No supervisado y aprendizaje reforzado [31, 32, 37, 38, 60, 61, 105, 112, 113]. El algoritmo de entrenamiento supervisado ha sido el más utilizado debido a que se utilizan dos conjuntos de datos para el entrenamiento, un vector de datos de entrada  $\mathbf{p}$  y un vector de datos de salida  $\mathbf{t}$  con los valores deseados. El entrenamiento se realiza hasta que la RNA aprende a asociar cada entrada del vector  $\mathbf{p}$  con su correspondiente valor de salida deseado del vector  $\mathbf{t}$ . Desde un punto de vista muy general y de acuerdo con la ecuación 2.5, donde  $t_i$  es la salida esperada para la entrada  $p_i$ , la modificación de los pesos de una RNA en cada iteración puede hacerse sumando al vector de pesos  $W_i$ , el vector de entradas  $p_i$  multiplicado por el error ( $\varepsilon_i$ ) obtenido para dicha entrada.

$$W_{i+1} = W_i + \varepsilon_i p_i = W_i + (t_i - a_i) p_i \quad (2.5)$$

En el caso de las ganancias, la expresión empleada habitualmente es la que se muestra en la ecuación 2.6

$$b_i = b_{i+1} + \varepsilon \quad (2.6)$$

En la figura 2.8, se observa el entrenamiento de una RNA con un tipo de red de aprendizaje supervisado, es decir, para poder adaptar su comportamiento al problema planteado se le debe ofrecer el resultado esperado a una serie determinada de entradas. Las salidas ofrecidas por la red a estas entradas son comparadas con las salidas esperadas y se evalúa el error cometido. En función de ese error se modifican los pesos de los enlaces y los valores de las ganancias de las neuronas. Este proceso se repite hasta conseguir que el error alcance una cota superior determinada, punto en el cual se considera que la red está entrenada.

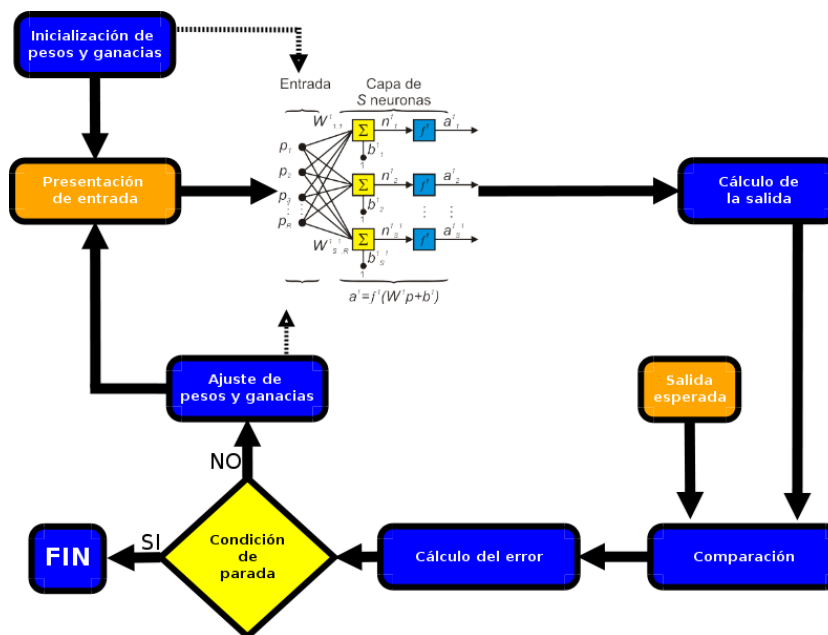


Figura 2.8: Entrenamiento de una Red Neuronal

A pesar del aparente éxito de las RNA, existen algunos aspectos que no garantizan el uso universal de las mismas en la solución de problemas en el mundo real. Uno de los mayores inconvenientes en el uso de la tecnología de RNA en la actualidad es el problema de encontrar una estructura (arquitectura) apropiada para una tarea dada, principalmente debido a que es



muy difícil conocer de antemano el tamaño y estructura de la red que se necesita para resolver un problema dado [115–120]. Una estructura ideal es una estructura que independientemente de la inicialización de los pesos sinápticos de la red, siempre aprende la tarea, esto es, casi no existe error en la comparación del conjunto de datos producidos por la red cuando se comparan con los datos deseados y además generaliza bien.

Las RNA son bien conocidas por su efectividad en la representación de sistemas de procesos no lineales. El poder de cálculo de una RNA proviene de la interconexión de las neuronas en la red, y la forma en la que se conectan las mismas determina el proceder del cálculo. Lo anterior constituye una importante decisión en la etapa de diseño de la red. El problema con las RNA es que para su diseño se tiene que seleccionar un conjunto de parámetros antes de que pueda realizarse el entrenamiento. Sin embargo, en la actualidad no existen reglas claras para seleccionar tales parámetros, los cuales determinan el éxito en el entrenamiento. Entre las limitaciones de las RNA, se deberían resaltar las siguientes:

- **La arquitectura de la red.** Actualmente existe una falta de reglas fijas o guías sistemáticas para el diseño óptimo de RNA. Debido a que no existe un conocimiento previo acerca de la complejidad del problema, la arquitectura de la red se establece típicamente de forma arbitraria, esto es, se realiza a través de la técnica de ensayo y error. Lo anterior obliga a la red a desempeñarse con incertidumbre debido a que el tamaño de la red influye el desempeño de la misma: redes muy pequeñas no son capaces de aprender bien, pero redes demasiado grandes podrían conducir al sobre ajuste. Entonces, se necesitan algoritmos o estrategias sistemáticas para el diseño óptimo de RNA que puedan encontrar de manera apropiada la arquitectura de RNA aplicadas en cualquier problema particular. Lo anterior incluye la determinación de el número óptimo de neuronas en cada capa así como el número de capas necesarias.
  - **Algoritmos de entrenamiento.** Actualmente no existe un algoritmo único de entrenamiento que se pueda emplear de manera generalizada para la solución de problemas por medio de RNA. Durante la fase de entrenamiento de las RNA y de acuerdo con el algoritmo de entrenamiento utilizado, pueden quedar atrapadas en un mínimo local del espacio global de soluciones. Lo anterior no es muy malo si el mínimo local estuviera muy cerca del mínimo global, pero en situaciones reales, no existe garantía de que este
-

sea siempre el caso. Aunque el algoritmo de entrenamiento de retro propagación (BP, de sus siglas en inglés) se ha utilizado ampliamente, su uso no garantiza el encontrar una solución óptima global. El entrenamiento podría resultar en un modelo de RNA que sea exacto únicamente en la zona de operación de los datos con los que la red fue entrenada pero que sea inexacto en otras zonas. Además, la selección de algunos parámetros en el algoritmo de entrenamiento de propagación inversa, tales como el momento o la tasa de aprendizaje, también carecen de una guía sistemática para su selección.

- **Datos de entrenamiento.** La calidad y cantidad de los datos de entrenamiento es un aspecto importante para el modelado de RNA. Generalmente, el éxito de una RNA recae fuertemente en una gran cantidad de datos, lo que demanda mas tiempo de computo en el entrenamiento. Para reducir la cantidad de datos manteniendo la calidad del modelo, los datos utilizados deben ser cuidadosamente seleccionados para asegurar que son lo suficiente ricos. Esto demanda un entendimiento del proceso que se desea resolver. Adicionalmente, para eliminar ruido y datos atípicos, los datos procesados podrían requerir un procesamiento previo antes de aplicarlos en el desarrollo del modelo de la RNA.
  - **Conjunto de datos de entrenamiento.** Debido a que normalmente es imposible presentarle a la red todas las entrada posibles, únicamente se le presenta una parte de éstas, lo que se conoce como conjunto de datos de entrenamiento. Este conjunto se debe elegir de tal forma que la red también proporcione una salida correcta para cualquier entrada no incluida en el conjunto de datos de entrenamiento. Si la red responde bien a las entradas no incluidas en los datos de entrenamiento, se dice que generaliza bien. La generalización es muy similar a la interpolación en matemáticas. A menudo una RNA se entrena con un conjunto de patrones (el conjunto de datos de entrenamiento) y se prueba con otro (el conjunto de datos de prueba). Si el conjunto de datos de entrenamiento no es una buena representación de todas las entradas posibles, la red probablemente no se desempeñara bien con las entradas que no fueron incluidas en el conjunto de entrenamiento.
  - **inicialización de pesos sinápticos.** Otro problema asociado con las RNA es el lugar en el que se comienza la búsqueda del error en la superficie de errores, a través de la selección inicial de los pesos sinápticos, lo que se realiza de forma aleatoria. Lo anterior determina en gran medida si se va a encontrar o no, una buena solución. En el caso de
-

que se encontrara una buena solución que se desempeñara bien en el conjunto de datos de entrenamiento, la red se podría desempeñar mal en el conjunto general de entradas, si el conjunto de datos de entrenamiento no fuera representativo del entorno del problema donde se va a desempeñar la red que este siendo diseñada.

- **interferencia.** Esto ocurre cuando se supone que una red aprende tareas similares al mismo tiempo. Aparte del hecho de que redes pequeñas no son capaces de aprender muchas asociaciones, se saturan después de cierta cantidad de asociaciones aprendidas, por lo que existe el peligro de que sea difícil de separar los patrones de entrada y que la red no encuentre la manera de hacerlo.
- **Relación de procesos.** Siendo un método de caja negra para el modelado, las RNA no son capaces de explicar y analizar las relaciones entre las entradas y las salidas. Esto podría ocasionar dificultades en la interpretación de los resultados obtenidos con la red.

Todas estas limitaciones han motivado a los investigadores a generar ideas para crear o combinar a las RNA con otros métodos en la búsqueda de un mejor desempeño en el proceso de diseño de las mismas. Algunos de los esquemas que se exploran en la actualidad tienen que ver con sistemas expertos, métodos estadístico [115–120], lógica difusa [21, 22, 29, 49, 121], transformación de ondoletas así como con métodos neuro-evolutivos [42, 48, 51, 107, 122–125]. En el presente proyecto de investigación, se exploran los métodos estadísticos y neuro-evolutivos en el proceso de diseño de arquitecturas óptimas de RNA.

Una neurona artificial es una abstracción matemática del funcionamiento de las neuronas biológicas. La evolución a través de la selección natural es una idea central en biología, y el concepto de la evolución natural ha influenciado en gran medida nuestro punto de vista de los sistemas biológicos. De igual forma, la evolución de los sistemas artificiales es un componente importante de la vida artificial, proporcionando una importante herramienta de modelado y un método de diseño automático. Los Algoritmos Evolutivos (AE) son actualmente los modelos mas prominentes y mas ampliamente utilizados de evolución en los sistemas de vida artificial, mismos que se han utilizado como herramientas para resolver problemas prácticos y como modelos científicos de procesos evolutivos. La intersección entre los AE y la vida artificial incluye ambos.

---

### 2.1.2. Algoritmos Evolutivos

La resolución de un problema complejo determinado puede asimilarse a la búsqueda de una solución óptima (o al menos sub-óptima) en un espacio de soluciones extenso [24–28, 53]. La naturaleza se enfrenta a un problema de este estilo en su búsqueda de la mejor adaptación de los individuos al medio. Los miembros de una determinada población compiten entre ellos en la búsqueda de la supervivencia [43, 126].

Aquellos individuos capaces de adaptarse mejor a las condiciones del medio que les rodea tendrán mayor probabilidad de sobrevivir [40, 127, 128]. Los miembros de la población con mayor habilidad para conseguir alimentos, soportar las condiciones climáticas o defenderse de otras especies, disfrutarán de una esperanza de vida mayor, de una mayor probabilidad de reproducirse y lograrán una descendencia más numerosa. De esta manera, las características del individuo que han determinado su mayor habilidad para desenvolverse en el medio serán transmitidas a su descendencia. Por otra parte, los individuos menos dotados y adaptados al entorno tendrán una probabilidad menor de transmitir dichas características a las siguientes generaciones.

La información genética determina el poder de adaptación de cada especie (y dentro de cada especie, de cada individuo). Los individuos más adaptados sobreviven y se reproducen en mayor medida dando lugar al proceso de cambio dirigido denominado Selección Natural. Dicho proceso resulta evidentemente eficaz y, sobre todo, robusto, dado que permite la adaptación exitosa de las poblaciones en ambientes mutables e inciertos. Los AE pertenecen a una clase de algoritmos de búsqueda estocástica basada en poblaciones, inspirados a partir de la evolución natural, mismos que se basan en el principio de la supervivencia del más apto, así como en el fenómeno natural de la herencia genética y la teoría Darwiniana de la supervivencia.

Antes de profundizar en la exposición del presente tema, se proporcionan algunas definiciones de los términos empleados, a fin de comprender los conceptos a ser expuestos:

- **Espacio de soluciones:** Conjunto de todas las posibles soluciones a un problema determinado que es posible alcanzar con el sistema de resolución empleado. Equivale a espacio de individuos.
-

- **Solución o alternativa:** Configuración compatible con las restricciones del problema y que le da solución.
- **Individuo:** Equivalente analógicamente a solución o alternativa.
- **Población:** Conjunto de individuos existentes en un momento (iteración) dado.
- **Generación:** Proceso de creación de nuevos individuos. También se emplea como sinónimo de población.
- **Función objetivo o función de evaluación:** Función empleada para evaluar la calidad de las soluciones. Analógicamente mediría la adaptación de los individuos a su entorno, denominándose entonces adaptabilidad. Generalmente es una función definida sobre el espacio de soluciones  $S$  y con imagen en  $R$ :

$$FO = S \rightarrow R$$

Los problemas planteados pretenden encontrar individuos en  $S$  que minimicen (o en su caso maximicen) su imagen en  $R$ .

- **Solución óptima:** Solución  $s \in S$  tal que  $FO(s)$  sea óptimo. Analógicamente, el individuo mejor adaptado a su entorno.
  - **Solución sub-óptima:** Solución de calidad cercana a la de la solución óptima o bien, de calidad aceptable para las condiciones del problema planteado.
  - **Cadena, estructura o codificación:** Secuencia de elementos que representa (codifica) a una solución o individuo. En la analogía natural es un cromosoma.
  - **Gen:** Analogía natural de cada uno de los elementos que conforman la cadena o cromosoma que representa un individuo.
  - **Alelo:** Valor que puede adoptar un gen.
  - **Genotipo:** Se empleará para denotar el contenido genético de un individuo, es decir, el cromosoma que lo codifica.
  - **Medio externo:** Entorno en el que se desarrollan y compiten los individuos. En el caso del presente trabajo será análogo al dominio de ubicación de las actividades.
-

- **Fenotipo:** Características físicas de un individuo determinadas por su genotipo y las condiciones del medio externo.

A continuación se presentan superficialmente los mecanismos de la herencia y la terminología utilizada en esta área, con el objetivo es evidenciar la analogía entre los algoritmos genéticos y aquello que pretenden simular.

Cada individuo de cada una de las especies que habitan en nuestro planeta poseen ciertas características que lo identifican. Estas características constituyen lo que se denomina el fenotipo de un individuo, el cual es resultado de la interacción del medio ambiente en que se desarrolla y la herencia que este recibe de sus ancestros. El genotipo de un individuo designa la constitución genética completa (expresa o latente) de un individuo, es decir, el genotipo es la información contenida en los alelos de los genes del individuo. El fenotipo de cada individuo está determinado por las proteínas que produce, y esto a su vez está definido en la información genética de cada una de sus células. La información acerca de cuáles proteínas se producirán está contenida en los cromosomas del individuo [128].

El conjunto de rasgos o características observables del individuo (fenotipo) que han determinado su éxito o su fracaso, son la expresión de la información contenida en su carga genética, [45, 46]. Dicha información se encuentra codificada en los genes, una secuencia de nucleótidos (fragmento de ADN) en una determinada localización de un cromosoma específico. Los cromosomas, generalmente agrupados por parejas, se encuentran en el interior del núcleo celular, como se aprecia en la figura 2.9. En cada célula somática (aquellas que constituyen el organismo) existen dos juegos de cromosomas que definen las mismas características; un juego es aportación del padre del individuo y el otro lo es de la madre.

En términos sencillos, un cromosoma es una larga molécula de ADN (Ácido Desoxirribonucleico), formada por cuatro distintos compuestos más simples llamados bases o nucleótidos: adenina (A), guanina (G), citosina (C) y timina (T). Cada subcadena de tres nucleótidos codifica un aminoácido diferente que al unirse con los generados por otros tercetos, formará una proteína. A las subcadenas de tres nucleótidos se les llama codones y al conjunto de nucleótidos que codifican una proteína completa se les llama genes. El valor que posee un gen

---

determinado se denomina alelo.

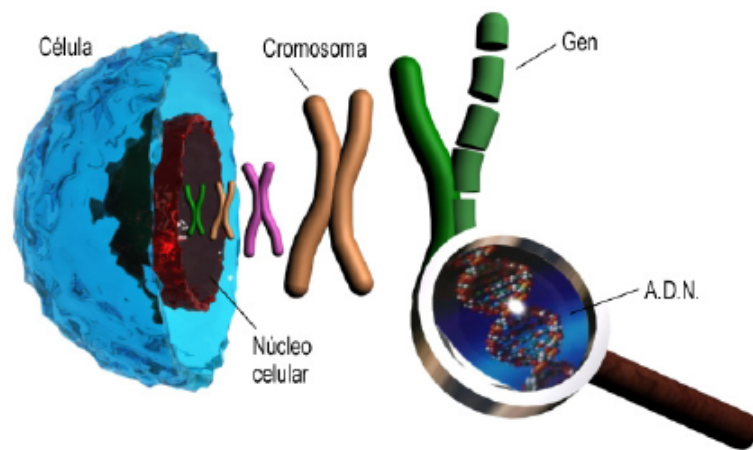


Figura 2.9: Estructura celular biológica

Durante la reproducción, cada uno de los padres transmite a su descendencia parte de su carga genética. Como resultado de este cruce los individuos descendientes poseerán características fenéticas de ambos progenitores. Dado que los individuos mejor dotados poseerán una mayor descendencia, las sucesivas generaciones disfrutarán de la combinación de las buenas características de generaciones pasadas, lo que se traducirá en una mejor adaptación al medio.

Es frecuente que el código de los elementos del dominio del problema utilice un alfabeto binario (0's y 1's) [129–131]. Una vez que se ha definido la manera de codificar los elementos del dominio del problema y se conoce la forma de pasar de un elemento a su código y viceversa, es necesario fijar un punto de partida. Los algoritmos genéticos manipulan conjuntos de códigos en generaciones sucesivas. Nuevamente haciendo una analogía, manipulan poblaciones de códigos. En éstas un código puede aparecer más de una vez. El algoritmo se encargará de favorecer la aparición en la población de códigos que correspondan a elementos del dominio que estén próximos a resolver el problema [25, 45, 46]. En resumen, el algoritmo recibirá como entrada una población de códigos y a partir de ésta generará nuevas poblaciones, donde algunos códigos desaparecerán mientras que otros, que se mapean en mejores soluciones posibles, aparecen con más frecuencia hasta que se encuentra una satisfactoria o hasta que se

cumple alguna otra condición de terminación.

La figura 2.10 representa la analogía entre una solución a un problema y su codificación, y un individuo y su genotipo.

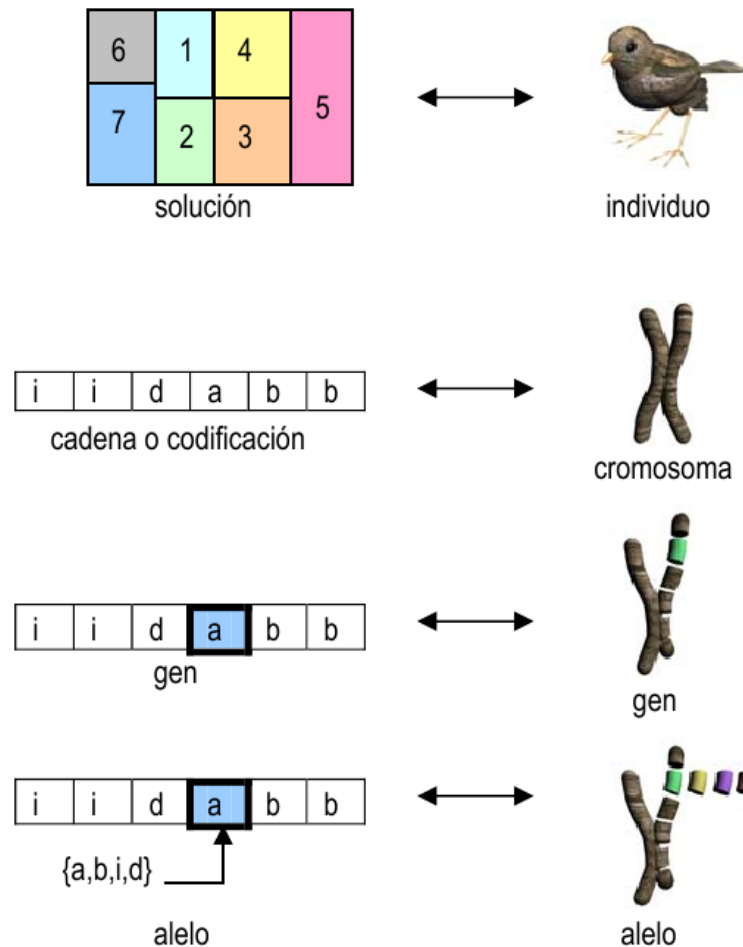


Figura 2.10: Analogías en los algoritmos genéticos I

La relación entre la codificación de una solución y la propia solución estará influida por el dominio de ubicación de las actividades, de la misma forma que el fenotipo de un individuo depende de su genotipo y, además, del medio en el que se desenvuelve, como se aprecia en la figura 2.11 (a). Dado un medio externo concreto, diferentes genotipos darán lugar a individuos diferentes. De la misma forma, dado un dominio de ubicación fijo, como el mostrado en la figura 2.11 (b), diferentes codificaciones darán lugar a diferentes soluciones [47].



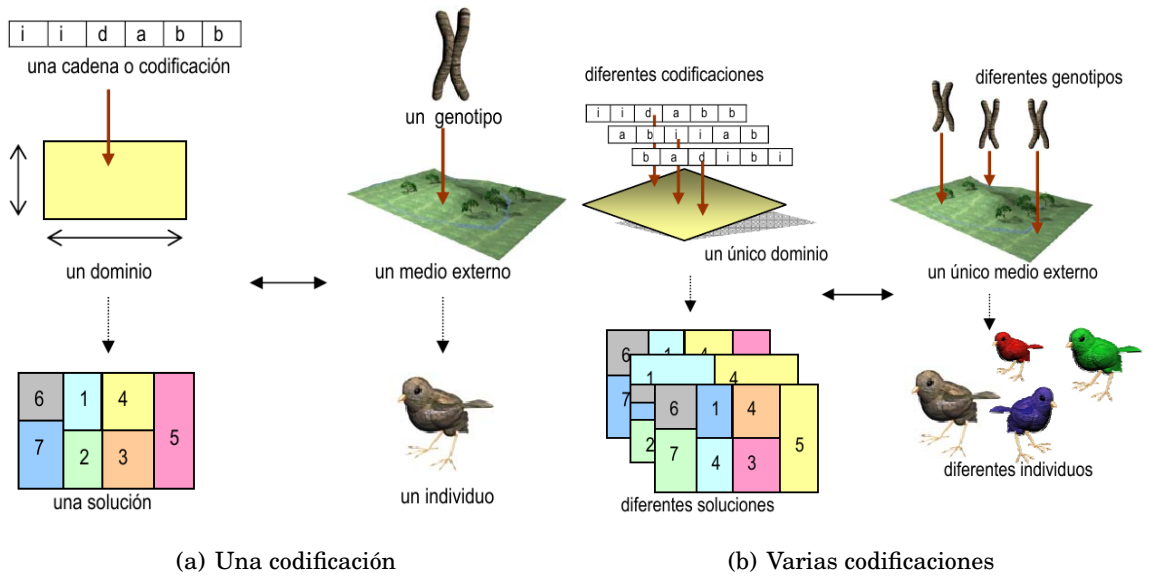


Figura 2.11: Analogías en los algoritmos genéticos II

En la figura 2.12, puede apreciarse qué ocurre en el caso de que una misma codificación se exponga a diferentes dominios.

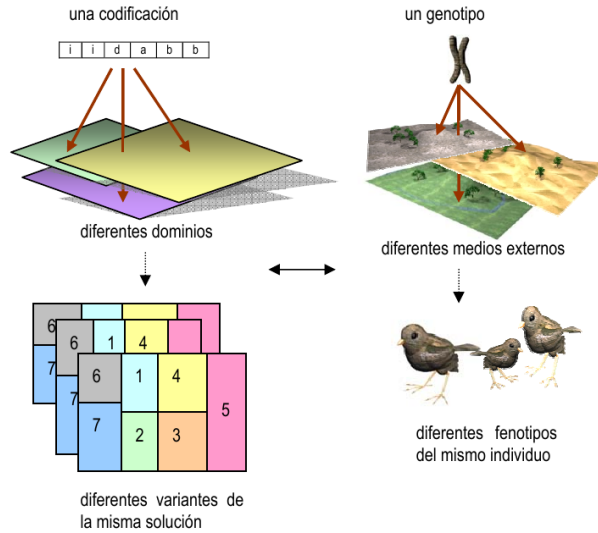


Figura 2.12: Analogías en los algoritmos genéticos III

Observando la figura 2.12 podría pensarse que una determinada cadena da lugar a individuos diferentes en función del entorno a la que se expone, con lo que se incumpliría la condición anterior. Sin embargo, lo que ocurre en realidad es que un determinado genotipo expuesto a diferentes medios, produce diferentes expresiones físicas del mismo individuo, es

decir, diferentes fenotipos de un mismo individuo. Una de las condiciones para implementar correctamente un algoritmo genético, es que exista una correspondencia biunívoca entre el espacio de soluciones y el espacio de las codificaciones. Esto es, cada codificación representa una y sólo una solución, y toda solución puede ser codificada una y sólo de una manera.

Se dice que los AE son métodos de búsqueda ciega, debido a que éstos no disponen de más información del problema a resolver que aquella obtenida de la función objetivo empleada. Esta característica junto con el hecho de que la búsqueda se realiza simultáneamente sobre un conjunto poblacional más o menos amplio, hacen de los algoritmos genéticos una técnica robusta de resolución de problemas. A esto contribuye el denominado paralelismo implícito de los algoritmos genéticos; debido al tipo de codificación empleado (generalmente binario), del procesamiento de cada individuo (del código de cada individuo) se obtiene información sobre todos los individuos cuyos códigos siguen patrones similares.

Debido a que los AE muestrean de forma simultánea muchos puntos en el espacio de búsqueda, son menos susceptibles que los métodos de solución única, como los basados en RNA, a quedar atrapados en la vecindad de un mínimo local y son capaces de localizar rápidamente regiones que valgan la pena en espacios de búsqueda de grandes dimensiones. La figura 2.13, muestra un modelo ideal para ilustrar la forma en la que trabaja un AE. El fitness de cada individuo en la población se representa por su posición en el modelo.

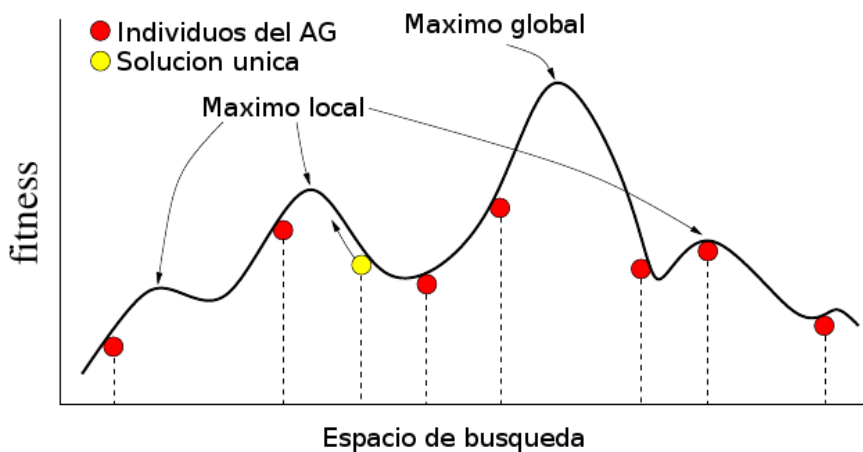


Figura 2.13: Modelo de fitness que ilustra la forma de operar de un AE

En la figura 2.13, se observa que en un método basado en solución única, como por ejemplo las RNA, si el punto de búsqueda inicial, mostrado en el círculo amarillo, falla al identificar la región mas cercana al óptimo global, el algoritmo podría quedar atrapado, ya que únicamente cuenta con información local con la cuál tiene que realizar la siguiente inferencia para mejorar la solución. Entonces, ascenderá el gradiente hacia el máximo local.

En los AE, aunque algunos individuos, mostrados en los círculos rojos, podrían encontrarse cerca de algún máximo local, es menos probable que quede atrapado, debido a que la población en general proporciona información global acerca del modelo. Existe una mayor oportunidad de que algún individuo que este cerca del óptimo global, con lo que los operadores genéticos le permitirán moverse a la población del AE en grandes saltos para enfocar la búsqueda en las regiones mas fructíferas del modelo.

Aunque los AE y las RNA tienen como elemento común que son estrategias generales de búsqueda, ambas varían en su rango. Los AE realizan una búsqueda mas global que las RNA. La figura 2.14 muestra la convergencia de ambas estrategias.

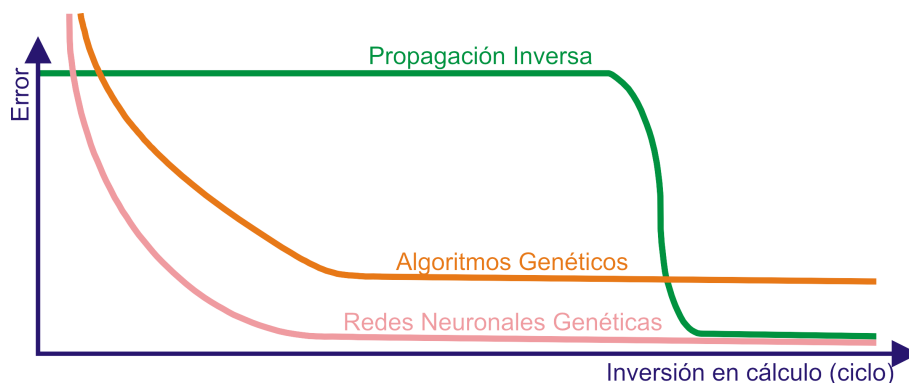


Figura 2.14: Convergencia entre RNA y AG

Como se aprecia en la figura 2.14, a las RNA les toma mas tiempo alcanzar la vecindad de una solución óptima, sin embargo, la alcanzan con mayor precisión. Por otro lado, los AE investigan el espacio entero de búsqueda, por lo que son capaces de alcanzar con mayor rapidez la región de las soluciones óptimas, sin embargo, experimentan dificultades para localizar un punto exacto. Esto sucede, debido a que al final el ajuste fino de la solución recae casi por completo en el operador de mutación. El combinar ambas estrategias, RNA-AE, parece ser

el mejor proceder [42, 48, 51, 107, 122–125]. Los métodos NeuroEvolutivos se desempeñan tan bien como lo hacen de forma independiente los AE o las RNA, en la búsqueda de una solución satisfactoria.

En la figura 2.15 se observa que el proceso evolutivo de una AG comienza con la creación aleatoria de una población definida por el problema que se desea resolver [27, 40, 44, 47, 128, 132, 133]. El algoritmo comienza creando un número determinado de cadenas que codifican un conjunto de soluciones al problema objeto de estudio. Este conjunto de individuos representa la población inicial y su tamaño es un parámetro fundamental del proceso.

El criterio para valorar la calidad de cada una de las soluciones (en la analogía el grado de adecuación de cada individuo al entorno) es el valor de la función objetivo. Así en un proceso denominado genéricamente evaluación, se determina el valor de la función para cada individuo. Una vez conocida la valoración de cada individuo se somete a la población a un proceso denominado selección, mediante el cuál se selecciona un grupo de individuos que determinarán la nueva generación. La selección puede llevarse a cabo mediante diversos procedimientos, pero en general se realiza otorgando una mayor probabilidad de ser elegido a los individuos mejor valorados.

Aunque de esta fase del algoritmo existen múltiples variantes, en general, los individuos elegidos forman una población intermedia o auxiliar, de la que se seleccionarán los individuos que se reproducirán de manera efectiva. Estos serán sometidos a los operadores genéticos (habitualmente cruzamiento y mutación), que permitirán obtener una descendencia que recoja las mejores características de los progenitores e introduzcan diversidad en la población. Del conjunto de la población auxiliar y de la descendencia se escogerá el número suficiente de individuos como para formar una nueva población. Este proceso de sustitución de los individuos de la generación anterior por nuevos individuos (que pueden ser idénticos a los ya existentes) se denomina reemplazo. Todo el proceso (evaluación, selección, aplicación de operadores y reemplazo) se repite hasta que se cumple un criterio de parada preestablecido.

---

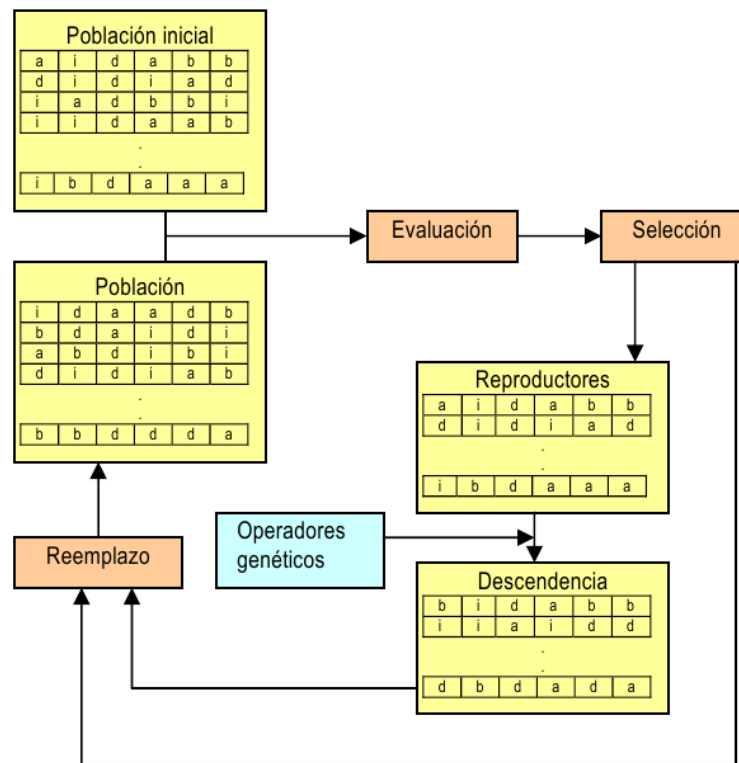


Figura 2.15: Estructura evolutiva de un algoritmo genético

Ante toda esta diversidad se hace necesario establecer las condiciones para una correcta implementación de los algoritmos genéticos. Para implementar de forma adecuada y con garantías un algoritmo genético, es necesario observar el cumplimiento de una serie de condiciones, que pueden resumirse en la correcta definición de los siguientes aspectos:

**Codificación de las soluciones.** La codificación de las soluciones en un algoritmo genético debe realizarse de forma binaria. Goldberg enunció dos principios fundamentales que debe cumplir una codificación: Principio de los bloques constructivos con significado y Principio del alfabeto de símbolos mínimo. Se considera que una codificación representa de manera adecuada un problema cuando posee estas cinco propiedades: Completitud, coherencia, uniformidad, localidad y sencillez.

La codificación binaria no resulta adecuada para la mayoría de problemas de búsqueda, puesto que no siempre es posible encontrar una codificación que dé significación a cada uno de los elementos que forma la cadena. En la práctica, lograr una codificación binaria perfecta

que posea las cinco características anteriores resulta imposible. Por otra parte, en caso de que se lograra dicha codificación binaria perfecta, sería muy difícil que cumpliera el principio de los bloques constructivos con significado. Este es el caso de gran parte de los problemas de ingeniería en los que se requiere una elevada precisión numérica. La representación binaria puede, en estos casos, originar individuos de gran tamaño que requieren grandes capacidades de cómputo y almacenamiento, y que no permitan la aparición de esquemas significativos, cortos y de bajo orden. Por otra parte, individuos representados por cadenas extremadamente largas, hacen aumentar el tamaño del espacio de posibles soluciones, lo que hace disminuir el rendimiento de los algoritmos genéticos.

La codificación no-binaria parece ofrecer resultados, que en muchos casos, superan los obtenidos mediante codificaciones binarias. Sin embargo, la explicación a este fenómeno no es sencilla. Para explicar esta circunstancia, Goldberg presentó una teoría para tratar de explicar porqué representaciones de alta cardinalidad ofrecen tan buenos resultados [Goldberg, 91]. Esta teoría, llamada teoría de los alfabetos virtuales, explica que el conjunto de alelos que son empleados en la codificación de los individuos converge en las primeras iteraciones a un conjunto más pequeño, reduciendo el número de alelos efectivos y disminuyendo así la cardinalidad del conjunto.

**Creación de la población inicial.** De forma general esta población inicial se crea de manera aleatoria, aunque en algunos casos se realiza mediante el uso de técnicas heurísticas. Es conveniente que esta población sea lo más variada posible, conteniendo individuos de características muy diferentes. Por otra parte, debe tratarse que el número de cadenas que representan individuos no factibles sea lo más reducido posible.

En problemas muy restringidos puede resultar difícil localizar una cantidad suficiente de individuos factibles, como para completar una población inicial de determinado tamaño. Por otra parte, emplear tamaños pequeños de población suele concentrar la búsqueda del algoritmo en zonas pequeñas del espacio de soluciones, y hace disminuir la diversidad. Este problema puede resolverse empleando tamaños de población variable. En este tipo de estrategias el tamaño de la población va aumentando o disminuyendo en función del grado de conver-

---

gencia de la población. Así, es posible emplear un tamaño pequeño para la población inicial que facilite localizar suficientes individuos factibles y, posteriormente aumentar el tamaño. El tamaño de población inconstante es empleado también en ciertas variantes de los algoritmos genéticos que limitan el tiempo de supervivencia de los individuos introduciendo el concepto de 'edad' del mismo.

La velocidad de convergencia del algoritmo puede depender en gran medida de la población inicial escogida. Una población inicial poco variada puede dar lugar a fenómenos de deriva genética, y una en la que un individuo es especialmente bueno (superindividuo) puede provocar la convergencia prematura hacia óptimos locales.

**Función de evaluación y Función de aptitud.** Para poder evolucionar hacia poblaciones cada vez más adaptadas al entorno es necesario conocer el grado de aptitud de los individuos, es decir, tiene que poderse evaluar cada individuo y ser comparado con el resto de la población. El mecanismo de selección posterior dependerá de la medición de la aptitud de los individuos. En este sentido cabe distinguir entre función de evaluación y función de aptitud.

El resultado de la función de evaluación es lo que se persigue maximizar (o minimizar). Es en sí el objeto del problema planteado. Sin embargo, en ocasiones no es posible o conveniente emplear dicha función para evaluar los individuos en un algoritmo genético.

Puede no ser sencillo expresar de manera numérica el objetivo perseguido en la resolución del problema, y en caso de conseguirlo, la expresión de la función puede ser excesivamente compleja y difícil de implementar informáticamente. Entre los cálculos realizados por una computadora para la ejecución del algoritmo, aquellos destinados a evaluar los individuos son, con diferencia, los que más tiempo de proceso requieren. Así pues, debe tratarse de simplificar en lo posible la expresión de la función de evaluación. Es interesante destacar, que los algoritmos genéticos obtienen buenos resultados con funciones de aptitud que son simplificaciones de las de evaluación. Es decir, son suficientemente insensibles al error como para permitir utilizar expresiones simplificadas mediante, por ejemplo, la linealización.

---

Inconvenientes añadidos al empleo de una función de evaluación pura en el algoritmo, son la necesidad de que ésta deba devolver siempre valores positivos y que, en algunos casos, se debe minimizar el valor obtenido en lugar de maximizarlo. La necesidad de que los valores devueltos por la función sean positivos, es debida a que ésta es una de las hipótesis de partida sobre las que se asienta el teorema de Holland. Por lo tanto, se somete a la función de evaluación a una serie de transformaciones que facilitan su uso en el algoritmo. Las más habituales son el desplazamiento y el escalado.

**Operadores genéticos.** Para que en la naturaleza las poblaciones evolucionen hacia una mayor adaptación a su entorno, los individuos de cada generación deben ser sustituidos por otros, de tal forma que recojan aquellas características exitosas de sus progenitores. No obstante, esto no es suficiente si se pretende mejorar la adaptación de la especie. Se hace necesario que los nuevos individuos aporten características fenéticas novedosas, obtenidas de la combinación de la carga genética de sus progenitores, o de la aparición de cambios aleatorios en su codificación genética. Esta tarea es asumida en los algoritmos genéticos por los operadores genéticos.

Existe una gran diversidad de operadores genéticos, resultantes en la mayor parte de adaptaciones al problema particular que se trata de resolver. Sin embargo, los tres operadores básicos característicos de los algoritmos genéticos son: la selección, el cruce y la mutación. Cada uno de ellos desempeña un papel fundamental en la mejora de la aptitud de las poblaciones; el operador selección es análogo a los procesos competitivos para lograr la supervivencia y el apareamiento; el cruce es análogo a la combinación de las cargas genéticas de los individuos que se aparean y reproducen; y la mutación simula las alteraciones que por diversas causas se producen en el código genético de algunos individuos.

El cruce es el operador por excelencia de los algoritmos genéticos. Mediante este operador se consigue el intercambio de información genética entre individuos, mecanismo que combinado con la acción del operador selección, provoca la transmisión y combinación en las nuevas generaciones, de aquellos genotipos que se han expresado en fenotipos exitosos. A priori es imposible saber si las nuevas estructuras generadas poseerán una aptitud mayor que

---



sus progenitores, pero la acción combinada de la selección y el cruce hace posible a la larga, identificar los bloques constructivos o grupos de genes que suponen características deseables en los individuos. El operador cruce produce la convergencia hacia las mejores combinaciones de la carga genética ya presentes en la población.

Los algoritmos genéticos son capaces de explorar y explotar el espacio de soluciones. Por explotar se entiende realizar una búsqueda exhaustiva en una zona restringida del espacio. Esta tarea se realiza mediante el operador cruce, que actúa como un intensificador de la búsqueda en la zona del espacio de soluciones actualmente ocupada por la población.

El efecto exploratorio, por el que se prospectan zonas del espacio alejadas de las soluciones presentes en la población, es asumido por el operador mutación. Como se representa gráficamente en la figura 2.16, mientras la población converge hacia un óptimo local, esa zona del espacio de soluciones es estudiada, posteriormente, el operador mutación hace posible el salto hacia otros lugares inexplorados.

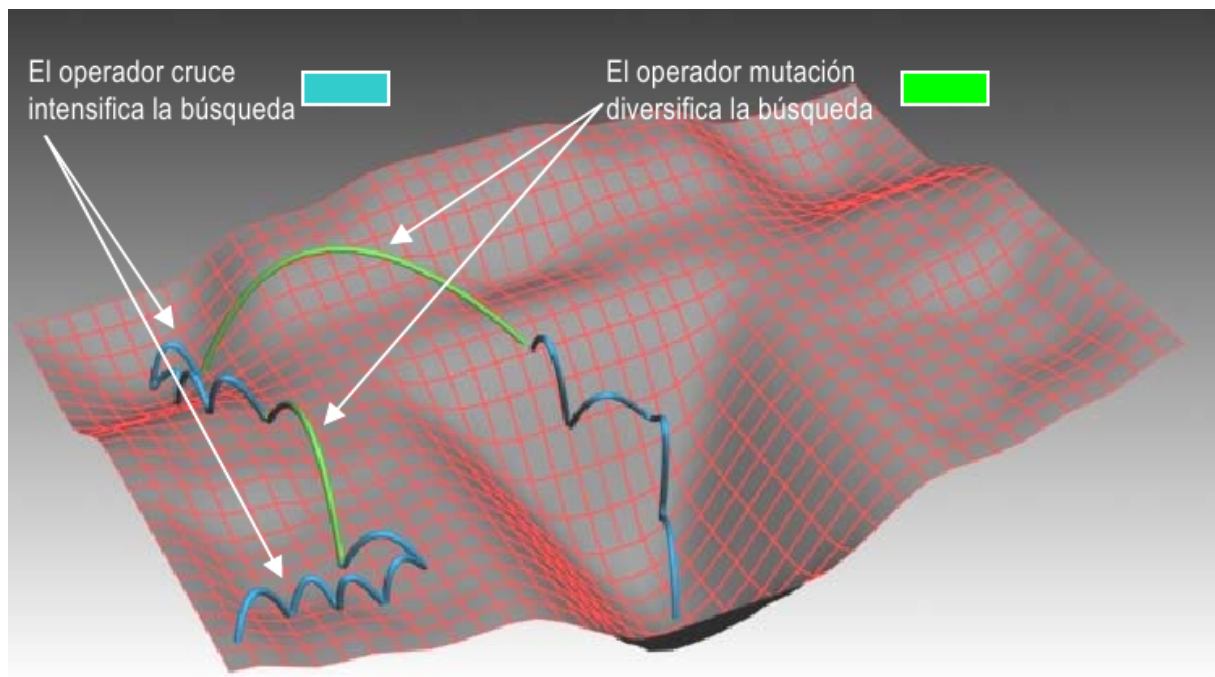


Figura 2.16: Efectos intensificadores y diversificadores de los operadores cruce y mutación

La mutación, salvo en algunas variantes, suele estar presente en casi todas las implementaciones de los algoritmos genéticos. Es frecuente considerarlo un operador secundario frente al cruce, introducido para asegurar que todos los alelos posibles entran alguna vez en la población. Este operador introduce la variabilidad genética aleatoria que contrarresta el efecto uniformizador del operador selección, y evita la convergencia hacia el primer óptimo local encontrado por el algoritmo. Por tanto, la mutación asume tareas diversificadoras de la población, y permite trasladar la búsqueda hacia zonas alejadas del espacio de soluciones (figura 2.16).

**El proceso de selección y reemplazo.** En la naturaleza los individuos mejor adaptados al medio tienen más probabilidades de reproducirse y de sobrevivir durante varias generaciones. De esta manera mantienen y diseminan en la población las estructuras genéticas que desarrollan fenotipos exitosos. Los individuos menos aptos encuentran más dificultades para reproducirse y su esperanza de vida es menor. A este proceso se le denomina Selección Natural y permite que cada generación mejore su adaptabilidad con respecto a las generaciones precedentes, dando lugar a la evolución de las especies. En la analogía con la Naturaleza planteada en la estructura y principios de funcionamiento de los algoritmos genéticos, dicho proceso de Selección Natural se realiza mediante dos procedimientos: la selección propiamente dicha y el reemplazo.

El proceso de selección elige un subconjunto de la población formado por aquellos individuos que conformarán, por diversas vías, la siguiente generación. Los procesos en los que interviene la selección son: la generación de la población de criadores, la selección de los supervivientes y, en caso de que se emplee una estrategia elitista, la selección de la élite.

Aunque existen múltiples variantes, en el Algoritmo Genético Básico, el proceso de selección comienza seleccionando a los individuos de la población que servirán de criadores. De entre estos individuos (que forman una población auxiliar o intermedia) se selecciona a los que efectivamente se reproducirán. Este conjunto de operaciones es la Selección propiamente dicha. El proceso de escoger aquellos individuos de entre la población intermedia y los descendientes que formarán la nueva generación por sustitución de la antigua, se denomina Reem-

---

plazo. La selección puede llevarse a cabo entre otros, por los siguientes tipos de muestreo: directo, aleatorio simple, estocástico, diferenciado, conservador, excluyente, por valor esperado, por contadores y universal o por ruleta.

La selección adecuada de los parámetros descritos para los AE no es una tarea trivial. Existen interacciones evidentes entre la actuación de los operadores genéticos y el tamaño de la población, que convierten a la parametrización en un complejo problema de optimización no lineal [134–136]. Los parámetros adecuados dependen además fuertemente del tipo de función de aptitud empleada y, por tanto, del problema a resolver. En el actual estado del arte de la teoría relacionada con los AG, la selección de los parámetros se realiza empleando la técnica de ensayo y error, es poco eficiente, consume mucho tiempo y los resultados obtenidos son poco confiables, por lo que el tema de la adecuada parametrización de los algoritmos genéticos está lejos de ser resuelto. Lo anterior pone de manifiesto la evidente necesidad de buscar estrategias metodológicas y sistemáticas para resolver de forma eficiente los problemas planteados.

Las teorías basadas en técnicas de IA, como las RNA y/o AE, han brindado una alternativa a la computación clásica para aquellos problemas en los que los métodos tradicionales han entregado resultados no muy convincentes o poco convenientes. Las aplicaciones más exitosas de las RNAs son: procesamiento de imágenes y de voz, reconocimiento de patrones, planeación, interfaces adaptivas para sistemas hombre/máquina (robótica), predicción, control y optimización, filtrado de señales. En los últimos años, se ha intentado aplicar la teoría de RNA en al área de investigación de la ciencias nucleares, en el ámbito que tiene que ver con resolver el problema de la reconstrucción de espectros de neutrones y el cálculo de dosis equivalentes por medio de las lecturas tomadas con el Sistema Espectrométrico de Esferas Bonner (SEEB). [54, 55, 62–65, 97–104]

---

## 2.2. Espectrometría de Neutrones

Los campos de neutrones se encuentran presentes en particular en el interior de las contenciones de las instalaciones nucleares experimentales o de potencia y en las unidades de tratamiento de combustible nuclear [66–68, 70, 72, 80, 137, 138]. Se encuentran además presentes en la radiación cósmica y en la proximidad de los aceleradores de partículas, en particular de aquellos utilizados en algunas aplicaciones médicas. Existe una constante necesidad en determinar la dosis equivalente de neutrones debido a que diferentes fuentes de neutrones pueden impactar en las condiciones de trabajo. La medición y cálculo de la fluencia de espectros de neutrones son un factor clave en la dosimetría para la protección radiológica de neutrones [69, 92, 139–143].

Los neutrones ya provengan de fuentes naturales o como los producidos por actividades humanas, cubren un amplio margen de energías que se extienden desde pocas décimas de eV o menos, hasta varios centenares de MeV [70, 73, 144]. La variación rápida de la sección eficaz con la energía del neutrón, ha incitado a clasificar a los neutrones en categorías según su energía cinética y tipo de interacción. Si bien los límites que definen esta clasificación aun están sujetos a discusión, los neutrones se clasifican de acuerdo a su energía, ya que el tipo de reacción que sufre el neutrón depende directamente de ésta [82, 84]. El cuadro 2.1 muestra una clasificación aceptada de los neutrones atendiendo a su energía.

Cuadro 2.1: *Clasificación de los neutrones*

<b>Neutrones</b>	<b>Rangos de energía</b>
Térmicos	< 0.4 eV
Intermedios	0.4 eV - 10 keV
Rápidos	10 keV - 10 MeV
Relativistas	> 10 MeV

Los neutrones térmicos son aquellos que se encuentran en equilibrio térmico con los núcleos del medio donde se encuentran, se les puede aplicar las nociones de la teoría cinética de los gases y su distribución sigue la estadística de Maxwell–Boltzman; los neutrones intermedios resultan de la colisión elástica de los neutrones rápidos en materiales de bajo número

atómico, la distribución de éstos neutrones es proporcional al inverso de su velocidad; los neutrones rápidos son aquellos que tienen una energía superior a unas decenas de keV, valor utilizado como límite por debajo del cual los instrumentos para la detección de estos neutrones resultan inadecuados; finalmente, se consideran relativistas todos los neutrones cuya energía es superior a los 10 MeV.

Como se aprecia en la figura 2.17, la ausencia de carga eléctrica del neutrón le confiere un elevado poder de penetración y la posibilidad de interactuar con la materia de manera distinta a la de las partículas cargadas ( $\alpha$  y  $\beta$ ) y radiación electromagnética ( $\gamma$ ) [145]. Dadas las dimensiones ocupadas por los núcleos, éstas interacciones tienen una sección eficaz pequeña y producen, excepto casos particulares, una escasa pérdida de energía, lo que conduce a que sea necesario un gran número de colisiones para que la energía del neutrón disminuya de manera significativa [66–68, 70, 72]. Esta circunstancia hace que los neutrones en conjunto con la radiación  $\gamma$ , sean mucho más penetrantes que las partículas cargadas y puedan de esta forma atravesar espesores importantes de materia.

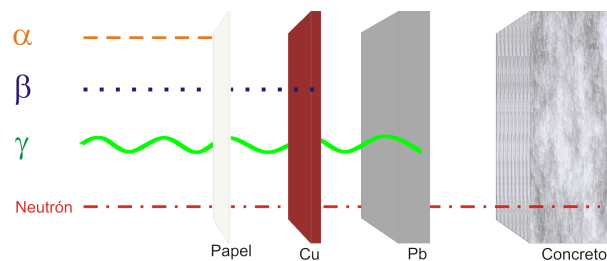


Figura 2.17: Poder de penetración de partículas radiactivas

Debido a la ausencia de carga eléctrica del neutrón y a la manera en que interactúa con la materia, no existe un detector de neutrones rápidos de registro directo (neutrones con energía cinética mayor que 200 KeV); por lo que se hace necesario hacerlos pasar por un medio moderador rico en hidrógeno, en el cual el neutrón pierde energía cinética con el fin de que la energía del neutrón alcance rangos que lo hagan detectable (energía menor que 0.2 MeV). La principal causa por la cual los neutrones pierden energía en el medio moderador es por colisiones elásticas y en menor grado por colisiones inelásticas [82, 84].

En la figura 2.18, se puede observar que los neutrones rápidos se frenan dentro del mod-

erador y llegan al detector en estado térmico, mientras que los neutrones inicialmente termalizados son parcialmente capturados dentro del moderador y no alcanzan el detector. Aumentando el diámetro de la esfera moderadora, se desplaza el pico de sensibilidad del sistema hacia las energías altas y de esta manera es posible efectuar una espectrometría de neutrones. Tanto para la dosimetría como para la espectrometría de neutrones, se utilizan estas interacciones, ya que al producir partículas cargadas, éstas inducen en la instrumentación por medio de la ionización, señales eléctricas a partir de las cuales y mediante procedimientos adecuados, se remonta a la energía del neutrón detectado.

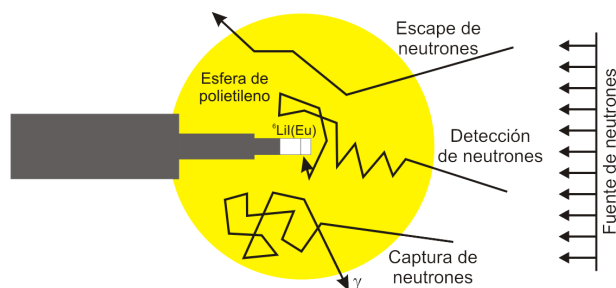


Figura 2.18: Detección de neutrones empleando medios moderadores

Los neutrones constituyen una radiación indirectamente ionizante que provoca a igual dosis absorbida, efectos biológicos más importantes que los producidos por los fotones. En la actualidad los instrumentos de radioprotección operacionales tienen respuestas muy dependientes de la energía y del espectro neutrónico, y sobre todo de la presencia en el mismo, de un componente importante de neutrones de energías intermedias. Todo ello hace difícil la interpretación de las indicaciones de los instrumentos utilizados para cuantificar la energía de los neutrones, si no se conoce la distribución espectral de fluencia (espectro) de los neutrones en los puntos de medida.

### 2.2.1. Espectrometría de Neutrones con el SEEB

Como se mencionó en la sección 2.2, la medición y en particular la determinación de espectros de neutrones no es una tarea trivial, debido principalmente a la ausencia de carga eléctrica que éstos presentan [146–148]. Las técnicas utilizadas para la detección de los neutrones, se describen ampliamente en numerosas referencias [66–70, 72, 73, 75–88, 92, 149–159]. Las dificultades específicas de la espectrometría de neutrones provienen de la complejidad y variedad de las interacciones de los neutrones con el tejido humano, interacciones que presen-

tan secciones eficaces muy diferentes en función de la energía. El resultado es que para un mismo valor de fluencia de neutrones, según se trate de neutrones térmicos o rápidos, la dosis absorbida puede llegar a ser un orden de magnitud diferente, diferencia que puede ser aun mayor para la dosis equivalente. Esta dependencia tan fuerte con la energía de los neutrones no ha podido ser replicada de modo plenamente satisfactorio por los métodos de medida hoy día existentes y es la principal causa de incertidumbre en su respuesta, en mayor proporción que la causada por la sensibilidad también limitada de esos métodos.

Aunque existe un amplio rango de dispositivos utilizados en la espectrometría de neutrones [146–148], la mayoría se pueden agrupar en un número pequeño de categorías generales, cada una de ellas basada en una técnica común sobresaliente, destacándose entre éstos el sistema Espectrométrico de Esferas Bonner (SEEB) [89–91, 91–93, 93, 160–174], el cual, como se aprecia en la figura 2.19 (a y b), está compuesto de un detector de neutrones térmicos y un conjunto de esferas de polietileno de alta densidad, cuyos diámetros varían de 1 a 18 pulgadas.

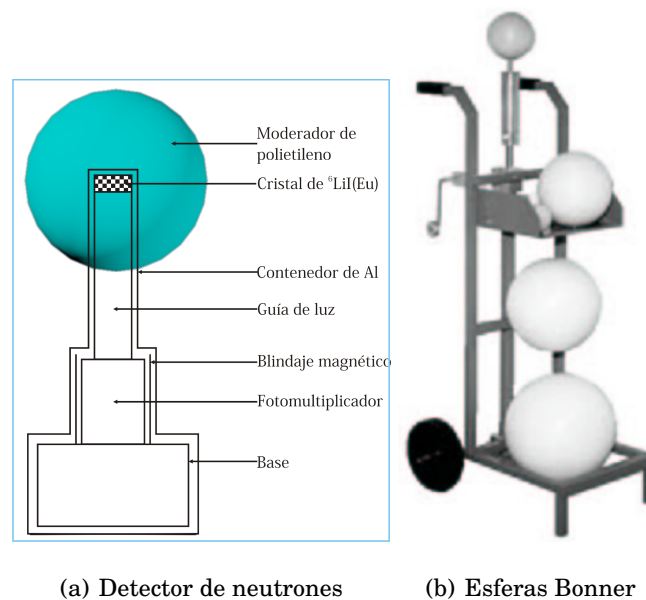


Figura 2.19: Sistema Espectrométrico de Esferas Bonner

La técnica de las esferas Bonner, involucra recolectar pulsos electrónicos que surgen de las interacciones entre los neutrones y los átomos de  ${}^6\text{Li}$  en un detector de Ioduro de Litio

dopado con Europio,  ${}^6\text{Li}(\text{Eu})$ , con el detector en diferentes configuraciones de conteo en el campo de irradiación de neutrones. Como se observa en la figura 2.20, la combinación detector-moderador tendrá una respuesta diferente a los neutrones en función de la energía.

A partir de la tasas de conteo tomadas con las esferas, es posible reconstruir el espectro de neutrones, el cuál proporciona información acerca de la distribución de energía de los neutrones incidentes. Como puede observarse en la figura 2.20, en el SEEB cada detector se caracteriza por una función de respuesta. A medida que se incrementa el tamaño del moderador, el pico de la función de respuesta cambia hacia neutrones de energía mayor.

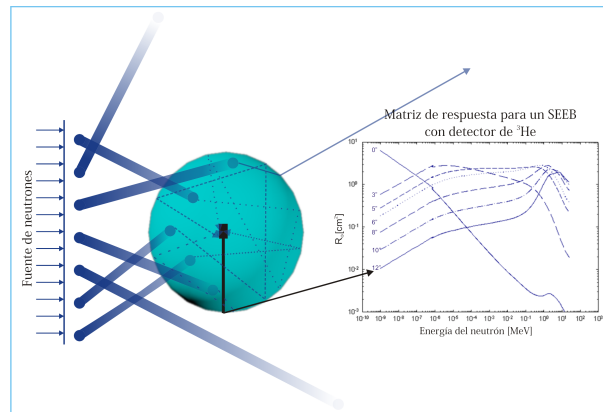


Figura 2.20: Combinación detector-moderador

Cuando se utiliza el SEEB, se miden las tasas de conteo que los neutrones producen en cada uno de los detectores del sistema [175, 176]. El tamaño de la esfera ocasiona que el sistema tenga una eficiencia de detección de neutrones en función de la energía, así, la matriz de respuesta del sistema, las tasas de conteo y el espectro de neutrones están íntimamente relacionados a través de la ecuación integro-diferencial de Fredholm de primer tipo [177]. Cuando neutrones de energía  $E_i$  alcanzan la esfera de diámetro  $D_j$  los neutrones pierden energía y alcanzan al detector produciendo una señal que se traduce en una tasa de conteo  $C_j$  [94]. El incrementar el diámetro de las esferas permite que se puedan detectar neutrones de energías mayores a las térmicas. Al conjunto de eficiencias en función de la energía de los neutrones se le llama “matriz de respuesta”, la relación entre las tasas de conteo, en función del diámetro de la esfera  $C(D)$ , la matriz de respuesta  $R(D, E)$  y el espectro de las muestras  $\Phi_E(E)$ , se muestran en la ecuación 2.7 [175, 176].



$$C(D) = \int_{E_{min}}^{E_{max}} R(D,E)\Phi_E(E)dE \quad (2.7)$$

Esta es la ecuación integro-diferencial de Fredholm de primer tipo, que en su versión discreta se indica en la ecuación 2.8.

$$C_j = \sum_{i=1}^m R_{i,j}\Phi_i \quad (2.8)$$

Donde  $C_j$  es la tasa de conteo del  $j$ -ésimo detector,  $R_{i,j}$  es la matriz de respuesta del  $j$ -ésimo detector de neutrones en el  $i$ -ésimo intervalo de energía,  $\Phi_i$  es la fluencia de neutrones en el  $i$ -ésimo intervalo de energía y  $m$  es el número de esferas del sistema espectrométrico.

Debido a que el número de detectores (esferas) es menor que el número de grupos de energía usados para describir el espectro, la ecuación 2.8 se convierte en un sistema de ecuaciones mal condicionado, en estos casos no existe una solución única, se tiene un número infinito de soluciones; el seleccionar aquella que tenga significado para el tipo de problema es parte del proceso de reconstrucción, por lo que se debe aplicar algún procedimiento para la deconvolución del espectro [94,95,171,175,178–200].

La figura 2.21 muestra que al utilizar las cuentas integrales leídas a partir del SEEB es posible reconstruir el espectro de neutrones empleando varios métodos, entre los que se pueden mencionar: los métodos Monte Carlo [198,201–205], de Parametrización [74,95,191,206] e Iterativos [160,189,192,207–209].

De la figura 2.21, se puede observar que las principales dificultades de éstos métodos, es la alta dependencia de la experiencia del experimentador y de la calidad de la información “*a priori*” (espectro inicial), que debe ser proporcionada a los mismos, asimismo, habiendo obtenido el espectro, las dosis se calculan por medio de los coeficientes de fluencia de dosis, que en la mayoría de los códigos de reconstrucción, son coeficientes no actualizados lo que conlleva a subestimarla, o bien, a obtener una dosis que ya no se utiliza.

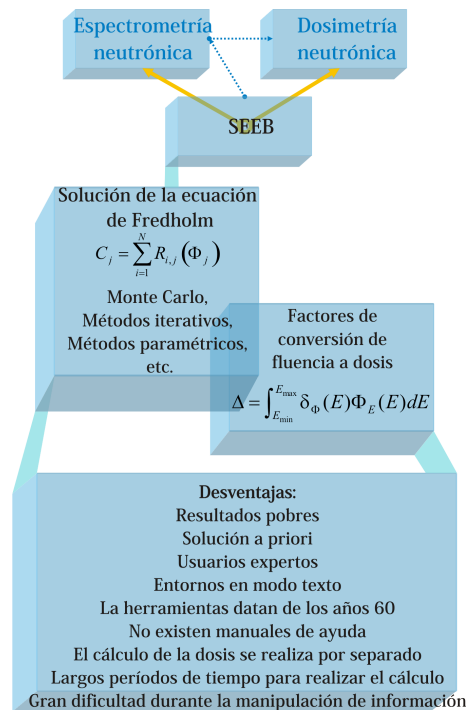


Figura 2.21: Técnicas clásicas para espectrometría de neutrones con el SEEB

Los métodos existentes hoy día empleados en la espectrometría y dosimetría de neutrones presentan limitaciones que pueden ser importantes en sus características operativas. Como consecuencia de estas limitaciones, la dosimetría de neutrones, tanto la de área como la personal, ha de hacerse con unos niveles de incertidumbre comparativamente mayores que la dosimetría de fotones o de electrones. Esta situación continúa a pesar del muy considerable y continuo esfuerzo investigador llevado a cabo para tratar de encontrar métodos alternativos o de mejorar los ya existentes.

La espectrometría de neutrones ha tenido que hacer frente durante su desarrollo en estas últimas décadas a numerosas dificultades, mismas que provienen tanto del dominio de la teoría como de la instrumentación y en su inmensa mayoría se deben a las propiedades específicas de la interacción de los neutrones con la materia, lo que explica que la precisión conseguida hoy día dentro del campo de la dosimetría de neutrones, sea netamente inferior al encontrado en el caso de la radiación gama.

No obstante las dificultades mencionadas o precisamente a causa de ellas, grupos de in-

investigadores han producido algunos avances significativos en los últimos años. Recientemente se han utilizado métodos como los basados en la Máxima Entropía [210,211] o en técnicas de IA como AG [212–214] y/o RNA [54, 55, 62–65, 97–104, 215–217], como métodos alternativos, mismos que pretenden resolver algunos de los problemas antes mencionados.

Como se observa en la figura 2.22, la reconstrucción de espectros de neutrones a partir del SEEB por medio de la tecnología de IA, es una técnica alternativa que está ganando popularidad entre los investigadores, ya que ofrece mejores resultados con relación a los métodos de solución tradicionales, empleados para tal fin.

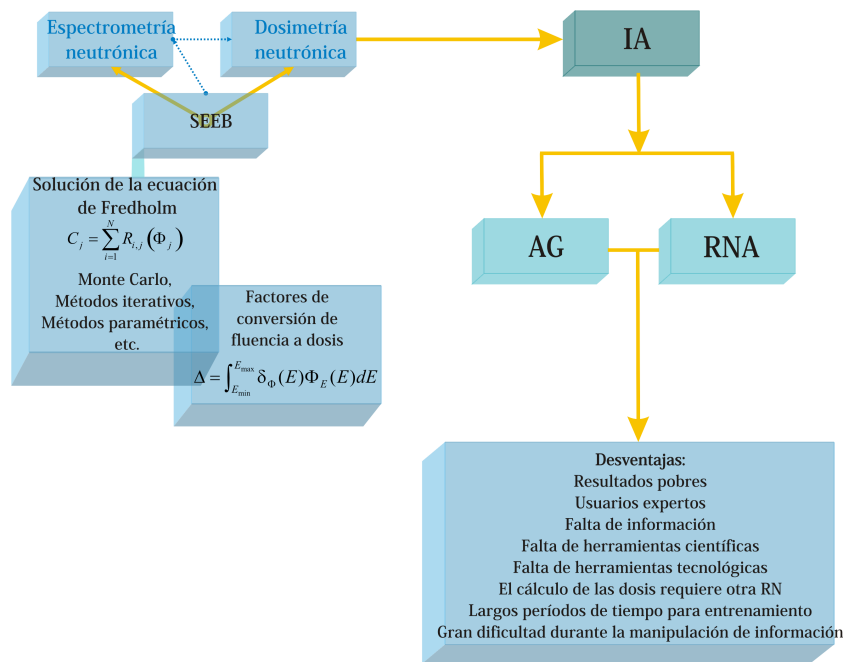


Figura 2.22: Espectrometría de neutrones con el SEEB y técnicas de IA

En la actualidad, las técnicas de IA están recibiendo gran atención por parte de los investigadores, debido a los resultados exitosos obtenidos, sin embargo, como puede observarse en la figura 2.22, en el actual estado del arte que tiene que ver con el uso de la IA en el ámbito de la espectrometría de neutrones, aún existen serios problemas con lo que se refiere a la selección óptima de parámetros de RNA y AG.

Actualmente los investigadores determinan éstos parámetros por medio de la técnica de

ensayo y error. Lo anterior implica que no es fácil para el diseñador elegir una topología de algoritmo o red satisfactorios, sin importar la experiencia que tenga.

Asimismo, debido a que es una tecnología emergente, la carencia de herramientas científicas y tecnológicas que estimulen su aplicación práctica en situaciones reales, como en el caso del presente proyecto en la espectrometría neutrónica, representa un serio obstáculo para su desarrollo.

Por consiguiente, debe existir una forma más sencilla y eficiente de superar éstas desventajas. Un investigador, con o sin experiencia en RNA y/o AG, no debería emplear mucho tiempo en la selección de los parámetros óptimos, sin embargo, en la práctica, el mayor porcentaje de tiempo se dedica a ésta actividad, porque se carece de métodos y estrategias en este dominio del conocimiento.

El procedimiento de diseño de las RNA y/o AG no es un problema trivial, y la determinación de un conjunto apropiado de valores de los parámetros estructurales y de aprendizaje de las mismas sigue siendo una tarea difícil.

Las dificultades intrínsecas asociadas con las RNA y los AG hacen difícil aplicar éstas teorías de IA en el ámbito de la espectrometría neutrónica, lo que ha motivado el estudio y desarrollo de metodologías de diseño de RNA y AG. Aunado a lo anterior, debido a que se trata de una tecnología emergente, se observa que se carece de herramientas científico-tecnológicas que permitan aplicar ésta tecnología de forma ágil y eficiente, en ambientes laborales, experimentales y de laboratorio.

---

---

## Capítulo 3

# Materiales y métodos

---

### 3.1. Introducción

El objetivo primario del presente trabajo de investigación se centra en dos aspectos fundamentales: en primer lugar, el estudiar, diseñar y aplicar técnicas de optimización, metodológicas y sistemáticas, en el diseño de arquitecturas robustas de RNA capaces de resolver con alto rendimiento los problemas relacionados con la espectrometría y dosimetría de neutrones. El segundo objetivo es el diseño de herramientas tecnológicas que permitan aplicar el conocimiento adquirido por las redes diseñadas en ambientes laborales, experimentales, y de laboratorio. En ésta sección, se exponen los materiales y métodos empleados en la búsqueda de conseguir los objetivos planteados.

Como se observa en la figura 3.1, la espectrometría y dosimetría de neutrones empleando la tecnología de RNA a partir de las tasas de conteo del SEEB realizada en este trabajo, se divide en varias etapas: en primer lugar, se realiza una etapa de pre-procesamiento de los datos que conformaran las matrices de entrenamiento de la RNA. En esta etapa del proyecto, se diseñaron los códigos de apoyo denominados; *“Código que automatiza la creación de matrices de entrenamiento de RNA empleadas en espectrometría Neutrónica”*, herramienta que automatiza el proceso de creación de las matrices de entrenamiento de las redes neuronales a ser diseñadas, y el *“Código Visual para la ejecución del código MCNP”* (VMCNPex, de sus siglas en inglés) [218], que permite realizar simulaciones de forma visual, amigable e intuitiva del código MCNP, en el proceso de rebobinado y cálculo de 13 cantidades dosimétricas en la espectrometría de neutrones.

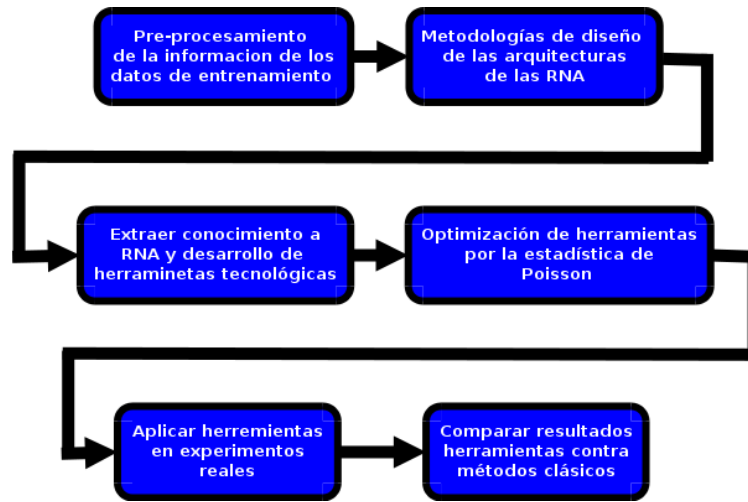


Figura 3.1: Esquema general de RNA aplicadas en la espectrometría neutrónica

Una vez que se construyeron las matrices de datos de entrada y salida de las redes a ser diseñadas, como se aprecia en la figura 3.2, la siguiente etapa consistió en determinar las topologías óptimas de las redes, para lo cual se exploraron dos metodologías: la "Metodología de Diseño Robusto de Redes Neuronales Artificiales (MDRRNA)" (RDANN, de sus siglas en inglés), que es una técnica estadística basada en la teoría del Diseño de Experimentos (DoE) [219, 220], y la técnica basada en "Redes Neuronales Evolucionadas por medio de Algoritmos Evolutivos (RNAE)" (EANN, de sus siglas en inglés), una tecnología híbrida de redes neuronales diseñadas por medio de AE [221–226].

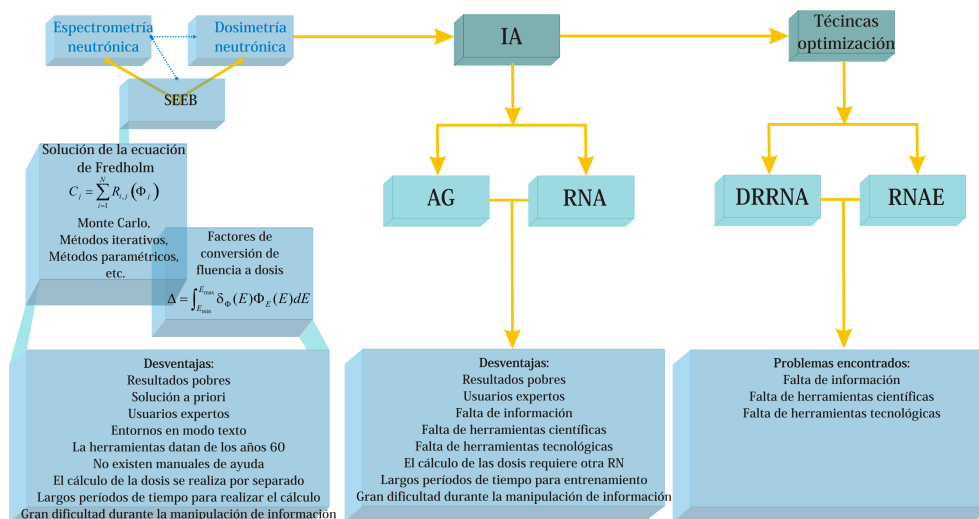


Figura 3.2: Técnicas de Optimización de RNA: DRRNA y RNAE

Con las redes entrenadas mediante las metodologías mencionadas, como puede observarse en la figura 3.3, la siguiente etapa centró su atención en el desarrollo de herramientas computacionales, mismas que permitieron emplear de forma eficiente, el conocimiento adquirido por las RNA en situaciones experimentales reales. Para lo anterior, luego de extraer el conocimiento de las redes creadas, se diseñaron los códigos de reconstrucción de espectros de neutrones basados en la tecnología de IA conocidos como: "Espectrometría y Dosimetría de Neutrones por medio de Redes Neuronales Artificiales" (NSDaan, de sus siglas en inglés) [220,227–230] y "Espectrometría y Dosimetría de Neutrones por medio de Redes NeuroEvolutivas" (NSDEaan, de sus siglas en inglés) [231–233]. En esta etapa, también se diseñó la herramienta de apoyo denominada "Caja de Herramientas para la Espectrometría y Dosimetría de Neutrones" (NSDTB, de sus siglas en inglés) [234–236], la cual permite comparar los espectros obtenidos con los diversos códigos de reconstrucción.

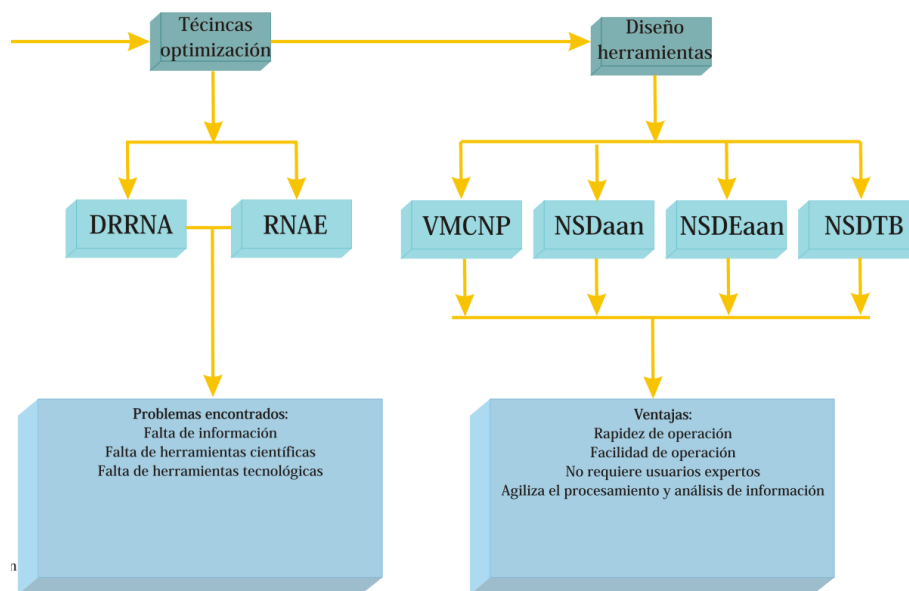


Figura 3.3: Códigos para espectrometría de neutrones basadas en RNA

Los códigos mencionados, como se muestra en la figura 3.4, se diseñaron en una etapa inicial en base a un SEEB con un detector de Ioduro de Litio activado por Europio  ${}^6\text{LiI}(\text{Eu})$ , compuesto de 7 esferas de polietileno para espectros de neutrones expresados en 31 grupos de energía [227, 228]. Sin embargo, debido a los resultados alentadores obtenidos, una segunda etapa en este proceso de diseño consistió en modificar los códigos previamente diseñados en base a un SEEB con un detector de  ${}^3\text{He}$ , compuesto de 12 esferas de polietileno para espectros

de neutrones expresados en 72 grupos de energía [220, 224, 237].

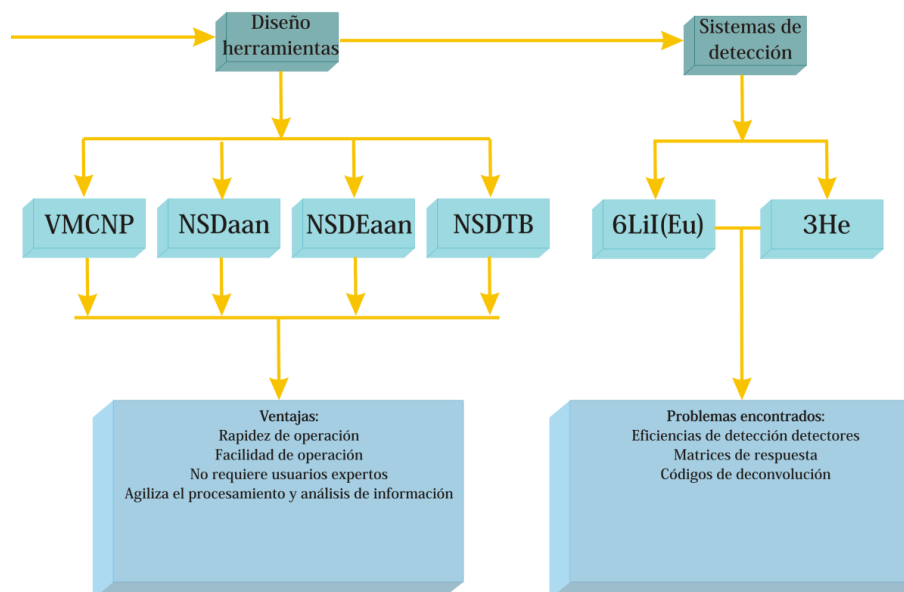


Figura 3.4: Códigos para espectrometría de neutrones basadas en RNA para un detector de  ${}^3\text{He}$

Construidos los prototipos de las herramientas computacionales, se realizó una etapa de optimización de los mismos, cuya finalidad consistió en calcular la incertidumbre asociada con las tasas de conteo obtenidas al emplear el SEEB, utilizando la estadística de Poisson, e implementada en una rutina de cómputo [238]. La etapa siguiente consistió en el uso de las herramientas de cómputo diseñadas, en ambientes experimentales reales, y comprobar su eficacia y rendimiento, por ello, en ésta etapa se realizaron experimentos en la reconstrucción de espectros de neutrones de diversas fuentes de neutrones en distintas condiciones, así como en aceleradores de partículas de uso médico. Para lo anterior, se utilizaron los datos experimentales obtenidos con los SEEB de la Unidad Académica de Estudios Nucleares (UAEN), perteneciente a la Universidad Autónoma de Zacatecas (UAZ), México, el Departamento de Ingeniería Nuclear (DIN), de la Universidad Politécnica de Madrid (UPM) en España y el Laboratorio de Patrones Neutrónicos (LPN), perteneciente al Laboratorio de Metrología de Radiaciones Ionizantes (LMRI) del Centro de Investigaciones Energéticas Medio Ambientales y Tecnológicas (CIEMAT), con sede en Madrid, España.

Una vez realizadas las mediciones explicadas en el párrafo anterior, y como se ilustra en



la figura 3.5, en la siguiente etapa se compararon los resultados obtenidos con las herramientas diseñadas, contra los resultados obtenidos utilizando las metodologías clásicas empleadas en la actualidad en los distintos laboratorios como son el código BUNKIUT en el caso de la UAZ y la UPM y el código UMG en el caso del CIEMAT, realizando un análisis de semejanzas y diferencias y resaltando las ventajas y desventajas que los sistemas diseñados presentan con relación a las metodologías clásicas.

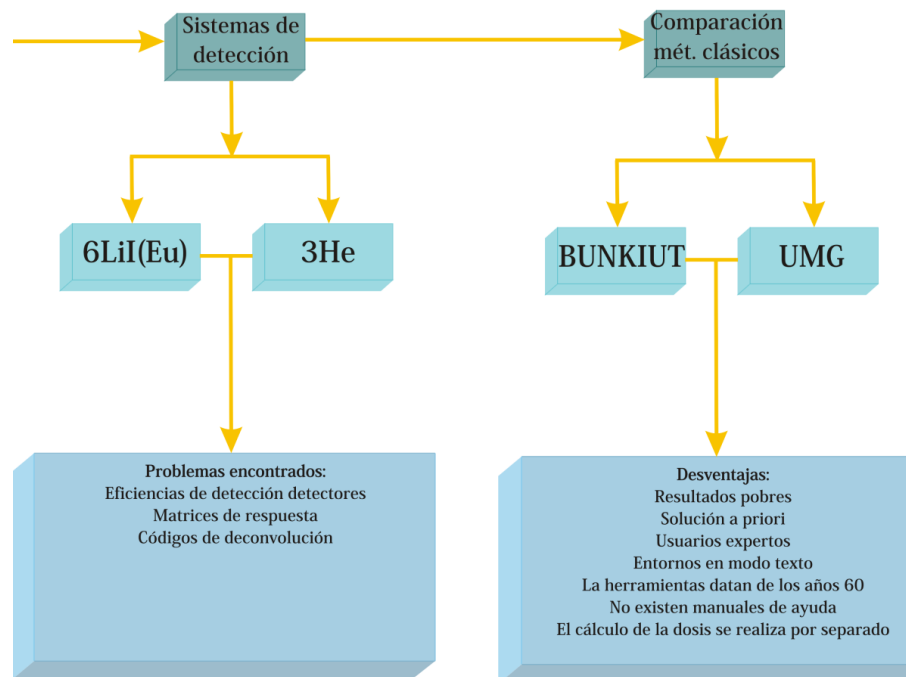


Figura 3.5: Comparación de métodos clásicos y los basados en IA en espectrometría neutrónica

A continuación se explica con mayor detalle cada una de las etapas realizadas durante la presente investigación.

### 3.2. Pre-procesamiento de la información

El procedimiento utilizado para obtener los datos de entrenamiento de la RNA fue propuesto por Vega-Carrillo et al [97–104]. En forma esquemática el procedimiento se muestra en la figura 3.6, en donde se puede observar que es necesario realizar varias etapas antes de poder iniciar con el proceso de entrenamiento de las redes a ser diseñadas, siendo una de las mas importantes la etapa de pre-procesamiento de los datos de entrenamiento de la red que se desea diseñar.

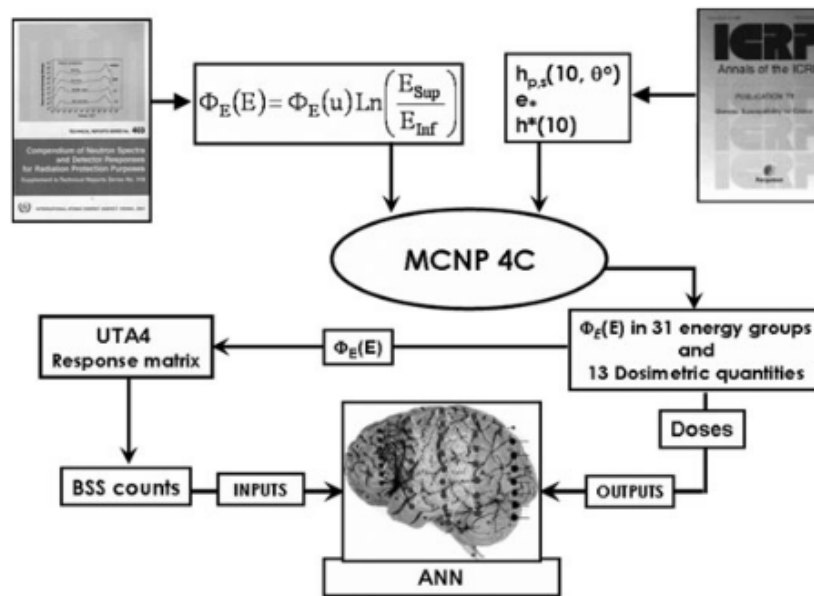


Figura 3.6: Metodología utilizada para la obtención de los datos del entrenamiento de la RNA.

El contar con un conjunto de datos, esto es, las matrices de entrenamiento tanto de entrada como de salida deseada, no es una tarea trivial, ya que como puede apreciarse en la figura 3.6, este proceso requiere el rebobinado de un conjunto de espectros de neutrones, mediante simulaciones realizadas con el código MCNP, tomados de una compilación realizada por la Agencia Internacional de Energía Atómica (IAEA, de sus siglas en inglés) [85,86,239]. Asimismo, mediante simulaciones MCNP, se requiere realizar el cálculo de 13 cantidades dosimétricas que incluyen de forma general la dosis equivalente ambiental, la dosis equivalente personal y la dosis efectiva, utilizando los coeficientes de conversión de fluencia a dosis publicados por el ICRP74 [240]. Lo anterior, involucra invertir una gran cantidad de tiempo, debido principalmente a que cada espectro de neutrones debe ser tratado de forma independiente desde el principio hasta el fin, en la forma que se describe a continuación.

Se tomaron todos los espectros contenidos en el compendio de espectros de neutrones compilado por la IAEA, dentro de los cuales se encuentran espectros producidos por fuentes isotópicas de neutrones, reactores nucleares, aceleradores de uso médico y de investigación en física, rayos cósmicos, etc. Estos espectros se encuentran expresados en unidades de letargia y están definidos en 60 grupos de energía, por lo que de letargia se convirtieron a espectros expresados por unidad de energía, utilizando la siguiente ecuación 3.1

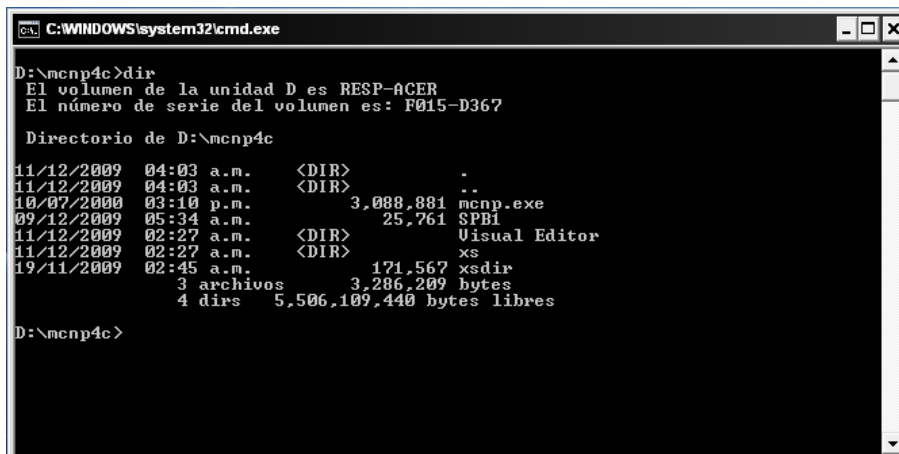
$$\phi_E(E) = \phi_E(u) * \ln\left(\frac{E_{sup}}{E_{inf}}\right) \quad (3.1)$$

Donde  $\phi_E(u)$  es el espectro de neutrones expresado en unidades de letargia,  $E_{sup}$  es el intervalo de energía superior y  $E_{inf}$  el intervalo de energía inferior.

Por cada uno de los espectros expresados en unidades de energía, se crea un archivo de entrada al código MCNP con el objetivo de realizar un proceso de rebobinado por cada uno de los espectros tomados en consideración. Lo anterior, tiene como propósito modificar la estructura de energía de los espectros de neutrones y calcular 13 cantidades dosimétricas, de acuerdo con las características de la energía de la matriz de respuesta del SEEB para el cuál se desea diseñar la RN.

Si bien la técnica propuesta por Vega-Carrillo et al ha mostrado ser prometedora, el proceso de rebobinado de los espectros de neutrones y el cálculo de las 13 cantidades dosimétricas, sufre un gran inconveniente: no se cuenta con herramientas tecnológicas, que hagan eficientes y ágiles las tareas relacionadas con el procesamiento de los datos. Actualmente las tareas involucradas en ésta etapa se realizan de forma completamente artesanal, utilizando procesadores de texto y hojas de cálculo, en donde el investigador copia y pega la información de una aplicación a otra, ya sea con el teclado o con el ratón, lo que implica invertir grandes cantidades de tiempo, lo que implica el riesgo de cometer errores de tipo humano por fatiga o falta de concentración. Lo anterior puso en evidencia la necesidad de contar con herramientas computacionales que agilizaran y facilitaran la realización de las tareas descritas.

En base a lo expuesto anteriormente y debido a la gran cantidad de información por manipular, al número elevado de simulaciones MCNP por realizar, ya que se tiene que crear un archivo de entrada por cada uno de los espectros que se utilizan en la matriz de datos de entrenamiento de la RNA y, a que la ejecución del código se realiza bajo entornos de consola de comandos en Unix ó MS-DOS en Windows, como se aprecia en la figura 3.7, el proceso de rebobinado de espectros resulta ser una tarea ardua y difícil, que demanda grandes cantidades de tiempo. Un proceso de rebobinado típico de los espectros compilados por la IAEA sin el auxilio de herramientas tecnológicas, podría abarcar un periodo de tiempo de 7 a 9 meses .



```
C:\WINDOWS\system32\cmd.exe
D:\mcp4c>dir
El volumen de la unidad D es RESP-ACER
El número de serie del volumen es: F015-D367

Directorio de D:\mcp4c
11/12/2009 04:03 a.m. <DIR> .
11/12/2009 04:03 a.m. <DIR> ..
10/07/2000 03:10 p.m. 3,088,881 mcpn.exe
09/12/2009 05:34 a.m. 25,761 SPB1
11/12/2009 02:27 a.m. <DIR> Visual Editor
11/12/2009 02:27 a.m. <DIR> xs
19/11/2009 02:45 a.m. 171,567 xsdir
3 archivos 3,286,209 bytes
4 dirs 5,506,109,440 bytes libres

D:\mcp4c>
```

Figura 3.7: Ejecución del código MCNP en el entorno MS-DOS de Windows

Al observar la figura 3.7, se puede apreciar que el entorno de consola de comandos ó MS-DOS no es amigable al usuario, ya que se tiene que escribir un comando por cada acción que se desea realizar, proceso que se vuelve en extremo lento y tedioso, como en el caso del presente proyecto, ya que son muchas las acciones a ejecutar sobre una gran cantidad de archivos que se manipulan, perdiéndose muy pronto el control sobre ellos.

El proceso de rebobinado tradicional de espectros de neutrones y cálculo de dosis equivalente por medio del código MCNP, involucra tres etapas fundamentales. En primer lugar, se requiere crear un archivo de entrada al código MCNP por cada uno de los espectros utilizados de la compilación realizada por la IAEA. Cada archivo de entrada debe contener las características de la energía de la matriz de respuesta del SEEB para el cuál se desea diseñar la RN y 13 cantidades dosimétricas. Este proceso puede tardar de 3 a 4 meses, de acuerdo con la velocidad con la que trabaje el investigador, ya que al no tener herramientas de apoyo, el proceso se realiza muy lento.

Debido a que por ser una tecnología emergente no existen herramientas que permitan efficientar y agilizar el proceso de creación de las matrices de entrenamiento de RNA empleadas en la espectrometría neutrónica y, dada la necesidad de contar con una herramienta tecnológica que resuelva los problemas descritos, se diseño una interfase gráfica de usuario en el entorno de programación de LabVIEW denominada *"Código que automatiza la creación de*

matrices de entrenamiento de RNA empleadas en espectrometría Neutrónica“, mostrada en la figura 3.8.

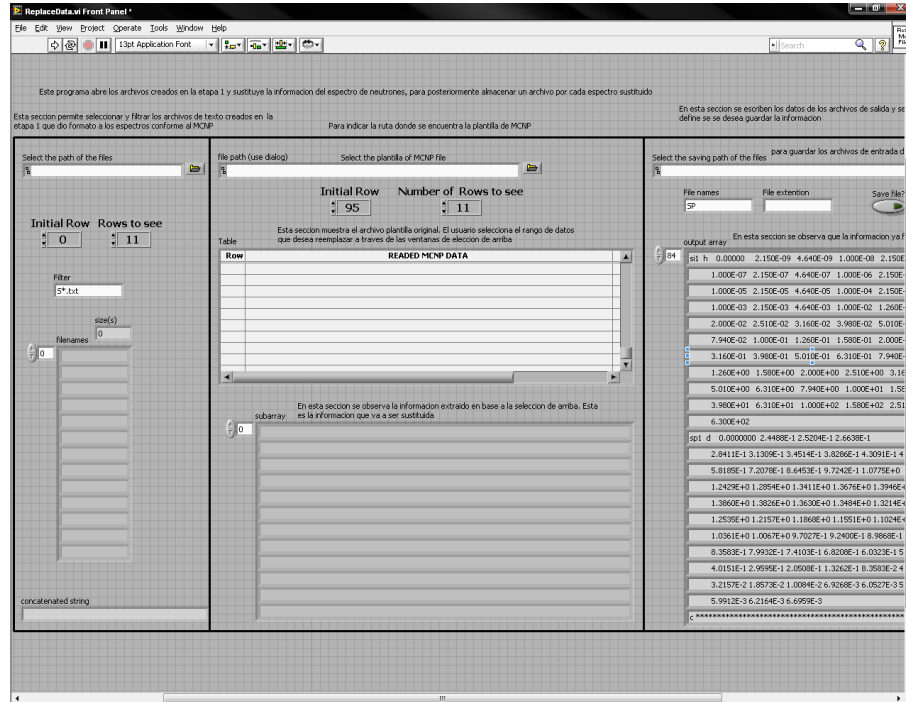


Figura 3.8: Código que automatiza la creación de matrices de entrenamiento de RNA en espectrometría Neutrónica

Esta herramienta permite realizar de forma automática, en donde el humano interviene solo para establecer algunos parámetros, la generación de archivos de entrada para la simulación del código MCNP con cada uno de los espectros contenidos en la compilación de la IAEA. Lo anterior reduce significativamente el tiempo empleado en esta actividad de meses a segundos.

La segunda etapa en el proceso de rebobinado involucra la simulación de cada uno de los archivos de entrada al código MCNP creados en la etapa anterior. Por cada archivo simulado, el tiempo invertido puede ser de algunas horas a varios días por espectro, debido entre otras razones a que el código MCNP se ejecuta sobre una plataforma MS-DOS, lo que hace muy complicada la manipulación de archivos. Dadas las múltiples desventajas que representa el uso de este entorno en el proceso de rebobinado de los espectros, se diseñó el código denomi-

nado “Código Visual para la ejecución del código MCNP” (VMCNPex, de sus siglas en inglés), mostrado en la figura 3.9. Esta es una herramienta gráfica, intuitiva y fácil de utilizar creada para ser ejecutada en ambientes de trabajo Windows, ofrece grandes ventajas en las operaciones de manipulación de la información si se compara con la técnica clásica previamente descrita. El uso de esta herramienta, resuelve muchos de los problemas asociados con el método tradicional y ahorra cantidades significativas de tiempo, permitiendo reducirlo de meses a semanas u horas de acuerdo con la plataforma de computo empleada en la simulación.

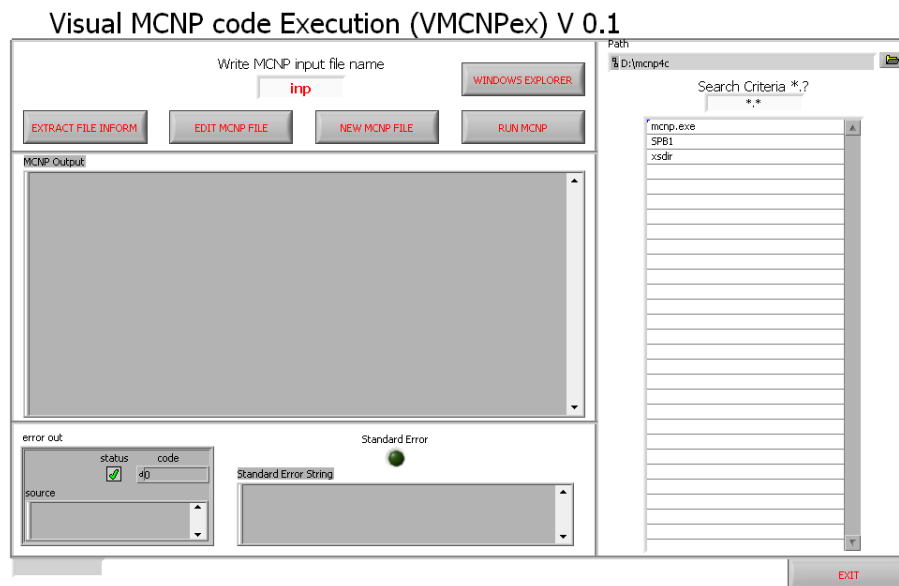


Figura 3.9: Entorno gráfico de VMCNPex

El entorno gráfico de VMCNPex permite entre otras cosas, ejecutar las simulaciones MCNP sin la necesidad de tener que escribir comandos MS-DOS. Para ejecutar el programa, el usuario solo tiene que seleccionar la ruta donde se encuentra almacenado el ejecutable MCNP (mncp.exe), para lo cuál se dispone de una herramienta de selección, mostrada en la parte superior derecha de la pantalla. Una vez seleccionada la ruta del ejecutable, el usuario puede observar en la ventana que aparece bajo la herramienta de selección de carpetas, que archivos se encuentran dentro de la carpeta seleccionada.

La tercera etapa en el proceso de rebobinado implica recuperar la información de espectros y dosis rebobinados mediante la simulación MCNP. Debido a la gran cantidad de archivos generados en el proceso de simulación, el proceso de recuperación de la información correspon-

diente a los espectros rebobinados y dosis calculadas sin el auxilio de herramientas tecnológicas implica buscar la información correspondiente en cada archivo de salida producido por la simulación del código MCNP. Esta actividad podría abarcar un periodo de tiempo de 3 a 4 meses. Por la razón anterior, se desarrollo en el código descrito en la etapa uno, una rutina de cómputo que permite extraer en un ambiente gráfico y de forma ágil y eficiente, la información relevante de éstos archivos. lo anterior permite reducir el tiempo empleado en esta actividad de meses a minutos.

Con la información correspondiente a los espectros rebobinados y las 13 dosis calculadas de cada uno de los espectros de neutrones utilizados a partir de la compilación relaizada por la IAEA y simulados con el código MCNP, se crearon las matrices de datos de entrada y salida utilizadas en los procesos de diseño, entrenamiento y prueba de la RNA. La matriz de salida está conformada por los espectros de neutrones rebobinados, expresados en unidades de energía, y 13 cantidades dosimétricas. Al multiplicar cada espectro de la matriz de datos de salida con la matriz de respuesta del SEEB para el cuál se diseña la correspondiente RNA, se calculan las tasas de conteo que este sistema produciría. Estos datos se utilizan como matriz de entrada de la RN.

La técnica propuesta por Vega-carrillo et al y las referencias analizadas que tienen que ver con el uso de la tecnología de RNA en la espectrometría neutrónica, ponen en evidencia un serio inconveniente: emplean la técnica de ensayo y error en el proceso de diseño de la arquitectura de las redes neuronales. Por la experiencia obtenida en etapas tempranas de diseño de arquitecturas de RNA, se observo que utilizar la técnica de ensayo y error implicaba invertir grandes cantidades de tiempo en la búsqueda de los parámetros óptimos de diseño de las redes, que abarcaban periodos de tiempo de mas de un año, esto sin considerar el tiempo empleado en el proceso de rebobinado para la creación de las matrices de entrenamiento explicado previamente. La técnica de ensayo y error no proporciona certeza alguna de encontrar en algún momento particular la mejor topología de red, debido a la falta de herramientas científicas, metodológicas y sistemáticas que pudieran ser aplicadas en este proceso.

Con la metodología antes mencionada, el usuario o experimentador debe reconstruir los

---

espectros de neutrones utilizando el entorno de Matlab, lo que hace muy difícil su implementación en ambientes experimentales reales. Lo anterior se debe a que se requiere tener instalado el programa Matlab y, posteriormente se requiere tener el archivo fuente que contenga la arquitectura de red diseñada y los pesos sinápticos de misma.

Además de lo antes mencionado, es indispensable que para operar ésta herramienta, el usuario cuente con bases sólidas en lo que se refiere a la teoría de RNA así como en la operación general del entorno de Matlab. Para aplicar con éxito ésta tecnología en el proceso de reconstrucción de espectros de neutrones por medio de ésta técnica, se requiere además tener conocimiento en el uso de la herramienta especializada que se utiliza en Matlab para trabajar con RNA (toolbox de RNA). Lo anterior, para un usuario no experimentado implica un serio inconveniente.

Otro inconveniente con el uso de ésta metodología, es el hecho de que para realizar el cálculo de las dosis equivalentes, se requiere utilizar una RNA diferente. Lo anterior implica aplicar la técnica de ensayo y error para determinar la topología de red, técnica que presenta grandes inconvenientes. Para reconstruir los espectros y calcular las dosis es indispensable que el usuario cuente con los dos archivos fuente que contengan sendas redes entrenadas para cada caso particular, y ejecutar en procesos separados cada una para obtener los resultados buscados.

Un inconveniente adicional se presenta cuando se desea comparar el desempeño de ésta tecnología contra el obtenido con métodos clásicos.

Por lo anterior, la siguiente tarea consistió en investigar, analizar y aplicar estrategias de diseño óptimo de RNA, mismas que se detallan a continuación.

### **3.3. Técnicas de optimización de RNA**

Aunque los trabajos propuestos por Vega-Carrillo et al establecen las bases metodológicas para realizar el pre-procesamiento de la información, carecen de una metodología sistemática para el diseño de las arquitecturas. Al igual que otros autores quienes han propuesto

---



el uso de las RNA en la espectrometría y dosimetría de neutrones, la determinación de los parámetros de RN se realiza por medio de la técnica de ensayo y error. En este proceso de diseño convencional de RNA, una práctica común es comenzar con una arquitectura, utilizando el juicio de alguien que haya diseñado una red semejante al problema que se desea resolver o haciendo uso de algunas pautas disponibles; posteriormente y en base a la suposición de las pautas anteriores se supone una arquitectura mejorada, comparando la arquitectura actual con la previa. Otra práctica común es comenzar con una arquitectura arbitraria y cambiar sucesivamente el nivel de cada parámetro de diseño, manteniendo constantes los otros parámetros en sus niveles de inicio. Posteriormente, el mejor nivel de cada uno se determina entre sus niveles iniciales y los niveles finales realizados en los sucesivos cambios. Este ciclo de suposición y comparación se repite hasta que se encuentra una arquitectura con una mejora, que en la mayoría de las ocasiones es mínima. Claramente se observa que esta práctica es ineficiente, consume mucho tiempo y en la mayoría de los casos falla en la identificación de una arquitectura aceptable, con lo cuál persiste la necesidad de contar con bases científicas y metodológicas que permitan resolver los problemas descritos previamente en el diseño y optimización de arquitecturas de RNA.

Aunque no existe una respuesta universal para tales tópicos, en el presente trabajo se exploraron dos metodologías de optimización de redes neuronales Artificiales: la MDRRNA y las técnicas híbridas basadas en la combinación de RNA y AE para el diseño óptimo de las arquitecturas, que permitieron reducir significativamente el periodo de tiempo empleado en el diseño de la arquitectura de red y en el entrenamiento y prueba de las mismas, de meses a minutos, lo que permitió probar grandes cantidades de arquitectura diferentes de forma eficiente en muy poco tiempo. El tiempo excedente, como se explica mas adelante, se aprovechó para desarrollar herramientas tecnológicas, orientadas al usuario final, que tuvieran la capacidad de aprovechar el conocimiento adquirido por las RNA diseñadas, en la solución de problemas prácticos y reales por medio de una interfase gráfica de usuario, fácil, rápida e intuitiva en ambientes laborales, experimentales y de laboratorio.

---

### 3.3.1. Diseño Robusto de Redes Neuronales Artificiales

Con ésta metodología, propuesta, diseñada y automatizada en un código computacional por Ortiz-Rodríguez et al en el año 2005 [219], se pueden diseñar entre otras, RNA multicapa del tipo propagación hacia delante con un algoritmo de aprendizaje de propagación inversa con aprendizaje supervisado, como las diseñadas en el dominio de la espectrometría neutrónica. Por tanto, este tipo particular de redes necesitan un conjunto de datos de entrenamiento que le describan cada salida ( $p_Q$ ) y su valor de salida esperado ( $t_Q$ ), como se indica en la ecuación 3.2. El entrenamiento de una RNA de este tipo implica actualizar los pesos sinápticos de tal forma que se reduzca el error medio cuadrático (MSE, de sus sigla en inglés), expresado en la ecuación 3.3, entre las salidas de la red  $t_Q$  y la respuesta actual que esté siendo modelada  $p_Q$ . Para lo anterior se utiliza el algoritmo de aprendizaje de propagación inversa, el cuál debe ajustar los parámetros de la red para minimizar el MSE. Lo anterior mide de forma cuantitativa el desempeño de la red, esto es, la calidad del aprendizaje alcanzado por la misma.

$$(p_1, t_1), (p_2, t_2), \dots, (p_Q, t_Q) \quad (3.2)$$

donde  $p_Q$  es una entrada a la red y  $t_Q$  es la correspondiente salida deseada para el patrón q-ésimo.

El algoritmo de aprendizaje de propagación inversa para RNA multicapa, realiza una labor de actualización de pesos y ganancias con base en el MSE que se muestra en la ecuación 3.3, el cuál efectúa  $N$  comparaciones entre el espectro original ( $t_Q$ ), y el reconstruido por la RNA ( $p_Q$ ), hasta que se obtiene un valor mínimo especificado por el usuario [45].

$$MSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_i^N (\Phi_E(E)_i^{RNA} - \Phi_E(E)_i^{Original})^2} \quad (3.3)$$

donde  $N$  es el número de experimentos,  $\Phi_E(E)_i^{Original}$  es el espectro original y  $\Phi_E(E)_i^{RNA}$  es el espectro reconstruido con la RNA.

La MDRRNA ofrece beneficios potenciales en el diseño de RNA, ya que su propósito es determinar experimentalmente las selecciones óptimas de diseño de RNA, de tal forma que el desempeño del sistema, MSE, además de ser óptimo, sea robusto a diferentes variables de

ruido. [Ortiz-Rodríguez et al., 2005] Con el uso de un procedimiento sistemático como el diseño robusto, se evita utilizar el poco eficiente método de ensayo y error.

Como se observa en la figura 3.10, la MDRRNa es un método sistemático y experimental, compuesto de 4 fases principales: planeación, experimentación, análisis y confirmación. En este trabajo, la MDRRNa se utilizó para determinar los valores óptimos de las variables de diseño de una RNA capaz de reconstruir espectros de neutrones, así como calcular 13 dosis equivalentes, utilizando únicamente como entradas, las tasas de conteo obtenidas a partir de un SEEB, maximizando con ello el desempeño y la capacidad de generalización de la red, bajo diferentes condiciones de ruido. Dicha metodología se utilizó para determinar la arquitectura de red de un SEEB basado en un detector de  ${}^6\text{LiI}(Eu)$  y la de un SEEB basado en un detector de  ${}^3\text{He}$ .

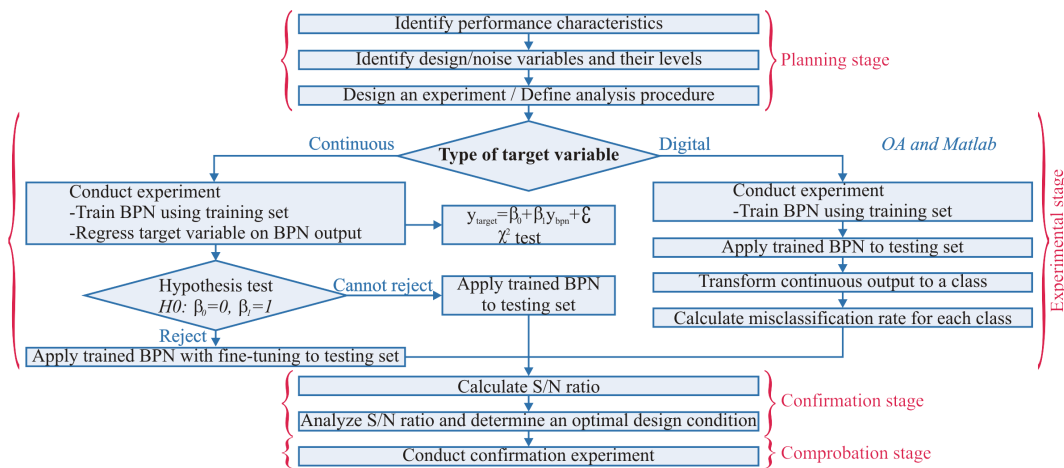


Figura 3.10: Metodología de diseño robusto de RNA

En el procedimiento sistemático aplicando la MDRRNa, se identifican los efectos estadísticamente significativos de las variables de diseño de la red neuronal dentro de la medición de la robustez (relación señal-ruido).

Determinar las características de calidad a ser optimizadas es el primer paso de la MDRRNa, en la etapa de planeación. Las características de calidad son un parámetro cuya variación tiene un efecto crítico en la calidad de la RNA a ser diseñada. En la MDRRNa, el desempeño (MSE) es la respuesta a ser observada en la red. Entre los diversos parámetros

que afectan el desempeño de la red de propagación inversa, se seleccionan cuatro variables de diseño, considerando tres niveles para cada una. Para diseñar la estructura de una RNA multicapa de propagación inversa con aprendizaje supervisado empleando la MDRRNA, se seleccionan como parámetros de aprendizaje: el número de neuronas en la primera ( $A$ ) y segunda capas ocultas ( $B$ ), el momento ( $C$ ) y la tasa de aprendizaje ( $D$ ), como se aprecia en el cuadro 3.1.

Cuadro 3.1: *Variables de diseño y sus niveles*

V.Diseño	Nivel1	Nivel2	Nivel3
A	X	X	X
B	X	X	X
C	X	X	X
D	X	X	X

Donde  $A$  son las neuronas en la primera capa oculta,  $B$  las neuronas en la segunda capa oculta,  $C$  el momento y  $D$  la tasa de aprendizaje.

En el interior y en el exterior de la red existen fuentes de perturbación o ruido. Entre las principales fuentes de perturbación que afectan el desempeño de una RNA se pueden mencionar el generado por la inicialización aleatoria pesos sinápticos y el debido al ruido aportado por el porcentaje de datos, a partir de las matrices de datos de entrenamiento generados en la etapa anterior, que deberían contener los conjuntos de entrenamiento y prueba, respectivamente. [Ortiz-Rodríguez 2005]. Por tal motivo, en la MDRRNA se incluyen éstas variables, seleccionando dos niveles para cada una.

El tamaño del porcentaje de datos que deberían asignarse para el conjunto de entrenamiento comparado con el tamaño del porcentaje de datos que deberían asignarse para el conjunto de prueba ( $V$ ), se seleccionó de tal forma que el 60% y el 80% del total de datos se destinaron para el entrenamiento, dejando los datos restantes para los conjuntos de prueba, como se muestra en el cuadro 3.2. Para crear los datos de la selección aleatoria de los conjuntos de entrenamiento y prueba ( $W$ ), el conjunto de datos se dividió aleatoriamente en dos subconjuntos de acuerdo con los valores de  $V$  usándolos como conjuntos de entrenamiento y prueba.

Este procedimiento se repitió una vez más para generar un conjunto diferente de datos de entrenamiento y prueba.

Cuadro 3.2: *Variables de ruido y sus niveles*

<b>V.Diseño</b>	<b>Nivel1</b>	<b>Nivel2</b>
V	6:4	8:2
W	Entr1/Prue1	Entr2/Prue2

donde  $V$  es la relación del tamaño de datos de entrenamiento-prueba y  $W$  la selección aleatoria de los conjuntos de entrenamiento-prueba.

En la etapa de diseño experimental empleando la MDRRNA, se utiliza el arreglo ortogonal cruzado  $L_9(3^4) - L_4(2^2)$ , mostrado en el cuadro 3.3. En cada combinación de las condiciones de diseño y ruido, se entrenan y prueban las correspondientes redes, observando el desempeño de cada una. Empleando ésta metodología, cada red se entrena y prueba en 36 ocasiones, realizando posteriormente un análisis de la varianza sobre la relación señal-ruido del desempeño de las redes, calculada para cada uno de los experimentos realizados.

La etapa de análisis implica que en la  $i$ -ésima ejecución del arreglo ortogonal diseñado, se calcula la relación señal-ruido (R-S/R) con base a los resultados obtenidos en la ejecución de los experimentos. Las R-S/R se analizan por medio de la técnica del análisis de la varianza (AOV, de sus sigla en inglés), con el fin de comparar todos los valores entre sí, para determinar las diferencias significativas y los niveles óptimos de las variables de diseño. Para el diseño de la RNA, se toma en cuenta la medición de la exactitud de la clasificación de los datos de prueba con la R-S/R; donde la relación deseable de S-R es aquella que tiene el mayor valor.

En la etapa de confirmación, el análisis de la varianza se utiliza para la construcción de un modelo estadístico para el diseño en cuestión, verificando la exactitud de este modelo a través de varios experimentos. La respuesta esperada para el mejor diseño se calculó y confirmó por medio de las pruebas de confirmación. En el diseño de las redes se realizaron experimentos de confirmación, seleccionando los parámetros con los mejores niveles, entrenando y probando las mismas.

Cuadro 3.3: Arreglo Ortogonal cruzado  $L_9(3^4) - L_4(2^2)$ 

Exp.No.	A	B	C	D	S1	S2	S3	S4	Prom	R-S/R
1	1	1	1	1	X	X	X	X	X	X
2	1	2	2	2	X	X	X	X	X	X
3	1	3	3	3	X	X	X	X	X	X
4	2	1	2	3	X	X	X	X	X	X
5	2	2	3	1	X	X	X	X	X	X
6	2	3	1	2	X	X	X	X	X	X
7	3	1	3	2	X	X	X	X	X	X
8	3	2	1	3	X	X	X	X	X	X
9	3	3	2	1	X	X	X	X	X	X

Si bien la MDRRNA permite optimizar el proceso de diseño de la RNA que se modela, ahorrando una gran cantidad de tiempo y obtenido múltiples redes con alta capacidad de generalización, un inconveniente que se presentó después de haber diseñado las correspondientes arquitectura de red, es que no se contaba en ese momento con una plataforma de cómputo que permitiera poner a prueba la calidad de las redes diseñadas en ambientes experimentales reales. Lo anterior sugería la necesidad de diseñar herramientas que satisficieran las necesidades mencionadas.

Las RNA han sido bien reconocidas por su capacidad de aproximación, una vez proporcionados datos disponibles de entrada y salida. No obstante, el algoritmo de entrenamiento convencional utilizado en el desarrollo del modelo de RNA siempre encuentra dificultades para converger en un minio global. Debido a lo anterior, los AE se introdujeron en el modelado de RNA orientándolos hacia la mejora de la exactitud y robustez del modelo de la red.

### 3.3.2. Redes Evolucionadas por Algoritmos Evolutivos

El entrenamiento de una RNA implica actualizar los pesos sinápticos de tal forma que se reduzca el error entre las salidas de la red y la respuesta actual que esté siendo modelada. Uno de los obstáculos principales en el diseño de RNA, se debe al hecho de que la búsqueda óptima de los pesos sinápticos de la red, es altamente dependiente de los pesos iniciales y si éstos están localizados cerca de un mínimo local, el algoritmo podría quedar atrapado, lo que podría ocasionar un pobre desempeño de la red que esté siendo diseñada.

El proceso de entrenamiento del modelo RNA-AE (RNAE) tiene alguna similitud con el modelado de RNA por medio de la MDRRNA. En la MDRRNA, los pesos se actualizan de acuerdo con la función del MSE, ecuación 3.3, para ajustar el par de datos entrada salida.

En el caso de la metodología RNAE, también se toma en cuenta como desempeño de la RNA la función MSE, sin embargo, la principal diferencia entre éstas dos metodologías de optimización es el tipo de búsqueda, ya que los AE no requieren ninguna información de la RNA que está siendo modelada como: el número de capas ocultas, las neuronas por capa, tasa de aprendizaje, momento etc.

La idea general al combinar RNA y AE se ilustra en la figura 3.11, en la cual puede observarse que trata de un proceso cíclico.

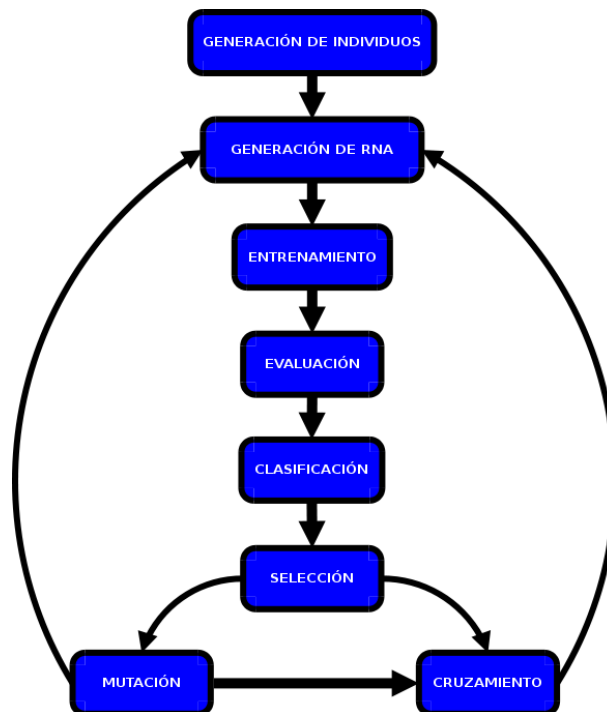


Figura 3.11: Metodología general de diseño de RNAE

A partir de la figura 3.11 se puede observar que el método de diseño de RNAE se basa en un proceso cíclico fundamental, el cual consiste en:

1. Crear una población inicial de "genotipos", (representaciones genéticas de las RNA).
2. Construir las RNA, fenotipos, en base a los genotipos.
3. Entrenar y probar las RNA para determinar su desempeño (MSE).
4. Comparar la idoneidad de las redes y mantener las mejores.
5. Seleccionar aquellas redes en la población que sean las mejores, descartando aquellas que no lo sean.
6. Renovar la población de redes con las seleccionadas en el paso anterior
7. Formar parejas con los genotipos de las RNA.
8. Aparear los genotipos a través del intercambio de genes, características, de la red.
9. Mutar los genotipos por algún método aleatorio y,



10. Regresar al paso 2 y continuar con este proceso hasta alcanzar algún criterio de detención o detenerlo de forma manual.

A través del proceso descrito, sobreviven las mejores redes y se transmiten sus características a las futuras generaciones que se combinan con las de otras redes con el objetivo de encontrar redes cada vez mejores para el problema considerado. Ésta capacidad de búsqueda genética es mucho más efectiva que que la búsqueda aleatoria, ya que el proceso genético de recombinar las características mejora sustancialmente la velocidad al identificar RNA con alto desempeño.

En general, como se aprecia en la figura 3.12, el AE utiliza cuatro etapas fundamentales para obtener los valores óptimos de una RNA:

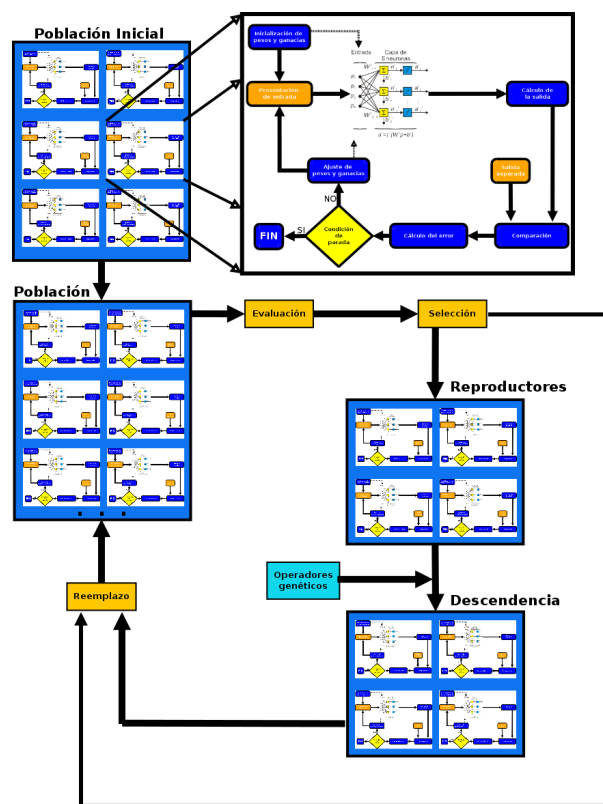


Figura 3.12: Metodología de diseño de RNA por medio de AE

1. Generar una población inicial de pesos aleatorios y construir las correspondientes arquitecturas de RNA

2. Evaluar las RNA utilizando la población de pesos creada en el punto anterior. Esto se realiza a través de calcular el error de entrenamiento (MSE) y asignarlo al valor de la función de “*fitness*” de acuerdo a que tan buenas fueron esas soluciones
3. Seleccionar los padres de la manipulación genética y crear una nueva población de individuos
4. Designar como resultado la mejor RNA que apareció en cualquiera de las generaciones

En vista de que en la actualidad no existen herramientas tecnológicas específicas en el dominio de la espectrometría de neutrones que permitan aplicar la metodología de RNAE, en el proceso de diseño, entrenamiento y prueba de las RNA evolucionadas por medio de AE, se utilizó un programa de cómputo comercial denominado NeuroGenetic Optimizer (NGO), mostrado en la figura 3.13, desarrollado por BioComp Systems [241]. Lo anterior sugiere la necesidad de desarrollar una herramienta a la medida para este dominio del conocimiento. En la actualidad se realizan trabajos tendientes a resolver este inconveniente.

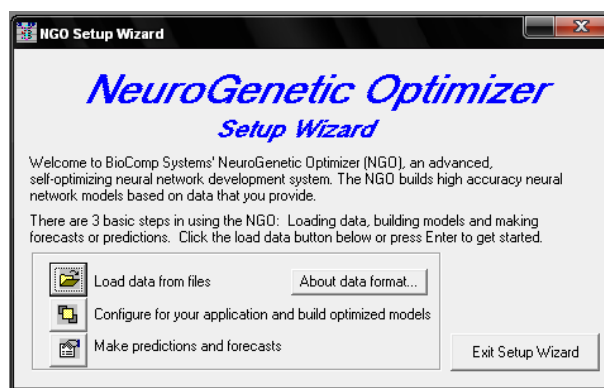


Figura 3.13: Ventana principal de NGO

El procedimiento general de trabajo al utilizar NGO en el diseño de RNA involucra tres fases principales.

- La primera fase se relaciona con el ingreso de las matrices de datos de entrenamiento de la RNA. En este punto, el diseñador utiliza NGO para cargar un archivo con extensión \*.txt ó \*.xls, que contenga la información mencionada. Posteriormente se indica que parte de información corresponde a los datos de entrada y cuál a los datos de salida.

- La segunda fase, considerada la etapa la más difícil, está relacionada con la selección de las características de la RNA a ser diseñada, así como de los parámetros del AG que se emplea para ello. La mayor dificultad de ésta etapa radica en la falta de bases metodológicas para la selección óptima de los parámetros del AG. Como se indico en la sección X, el desempeño del AG depende ampliamente de la óptima selección de los parámetros de diseño de este. Para ello se emplea la técnica de ensayo y error, lo que implica resolver los problemas mencionados para el diseño de RNA por este método. Lo anterior deja abierta un área de investigación que presenta un gran interés.
- La tercera etapa comprende un proceso de prueba de la RNA diseñada y optimizada en la etapa anterior. NGO contiene una herramienta que permite poner a prueba la RNA diseñada introduciendo datos no incluidos en las matrices de entrenamiento y prueba. EL principal inconveniente de ésta etapa es que la forma como NGO presenta la información al usuario, no cumple con las reglas establecidas para la espectrometría neutrónica, por lo que su análisis es complicado, teniendo que hacer uso de otras herramientas.

En el cuadro 3.4, se muestran los parámetros requerido por NGO en el proceso de diseño de la RNAE que sea capaz de reconstruir los espectros de neutrones y calcular 13 cantidades dosimétricas.

Cuadro 3.4: *Parámetros de diseño con la metodología RNAE*

<b>Parámetros de la RNA</b>	<b>Parámetros del AG</b>
Tipo de RNA	Número de Generaciones
No. Máx. de capas ocultas	Tamaño de la población
No. min-max vueltas entren.	Método de selección
No. entren. por red	Método reemplazo de poblacion
-	Método de mutación
-	Método de apareamiento

La principal y mas seria desventaja en el uso de AE aplicados en el diseño de arquitecturas de RNA, es la selección de los parámetros de la RNA a ser diseñada y el AE aplicado para tal fin. En la actualidad se utiliza la técnica de ensayo y error, que como se ha comentado en secciones anteriores, es poco eficiente, consume mucho tiempo y no produce resultados

confiables. A la fecha no existen bases científicas y metodológicas que permitan resolver este gran inconveniente. Sin embargo, a partir de la experiencia obtenida al crear la metodología estadística MDRNA, se observa que combinarla con la teoría de AE, parece ser una buena alternativa en el proceso de solución de este problema. En la actualidad se explora la posibilidad de fusionar las metodologías MDRRAN-AE, creando una base científica y tecnológica híbrida, en la búsqueda de una solución satisfactoria a los problemas planteados.

Otro inconveniente que existe con el uso de NGO aplicado en la espectrometría y dosimetría de neutrones, se debe al hecho de que como es un programa de propósito general, la forma de presentar la información obtenida después de haber seleccionado la RNA óptima no cumple con las reglas establecidas para la espectrometría neutrónica, sino que se presenta de acuerdo con el formato establecido por el programa. Lo anterior presenta una seria dificultad, ya que no es posible realizar un análisis de los espectros reconstruidos y las dosis calculadas, por lo que surge la necesidad de diseñar una herramienta tecnológica que permita realizar este análisis.

Enseguida se comentan algunos detalles de las herramientas tecnológicas que fueron creadas en base a las necesidades que surgieron en el proceso de análisis de las metodologías de diseño de RNA comentadas en ésta sección.

### **3.4. Diseño de herramientas tecnológicas**

El uso de la tecnología de RNA en la espectrometría y dosimetría de neutrones presenta retos tecnológicos importantes, ya que por un lado las metodologías de diseño de RNA empleadas actualmente son poco eficientes y por otro lado, como es una tecnología emergente que está siendo recién aplicada en ésta área del conocimiento, no se cuenta con herramientas apropiadas para aplicarlas de forma efectiva. Lo anterior pone de manifiesto que existe la necesidad de desarrollar nuevas herramientas que permitan resolver los problemas mencionados.

Como se aprecia en la figura 3.14, se emplearon las metodologías MDRRNA y RNAE en un intento por encontrar soluciones a los problemas actualmente presentes en los procesos

---

de diseño y optimización de RNA. Ambas técnicas se basan en principios distintos, aunque persiguen un objetivo común: optimizar los parámetros de arquitectura y de aprendizaje de RN. Sin embargo, debido a lo novedoso de éstas metodologías, y observando que se carece de herramientas para realizar el procesamiento, análisis y presentación de la información calculada por las redes en ambientes experimentales reales, se propuso realizar el diseño de varias herramientas computacionales con el objetivo de solucionar los problemas comentados.

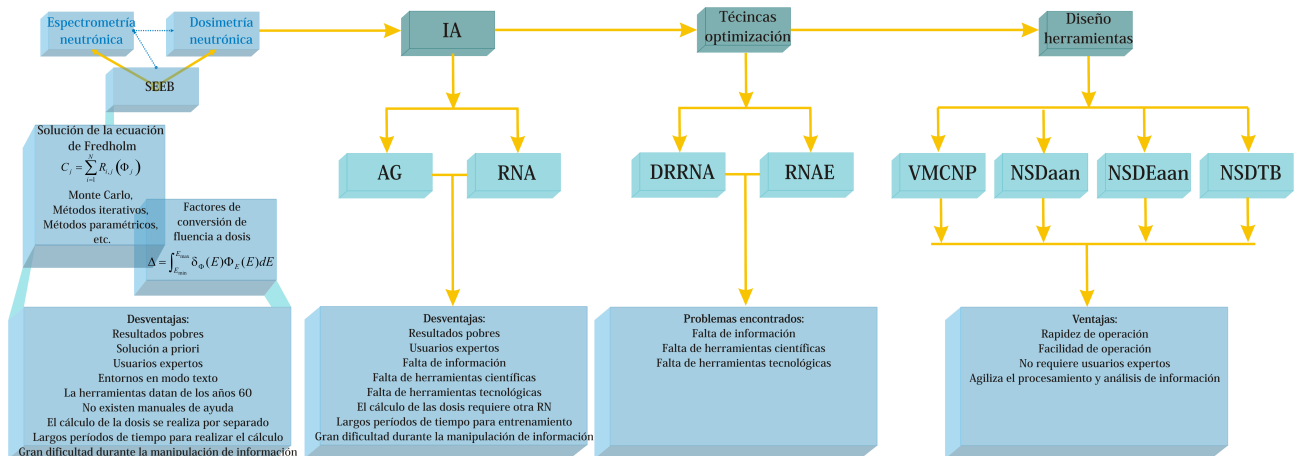


Figura 3.14: Desarrollo de Herramientas de cómputo en base a MDRRNA y RNAE

En la presente etapa de investigación, como se aprecia en la figura 3.14, el objetivo se centra en diseñar herramientas tecnológicas a la medida, a partir del conocimiento adquirido por las redes neuronales previamente diseñadas. Dicho conocimiento se encuentra almacenado en los pesos sinápticos de las diferentes capas que componen a la red.

En su mayoría, las herramientas diseñadas cuentan con las siguientes características: se crearon bajo el entorno gráfico  $G$  de programación de LabVIEW [242–244]; operan de forma independiente; cuentan con una forma eficiente de entrada y salida de datos; son fáciles de utilizar; los programas se ejecutan de forma rápida, obteniendo los resultados en cuestión de segundos; para la operación de las herramientas, no es indispensable para el usuario, el que cuente con conocimientos de espectrometría o dosimetría de neutrones así como de redes neuronales; a diferencia de los códigos utilizados en la actualidad, los cuales están basados en algoritmos de reconstrucción iterativos, mismos que requieren para la deconvolución del espectro un usuario experto, así como información “*a priori*” (espectro inicial), para la operación de las herramientas diseñadas en este trabajo no es necesaria tal información, ya que única-

mente requiere como datos de entrada, las tasas de conteo provenientes del SEEB, además de las ventajas ya mencionadas. A continuación se describen las características generales de éstas herramientas.

Otra característica importante de las herramientas creadas, es que fueron diseñadas para que el usuario final las encuentre fáciles de utilizar, sin importar la complejidad que puedan tener las rutinas de programación que componen a los códigos, evitando lo más posible que para su uso, el usuario cuente con conocimientos científicos y/o técnicos muy especializados en las áreas de espectrometría neutrónica y/o redes neuronales artificiales, en las cuales están basadas, como sucede con las herramientas clásicas actualmente utilizadas en los laboratorios de este tipo y que representa un serio inconveniente.

Las herramientas se diseñaron de tal forma que para comodidad del usuario, los códigos comparten características muy similares en lo que se refiere al entorno gráfico y en la forma de trabajar con los programas. Lo anterior propicia que al aprender a utilizar una herramienta, se está en condiciones de utilizar las otras en una cantidad mínima de tiempo, debido a las similitudes de diseño que comparten. Esto, a diferencia de las herramientas clásicas basadas en entornos de consola MS-DOS, permite ahorrar tiempo en el proceso de aprendizaje y permite de igual forma aplicarlas de manera inmediata en ambientes experimentales reales.

#### **3.4.1. VMCNPex y generación automática de matrices de entrenamiento de RNA**

En la sección 3.2, se hizo una descripción de las herramientas denominadas “*Código que automatiza la creación de matrices de entrenamiento de RNA empleadas en espectrometría Neutrónica*” y “*Código Visual para la ejecución del código MCNP*” (VMCNPex). El propósito fundamental de éstas herramientas, fue el de agilizar e incrementar la eficiencia del procesamiento de la información utilizada para la creación de las matrices de entrenamiento de las redes a ser diseñadas mediante simulaciones con el código MCNP. Empleando las herramientas descritas, fue posible reducir el tiempo de creación de las matrices de entrenamiento de meses a horas, agilizando en gran medida el proceso general de RNA aplicadas en espectrometría neutrónica.

---

### 3.4.2. NSDann

La herramienta denominada “*NSDann*” (de sus siglas en inglés, Neutron Spectrometry and Dosimetry by means of Artificial Neural Networks) se diseñó a partir del conocimiento adquirido por la RNA durante la etapa de entrenamiento, en base a la arquitectura diseñada por medio de la MDRRNA. Utilizando una estrategia de extracción del conocimiento almacenado en los pesos sinápticos de la red, se diseñó mediante programación una estructura similar a la red diseñada, trasladando el conocimiento de la misma a la aplicación creada.

Como se observa en la figura 3.15, una vez que se entrenó y probó la red con los parámetros seleccionados por medio de la MDRRNA, se extrajo la matriz de pesos sinápticos de la misma. Con esta información se creó bajo el entorno de programación de LabVIEW [42-44] el esqueleto de esta arquitectura, donde se depositaron los datos correspondientes a la matriz de pesos de la red diseñada previamente. A la izquierda de la figura, se observa la topología de una RNA diseñada para resolver algún problema particular, a esta topología se le extrae el conocimiento almacenado en las matrices de pesos sinápticos de las diversas capas que la componen, mostrado al centro de la figura. Con base a la información extraída, a la derecha de la figura se observa que se crea el esqueleto de red, donde se colocan los espacios correspondientes a las diversas capas de neuronas y neuronas dentro de éstas, insertando posteriormente en ellas los valores extraídos de las matrices de pesos sinápticos de la red diseñada.

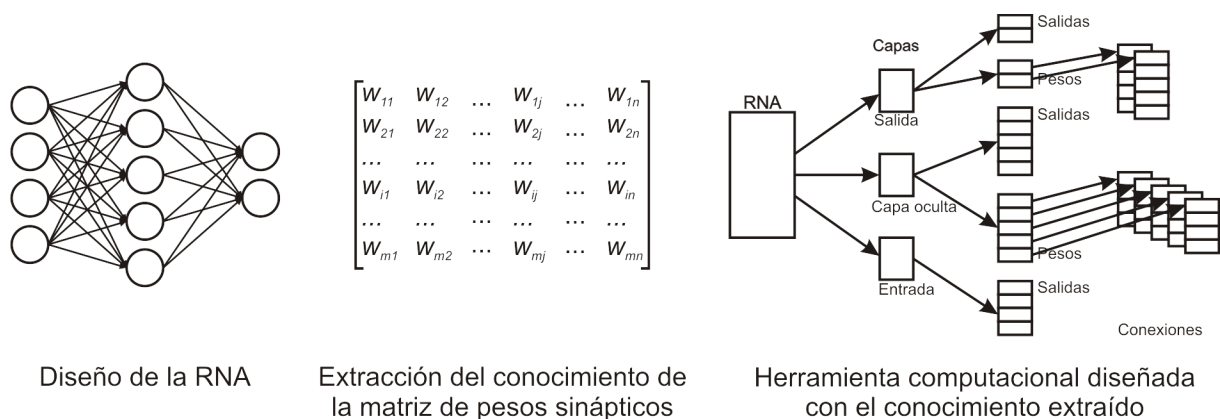


Figura 3.15: Estrategia de diseño de herramientas

La carátula principal del programa NSDann, creado originalmente para un SEEB con 7 esferas de polietileno y un detector de  ${}^6\text{LiI}(\text{Eu})$  para espectros de neutrones expresados en 31

grupos de energía se muestra en la figura 3.16. La herramienta NSDann está dividida en tres secciones principales. En la parte superior izquierda de la pantalla, se encuentra la sección de datos de entrada. En la parte inferior izquierda se localizan los botones de comandos, que sirven entre otras cosas, para iniciar el proceso de reconstrucción, almacenar la información obtenida y salir del programa. En la parte media se encuentra la sección de resultados que muestra de forma gráfica el espectro reconstruido y las dosis calculadas y finalmente, en la parte derecha de la pantalla se muestran los valores numéricos de los correspondientes espectros y dosis calculados.

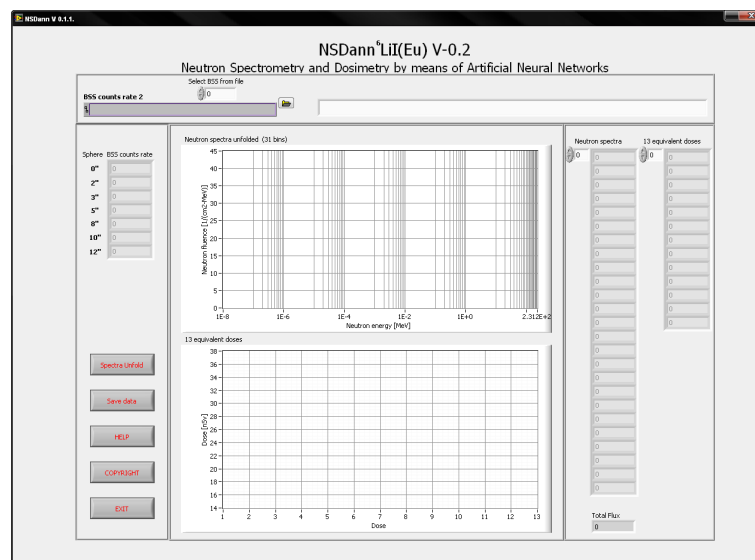


Figura 3.16: Código NSDann6Li(Eu) para espectrometría neutrónica con RNA

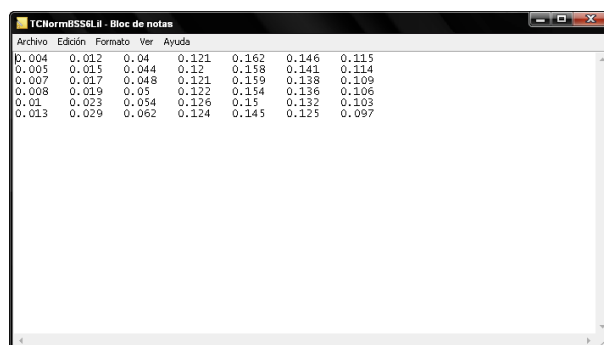
La naturaleza intrínseca de las RNA requiere que los datos de entrada, en este caso las tasas de conteo leídas con el SEEB, se encuentren normalizados a uno para poder realizar la reconstrucción de los espectros. Debido a ésta naturaleza de las redes, la salida de los datos los entrega normalizados a un valor de uno también. Ésta es una situación difícil ya que en este formato, los espectros y dosis obtenidos con las RNA no tienen significado físico, por lo que no se pueden aplicar en situaciones experimentales reales debido a que no se pueden interpretar ni analizar los resultados.

Debido a que el código NSDann es una herramienta basada en la tecnología de RNA, al momento de crearla se presentó el problema expuesto en el párrafo anterior. La situación se resolvió al diseñar una rutina de programación para normalizar las tasas de conteo en la eta-



pa inicial, y otra rutina que desnormaliza los espectros de neutrones y dosis calculados. Ésta medida hizo práctico el uso de ésta herramienta en ambientes experimentales reales, aunado a su facilidad y rapidez de operación. Por ésta razón, los valores numéricos de las tasas de conteo provenientes del SEEB, al momento de crear el archivo de entrada, deberán ser escritas sin normalizar.

Una de las características que hacen interesante a ésta herramienta, es el hecho de que las tasas de conteo leídas con el SEEB, es la única información que el usuario debe proporcionar al programa, a diferencia de los códigos tradicionales en los que para su ejecución, requieren un conjunto de parámetros muy específicos que sólo una persona muy especializada es capaz de conocer. Para ingresar las lecturas tomadas con el SEEB es necesario que el usuario previamente cree un archivo de texto como el mostrado en la figura 3.17.



Archivo	Edición	Formato	Ver	Ayuda		
0.004	0.012	0.04	0.121	0.162	0.146	0.115
0.005	0.015	0.044	0.12	0.158	0.141	0.114
0.007	0.017	0.048	0.121	0.159	0.138	0.109
0.008	0.019	0.05	0.122	0.154	0.136	0.106
0.01	0.023	0.054	0.126	0.15	0.132	0.103
0.013	0.029	0.062	0.124	0.145	0.125	0.097

Figura 3.17: Archivo de tasas de conteo medidas con el SEEB para ingresar a NSDann

En esta figura se puede apreciar que las lecturas de conteo medidas con el SEEB deberían ser colocadas en forma de columna, que en este caso corresponden a las 7 lecturas tomadas con el SEEB basado en un detector de  ${}^6\text{LiI}(\text{Eu})$ , ordenando los datos de la siguiente manera: en el primer renglón se coloca la lectura tomada con el detector desnudo, y desde el segundo hasta el séptimo renglón se colocan las lecturas tomadas con las esferas de 2, 3, 5, 8, 10 y 12 pulgadas respectivamente.

El usuario cuenta con la capacidad de poder colocar mas de una lectura dentro de mismo archivo sin restricción alguna, a excepción de separar las columnas por medio de tabulaciones. La herramienta se diseñó de tal forma que se puede seleccionar la columna de datos a ingresar al programa, escribiendo simplemente el número de columna que se desea leer del archivo de

entrada a partir del valor 0, que correspondería al primer grupo de tasas de conteo ubicadas a la izquierda del archivo. Para seleccionar la columna de tasas de conteo que se desea sea leída por el código NSDann, basta con hacer clic en la herramienta “*Select BSS from file*”.

De la figura 3.16, se puede observar que para ingresar los valores de entrada correspondientes a las tasas de conteo medidas con el SEEB, el usuario debe dar clic sobre el icono que tiene la forma de un folder en la sección “*BSS count rates*“. Hecho lo anterior, se abrirá una ventana de selección, como la que se muestra en la figura 3.18, que permitirá al usuario final seleccionar la ruta donde se encuentra el archivo que contenga las lecturas tomadas con el SEEB. Una vez que se ingresan las lecturas de las tasas de conteo medidas con el SEEB, éstas se muestran en la sección “*Spectra BSS Count rate*”.

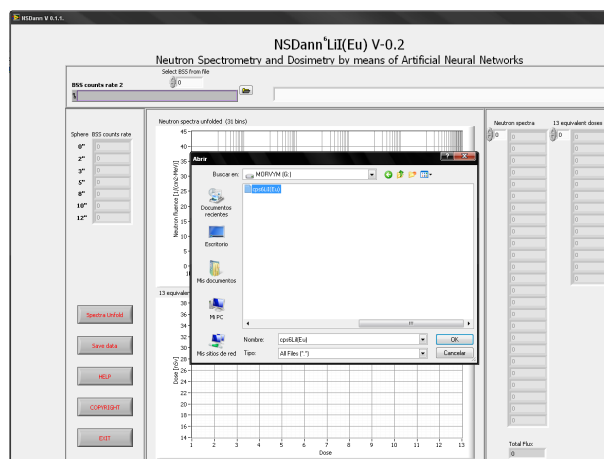


Figura 3.18: Selección del archivo de entrada con las lecturas BSS al código NSDann

Cada vez que se desee reconstruir un espectro diferente, será necesario seleccionar la columna de tasas de conteo que se desee ingresar al programa para realizar la reconstrucción del espectro y cargar el archivo de entrada.

Habiendo ingresado los valores de las tasas de conteo, se está en condiciones de iniciar el proceso de reconstrucción del espectro y el cálculo de las 13 dosis que incluyen la dosis equivalente ambiental,  $H^*(10)$ , la dosis equivalente personal,  $H_p$ , y la dosis Efectiva,  $E$ , a través de la RNA de NSDann. Para lo anterior, se da clic en el botón “*Spectra Unfold*”. Después de realizar ésta acción, las tasas de conteo seleccionadas ingresan a la capa de entrada de la RNA

embebida en NSDann, iniciándose la operación de propagación de datos por la misma hasta obtener (en cuestión de segundos) los resultados de salida correspondientes. Ésta información se muestran en forma de gráficas en la parte media de la pantalla, correspondiendo la gráfica superior al espectro de neutrones y la inferior a las 13 dosis equivalentes. Asimismo, en la parte derecha de la pantalla se muestra la información numérica del resultado obtenido, la columna de la izquierda corresponde al espectro de neutrones y la columna de la derecha a las dosis equivalentes. Esta información se puede almacenar en un archivo tipo reporte, para su posterior análisis, tratamiento e impresión.

Debido a los resultados alentadores obtenidos con el diseño de la herramienta denominada NSDann para el SEEB con detector de neutrones térmicos de  ${}^6\text{Li}(\text{Eu})$ , se repitió el proceso de diseño de una arquitectura de RNA en base a un SEEB con 12 esferas de polietileno y un detector de neutrones térmicos de  ${}^3\text{He}$ , para espectros de neutrones expresados en 72 grupos de energía, como se ilustra en la figura 3.19 .

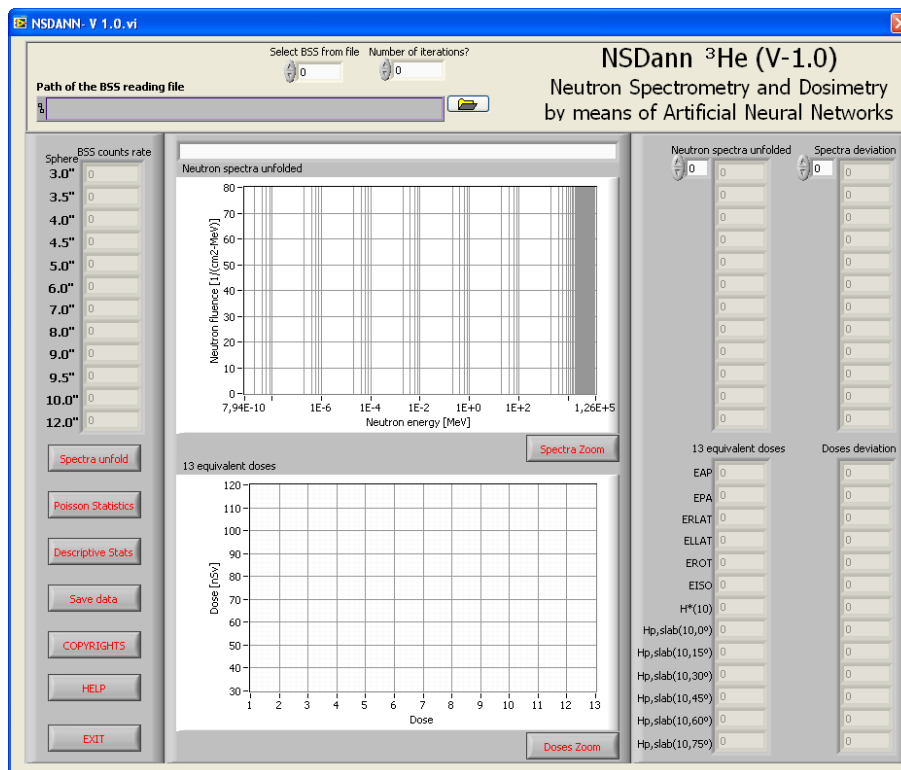


Figura 3.19: Código NSDann3He para espectrometría neutrónica con RNA

El principio de operación del código NSDann3He es exactamente el mismo que el descrito

en ésta sección para el código NSDann6LiI.

A diferencia de las herramientas de cómputo tradicionales basadas en códigos de reconstrucción iterativos, y las presentadas en el presente proyecto de investigación, la deconvolución del espectro de neutrones y el cálculo de las 13 cantidades dosimétricas, a partir del código de reconstrucción de espectros de neutrones NSDann, basado en la tecnología de RNA, se realiza de forma rápida, fácil y eficiente. A diferencia de los códigos tradicionales empleados en ésta disciplina, no existe la imperiosa necesidad de proporcionar al programa información a “*priori*” ó parámetro, a excepción de las tasas de conteo tomadas a partir de un SEEB. EL resultado se obtiene en cuestión de segundos, pudiendo almacenarse los valores calculados para un análisis posterior y continuar de forma inmediata con la reconstrucción de un número ilimitado de espectros de neutrones. Por sus características de diseño, ésta herramienta resulta práctica en ambientes experimentales reales.

### 3.4.3. NSDEann

En cuestión de segundos se diseñó una arquitectura de RNA para un SEEB con detector de  ${}^6\text{LiI}(\text{Eu})$  empleando el programa NGO. Sin embargo, debe mencionarse que debido a que NGO es un programa comercial, su código fuente no está disponible, por lo que no es posible realizar modificaciones al mismo con el objeto de adaptarlo al problema particular de la espectrometría de neutrones, razón por la cuál no ha sido posible extraer el conocimiento almacenado en los pesos sinápticos, lo que representa un serio inconveniente. De igual forma NGO, al ser un programa de propósito general, no esta adaptado para ser aplicado en el dominio de la espectrometría de neutrones. Como consecuencia, al aplicar NGO de manera independiente, no es posible analizar e interpretar los resultados obtenidos. La principal dificultad, es que al tratarse de RNA, los datos de entrada y salida se encuentran normalizados. Aunado a lo anterior, NGO no es capaz de presentar los espectros de neutrones y dosis en el formato establecido por los órganos reguladores en este ámbito del conocimiento. Todas éstas dificultades hicieron evidente la necesidad de crear una herramienta tecnología que resolviera los problemas mencionados.

Por la razón anterior, se creó la herramienta de cómputo denominada “NSDEann6LiI”

---

(de sus siglas en inglés, Neutron Spectrometry and Dosimetry by means of Evolutinary Artificial Neural Networks), mostrada en la figura 3.20, para un SEEB basado en un detector de  ${}^6\text{Li}(Eu)$ . Como puede observarse en ésta figura, el aspecto y principio de operación es muy similar al descrito para el código NSDann.

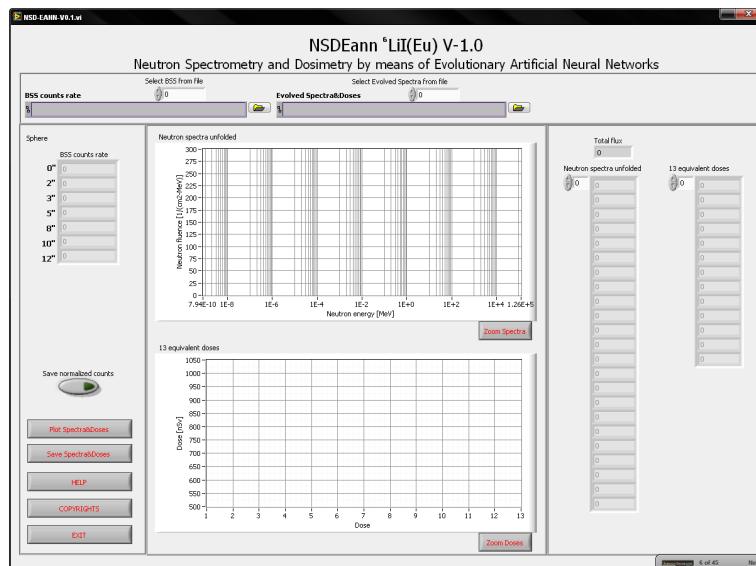


Figura 3.20: Código de reconstrucción de espectros de neutrones NSDEann6Li

Debido a las limitaciones impuestas por el programa NGO, el procedimiento de reconstrucción de los espectros de neutrones el y cálculo de las 13 dosis equivalentes se realiza a través de las siguientes etapas. En primer lugar, es indispensable tener instalado el programa NGO en la computadora donde se ejecute el código NSDEann, ya que ambos programas trabajan en estrecha relación al ser interdependientes.

Una vez en ejecución los programas NGO-NSDEann, es necesario cargar en NGO la RNAE diseñada con este programa, para el SEEB que se desee realizar la reconstrucción del espectro.

Cabe mencionar que al trabajar con RNA, por la naturaleza intrínseca de las mismas, es requisito que los datos de entrada a la red estén normalizados a un valor de uno. NGO no es la excepción y para realizar la reconstrucción del espectro, es requisito que las tasas de conteo leídas con el SEEB estén normalizadas a este valor, por lo que fue necesario crear una rutina

de normalizado de las tasas de conteo en el código NSDEann. De forma similar y a causa de las características naturales de las RNA, los espectros de salida obtenidos con NGO, también se encuentran normalizados a uno, lo que en el ámbito de las espectrometría de neutrones carece de significado físico, razón por la cual fue necesario crear en NSDEann una rutina para el desnormalizado de los espectros y dosis calculados, con el objetivo de poder realizar un análisis de los datos.

La siguiente etapa consiste en introducir las tasas de conteo normalizadas a la RNAE creada con NGO. Para ello se utiliza la herramienta de normalización de NSDEann. Para la normalización de las tasas de conteo, se carga el archivo de datos de entrada sin normalizar, correspondiente a las lecturas del SEEB, de la misma forma como fue descrito en la sección del código NSDann. Posteriormente, al presionar el botón “*Saved normalized counts*”, se abre una ventana de selección como la mostrada en la figura 3.21, que permite almacenar la información de las tasas de conteo normalizadas en un archivo de texto. Ésta información se va a utilizar en el programa NGO para reconstruir el espectro de neutrones y calcular las 13 dosis.

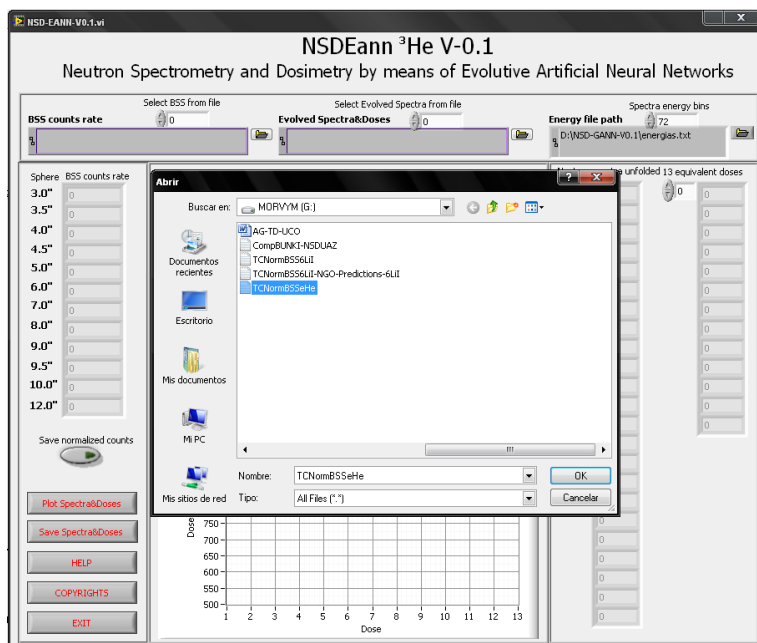


Figura 3.21: Archivo de tasas de conteo sin normalizar para NSDEann

Las tasas de conteo normalizadas se ingresan a la herramienta de predicción de NGO, mostrada en la figura 3.22, y se reconstruye el espectro de neutrones y las 13 cantidades

dosimétricas, que como se ha mencionado previamente se encuentran normalizadas a uno.

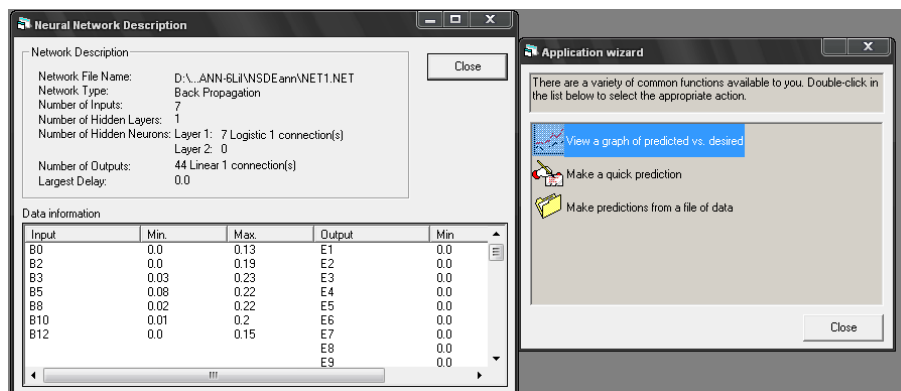


Figura 3.22: Herramienta de predicción de NGO para espectrometría neutrónica

La información correspondiente al espectro de neutrones y dosis equivalentes, como se observa en la figura 3.23, se almacena en un archivo de texto de forma similar al procedimiento descrito para crear el archivo de entrada de las tasas de conteo para el código NSDann, esto es, el espectro y dosis se almacenan en una columna, correspondiendo los primeros renglones al espectro de neutrones y los últimos 13 a las cantidades dosimétricas. No existe restricción en cuanto al número de espectros y dosis que se puedan almacenar en este archivo, excepto que se encuentren separados por tabulaciones.

El diseño de NSDEann es muy similar al diseño del código NSDann, por lo que para poder analizar los espectros de neutrones obtenidos con la red diseñada mediante NGO, el archivo creado en la etapa anterior se carga a través de la herramienta “*Evolved Spectra&Doses*”. Al dar un clic en el icono en forma de carpeta, se abre una ventana de selección en donde puede buscarse la ruta donde se encuentra almacenado el archivo de texto que contiene la información de los espectros y dosis que se desea analizar. Para mostrar la gráfica y los valores de los espectros y dosis desnormalizados, se da clic al botón “Plot Spectra&Doses”.

Al igual que el código NSDann, en la parte inferior izquierda de la pantalla de NSDEann se tiene una serie de botones que permiten entre otras cosas, iniciar el proceso de reconstrucción a la RNA, almacenar los valores obtenidos en este proceso en un archivo de texto, para un análisis posterior y, salir del programa.

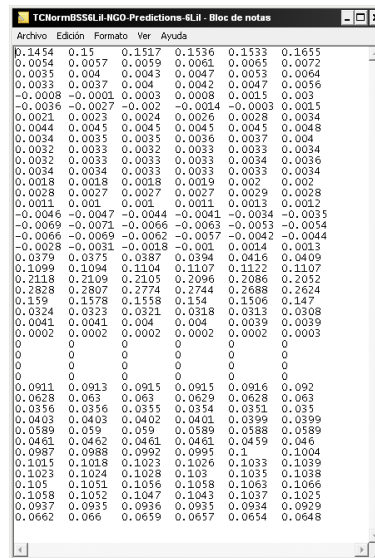


Figura 3.23: Archivo con espectros reconstruidos con NGO que están normalizados a uno

Debido a las bondades de programación de LabVIEW, fue posible modificar el código NSDEann6Li para aplicarlo a una RNAE diseñada para un SEEB basado en un detector de  $^3\text{He}$ , como se aprecia en la figura 3.24.

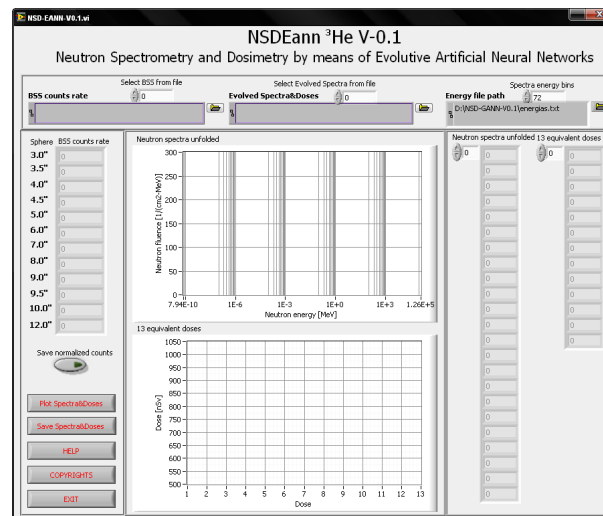


Figura 3.24: Código de reconstrucción de espectros de neutrones NSDEann3He

El principio de operación de este código es el mismo que el descrito para NSDEann6Li.

Debido a que la herramienta desarrollada y explorada en este trabajo, se encuentra en una etapa temprana de diseño, se observa que aún existen múltiples inconvenientes para



aplicarla de forma eficiente, como por ejemplo la dependencia con un programa externo que además es comercial, la selección de los parámetros de configuración de los AE, la incapacidad de presentar la información obtenida de acuerdo con las normas establecidas para la espectrometría neutrónica, entre otras. Sin embargo, se observa que aún no existen reglas fijas para resolver los problemas antes mencionados, por lo cual es necesario realizar más investigación con el objetivo de construir las teorías y herramientas que permitan resolver los problemas planteados. Lo anterior abre una línea de investigación en donde se manifiesta la necesidad de desarrollar herramientas a la medida, con el objeto de aplicar de forma eficiente la tecnología analizada. En la actualidad se están realizando trabajos tendientes a proponer soluciones a los problemas encontrados.

#### 3.4.4. NSDTB

En el presente trabajo se exploraron diversas metodologías para el diseño de RNA aplicadas en el dominio de la espectrometría neutrónica. Para cada red diseñada se creó una herramienta de cómputo con el objetivo de observar su desempeño en ambientes experimentales reales. Debido a lo anterior, y como se aprecia en la figura 3.25, se presentó la necesidad de intercomparar los resultados obtenidos con las herramientas creadas, así como contra los métodos tradicionales empleados en la actualidad. De igual forma se presentó la necesidad de evaluar el desempeño de cada herramienta con relación a las demás.

Por la razón anteriormente expuesta se ilustra en la figura 3.25. Para resolver el problema, en una primera etapa de diseño se creó la herramienta denominada “NSDTB6Li” (de sus siglas en inglés, Neutron Spectrometry and Dosimetry Tool Box), mostrada en la figura 3.26, para un SEEB compuesto a base de un detector de  ${}^6\text{LiI}(\text{Eu})$ , la cual tiene como propósito fundamental comparar los espectros de neutrones y dosis calculadas, obtenidos con diversas metodologías de reconstrucción de espectros de neutrones. Dicha herramienta tiene la capacidad de realizar la prueba estadística de la Chi cuadrada entre los espectros y dosis calculados con las diversas metodologías. Lo anterior permite comparar estadísticamente la información citada.

---

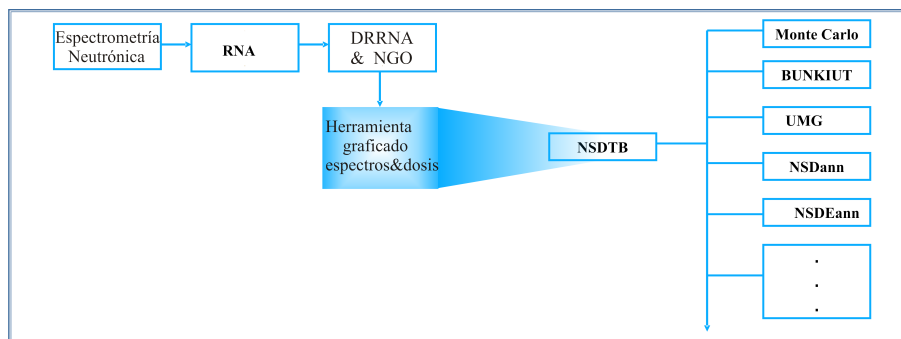


Figura 3.25: Necesidad de herramienta para comparar diversas metodologías

El formato de diseño del programa es muy semejante al de los códigos NSDann y NS-DEann, como se ilustra en la figura 3.26.

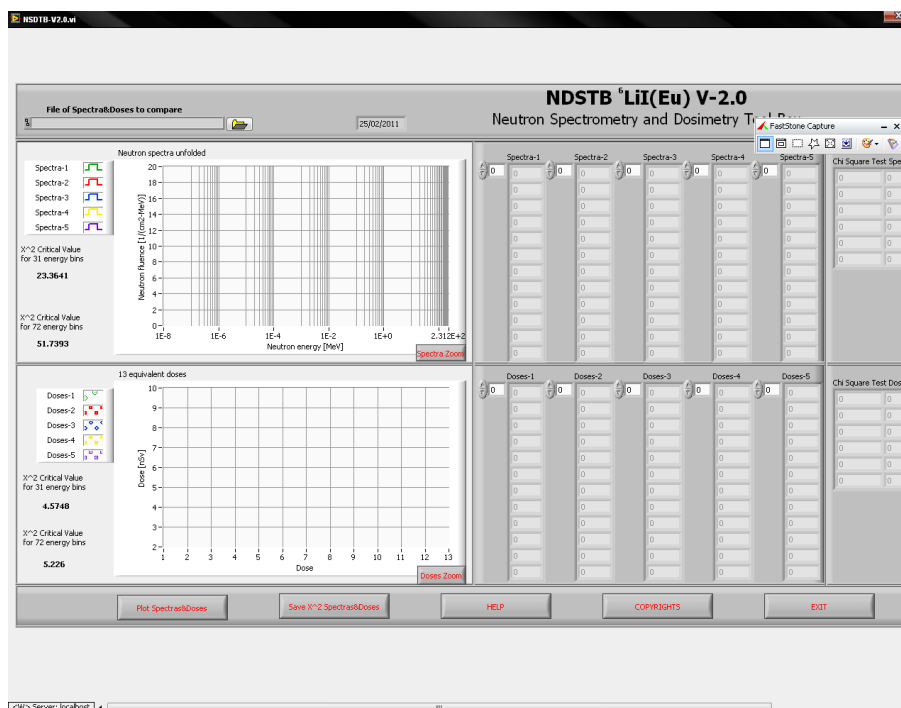


Figura 3.26: NSDTB:compara espectros obtenidos con diversas metodologías

Para comparar espectros y dosis calculados con diferentes metodologías de deconvolución, lo primero es crear un archivo de texto, de forma semejante a como se explicó en la sección 3.4.2.

Los espectros deberán ser colocados en forma de columna, como se ilustra en la figu-

ra 3.27, en donde se puede apreciar que los primeros renglones corresponden al espectro de neutrones y los 13 últimos a las dosis equivalentes.

Column 1	Column 2	Column 3	Column 4	Column 5	Column 6
0.1454	0.15	0.1517	0.1536	0.1533	0.1655
0.0054	0.0037	0.0039	0.0061	0.0085	0.0072
0.0033	0.004	0.0043	0.0047	0.0053	0.0064
0.0033	0.0037	0.004	0.0042	0.0047	0.0056
-0.0008	-0.0001	0.0003	0.0008	0.0015	0.003
-0.0036	-0.0027	-0.002	-0.0014	-0.0003	0.0015
0.0021	0.0023	0.0024	0.0026	0.0028	0.0034
0.0044	0.0045	0.0045	0.0045	0.0045	0.0048
0.0034	0.0033	0.0033	0.0036	0.0037	0.004
0.0032	0.0033	0.0032	0.0033	0.0033	0.0034
0.0032	0.0033	0.0033	0.0033	0.0034	0.0036
0.0034	0.0034	0.0033	0.0033	0.0033	0.0034
0.0018	0.0018	0.0018	0.0019	0.002	0.002
0.0028	0.0027	0.0027	0.0027	0.0029	0.0028
0.0011	0.001	0.001	0.0011	0.0013	0.0012
-0.0046	-0.0047	-0.0044	-0.0041	-0.0034	-0.0035
-0.0069	-0.0071	-0.0066	-0.0063	-0.0053	-0.0054
-0.0066	-0.0069	-0.0062	-0.0057	-0.0042	-0.0044
-0.0028	-0.0031	-0.0018	-0.001	0.0014	0.0013
0.0379	0.0375	0.0387	0.0394	0.0416	0.0409
0.2099	0.1994	0.1194	0.1107	0.1122	0.1107
0.2118	0.2109	0.2105	0.2096	0.2086	0.2052
0.2828	0.2807	0.2774	0.2744	0.2688	0.2624
0.1159	0.1178	0.1158	0.1154	0.1106	0.147
0.0324	0.0323	0.0321	0.0318	0.0313	0.0308
0.0041	0.0041	0.004	0.004	0.0039	0.0039
0.0002	0.0002	0.0002	0.0002	0.0002	0.0003
0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0
0.0911	0.0913	0.0915	0.0915	0.0916	0.092
0.0628	0.063	0.063	0.0629	0.0628	0.063
0.0356	0.0356	0.0355	0.0354	0.0351	0.035
0.0403	0.0403	0.0402	0.0401	0.0399	0.0399
0.0589	0.059	0.059	0.0589	0.0588	0.0589
0.0461	0.0462	0.0461	0.0461	0.0459	0.046
0.0987	0.0988	0.0992	0.0995	0.1	0.1004
0.1015	0.1018	0.1023	0.1026	0.1033	0.1039
0.1023	0.1024	0.1028	0.103	0.1035	0.1038
0.105	0.1051	0.1056	0.1058	0.1063	0.1066
0.1058	0.1052	0.1047	0.1043	0.1037	0.1025
0.0937	0.0935	0.0936	0.0935	0.0934	0.0929
0.0662	0.066	0.0659	0.0657	0.0654	0.0648

Figura 3.27: Archivo con espectros y dosis a comparar con el código NSDTB6Li

Esta herramienta de computo se diseño para comparar hasta cinco espectros de neutrones y dosis equivalentes calculados con diferentes códigos de deconvolución. La operación de NSDTB es la siguiente. Después de haber creado el archivo de texto con los espectros y dosis a ser comparados, el usuario debe dar clic en el icono en forma de carpeta en la herramienta “*File of spectra and doses to compare*”. Enseguida se abre una ventana de selección desde donde el usuario puede elegir la ruta donde se encuentra almacenado este archivo. Posteriormente, solo es necesario dar clic al boton “*Plot Spectra&Doses*” y espectros y dosis se mostraran en la parte media del programa.

Ésta herramienta de computo fue diseñada para comparar espectros y dosis por medio de la prueba estadística Chi cuadrada. Se diseñó una rutina de programación que aplica la prueba Ci cuadrada a cada espectro con relación a todos los demás. En la parte derecha de la pantalla del código NSDTB puede apreciarse un arreglo de datos que muestra los resultados al aplicar ésta prueba.

Al comparar las herramientas clásicas con las presentadas en el presente trabajo de investigación, se observo que ambas carecen de un elemento común: no disponen de una her-

ramienta que permita cuantificar la incertidumbre asociado con el proceso de medición. Este aspecto es importante, ya que la naturaleza propia del proceso de reconstrucción del espectro de neutrones mediante el empleo del SEEB, se ve afectado por varias incertidumbres, entre las cuales se puede mencionar: el proceso de lectura de las tasas de conteo con el SEEB, el método y la calidad con la que fue calculada la matriz de respuesta del sistema, la calidad y eficiencia del detector de neutrones. En vista de la necesidad de cuantificar la incertidumbre asociada con el proceso de medición en el ámbito de la espectrometría de neutrones, se analizó el uso de la estadística de Poisson, tratando de proponer una alternativa al problema enfrentado.

A continuación se describe brevemente el desarrollo de una rutina de programación, que incorporada al código NSDann permite cuantificar a través de la estadística de Poisson, la incertidumbre asociada con el proceso de medición con el SEEB.

### **3.5. Optimización de las herramientas diseñadas utilizando la estadística de Poisson**

La distribución de Poisson juega un papel de fundamental importancia en el trabajo aplicado para modelar problemas de conteo en muchas áreas [245–248]. Se se llama así en honor a Simeón Dennis Poisson (1781-1840), francés que desarrolló esta distribución basándose en estudios efectuados en la última parte de su vida. Ésta distribución es una distribución de probabilidad discreta que expresa la probabilidad de un número de eventos.

La distribución de Poisson se utiliza cuando se hacen registros de eventos que se distribuyen al azar en un espacio o tiempo determinado. Puede esperarse que cierto proceso obedezca la ley de Poisson y ante esta suposición se puede calcular la probabilidad de que ese evento se presente en una unidad de tiempo, por ejemplo, el número de llegadas a un supermercado por minuto, el número de defectos en piezas similares de un material, el número de errores de ortografía cometidos al escribir en una página, el número de estrellas en un determinado volumen de espacio, el número de goles que marca un equipo en un partido de fútbol, el número de neutrones que entran al SEEB cada segundo, etc.

---

En una fuente de neutrones, se lleva a cabo una secuencia de eventos aleatorios independientes, es decir, que la ocurrencia de cualquier evento no tiene efecto en la ocurrencia de cualquier otro. Para obtener el número de emisiones que genera una fuente radiactiva, que en nuestro caso se centra en una fuente de neutrones, se utiliza el SEEB con un detector del tipo  ${}^6\text{LiI}(\text{Eu})$  o  ${}^3\text{He}$ . Básicamente, el funcionamiento de los detectores consiste en convertir a un pulso eléctrico cada neutrón detectado. Este pulso eléctrico se amplifica y se transmite a un sistema multicanal, controlado a través de un programa de PC, con el cual se puede realizar la adquisición de las tasas de conteo, esto es, el número de veces que el detector recibe una señal sin tener conocimiento de la intensidad de la misma. Es posible realizar este conteo en distintos intervalos de tiempo y cierta cantidad de veces.

En el estudio del comportamiento estadístico del decaimiento radiactivo de una fuente de neutrones, se propone la distribución de Poisson a partir de los datos experimentales obtenidos, esto es, las tasas de conteo. El objetivo es obtener una función de distribución definida por una variable aleatoria, denotada por  $n$ , la cual se considera en el siguiente desarrollo como el número de emisiones de la fuente radiactiva de neutrones, cuya característica es que es discreta y no negativa. Con ésta distribución se pretende cuantificar la incertidumbre asociada con la medición de las tasas de conteo leídas con el SEEB.

La distribución de Poisson se refiere a ciertos procesos que pueden ser descritos con una variable aleatoria discreta. La letra  $X$  suele representar esa variable y puede además asumir valores enteros (0,1,2,3 etc..). Se utiliza la letra  $X$  mayúscula para representar la variable aleatoria y la  $x$  minúscula para designar un valor específico que puede asumir la  $X$  mayúscula. La probabilidad de exactamente  $x$  ocurrencias en una distribución de Poisson se calcula mediante la fórmula:

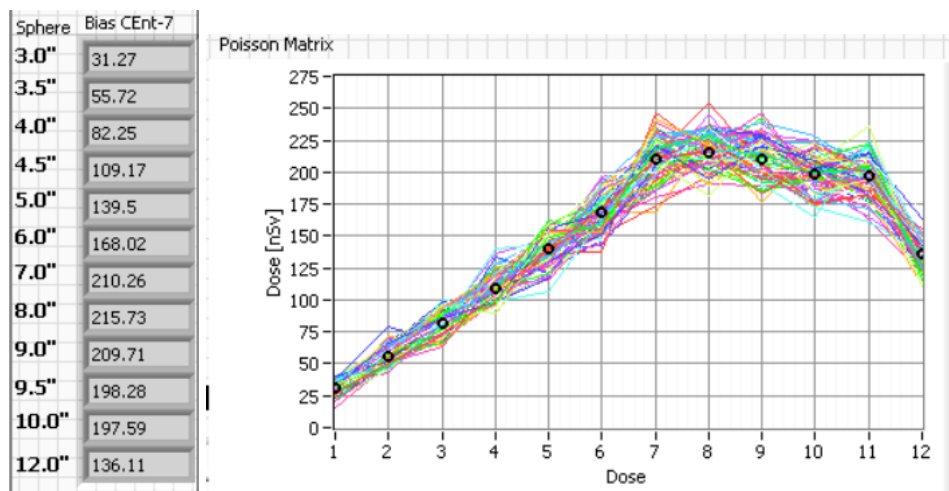
$$P(k) = b^k \frac{e^{-b}}{k!} \quad (3.4)$$

donde  $b = a * 1$  y  $k = 1, 2, \dots$ ,  $a$  es el parámetro de una variable aleatoria exponencial y la variable aleatoria de Poisson es el entero  $k$ .

Como se aprecia en la figura 3.28, la entrada al sistema son las tasas de conteo prove-

---

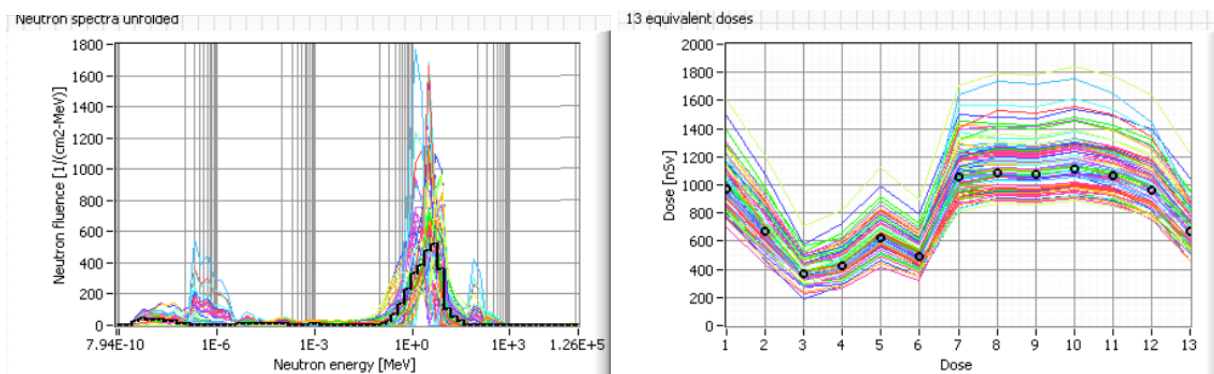
nientes del SEEB. Posteriormente éstos datos ingresan a la rutina Poisson, lo que genera una matriz de datos de entrada alrededor del valor central (valor experimental). La matriz de tasas de conteo compuesta por las experimentales y las calculadas con la distribución Poisson, se introducen una a la vez a la rutina principal del programa NSDann.



(a) Tasas conteo (b) Matriz de tasas de conteo producidas por la distribución Poisson, Experimentales alrededor de los valores experimentales

Figura 3.28: Distribución de Poisson en tasas de conteo leídas con el SEEB

Cuando todas las tasas de conteo pasan a través de RNA, se genera un conjunto de espectros de neutrones y dosis equivalentes, como se ilustra en la figura 3.29.



(a) Espectros alrededor del valor experimental

(b) Dosis alrededor del valor experimental

Figura 3.29: Espectros y dosis calculados con NSDann, alrededor de la distribución de Poisson

Finalmente se aplica la media aritmética y la desviación estándar para obtener el es-

pectro final y 13 dosis equivalentes con el error asociados a cada uno, como se muestra en la figura 3.30.

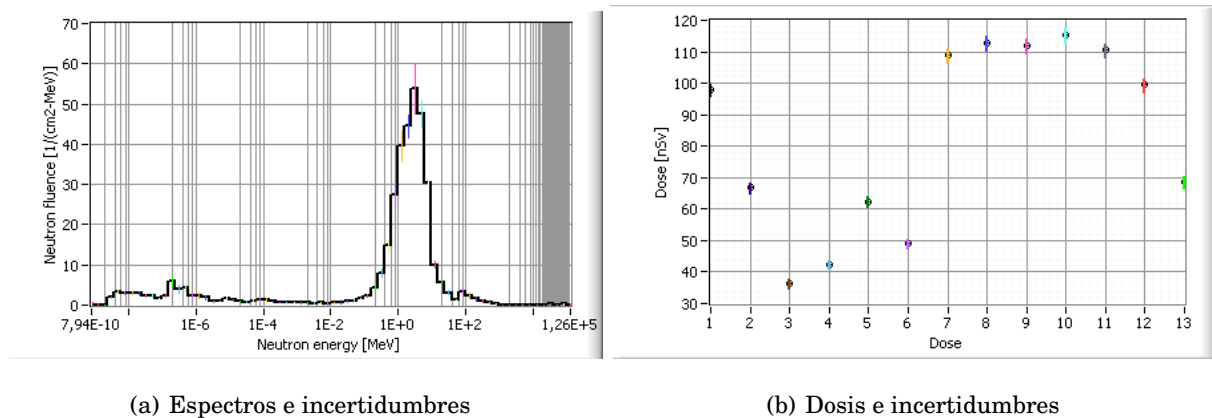


Figura 3.30: Espectros y dosis con incertidumbres, calculadas con la distribución de Poisson

Es importante mencionar que la estadística de Poisson se aplicó para medir una sola fuente de incertidumbre: las tasas de conteo medidas con el SEEB, sin embargo, la espectrometría neutrónica por medio del SEEB se ve afectada por otras incertidumbres como la asociada con la matriz de respuesta, la que tiene que ver con la instrumentación electrónica o la relacionada con los códigos de deconvolución utilizados para reconstruir el espectro. Sería deseable cuantificar las incertidumbres antes mencionadas, por lo que se podría utilizar la distribución normal con este propósito. Actualmente se realizan estudios para incluir en los espectros de neutrones calculados por las herramientas aquí presentadas las incertidumbres antes mencionadas.

### 3.6. Aplicación de las herramientas en experimentos reales y comparación con técnicas clásicas

Construidos los prototipos de las herramientas computacionales, la etapa siguiente consistió en aplicarlas en situaciones experimentales reales, para evaluar su desempeño. Por ello, en ésta etapa, se se utilizaron las herramientas diseñadas en el proceso de reconstrucción de los espectros de neutrones y el cálculo de dosis, a partir de resultados experimentales reales, traducidos en las tasas de conteo medidas con el SEEB ante fuentes de neutrones.

En el procedimiento experimental, se utilizaron las tasas de conteo obtenidas en diversos experimentos realizados con los SEEB de la Unidad Académica de Estudios Nucleares (UAEN), perteneciente a la Universidad Autónoma de Zacatecas (UAZ), México, del Departamento de Ingeniería Nuclear (DIN), de la Universidad Politécnica de Madrid (UPM) en España y del Laboratorio de Patrones Neutrónicos (LPN), perteneciente al Laboratorio de Metrología de Radiaciones Ionizantes (LMRI) del Centro de Investigaciones Energéticas Medio Ambientales y Tecnológicas (CIEMAT), con sede en Madrid, España.

El SEEB de la UAZ y UPM, como se ilustra en la figura 3.31, está basado en un detector de neutrones térmicos compuesto de Ioduro de litio activado por Europio  ${}^6\text{Li}(\text{Eu})$ , con 7 esferas de polietileno cuyas dimensiones son 0, 2, 3, 5, 8, 10 y 12 pulgadas respectivamente, con una matriz de respuesta conocida como UTA4, expresada en 31 grupos de energía.

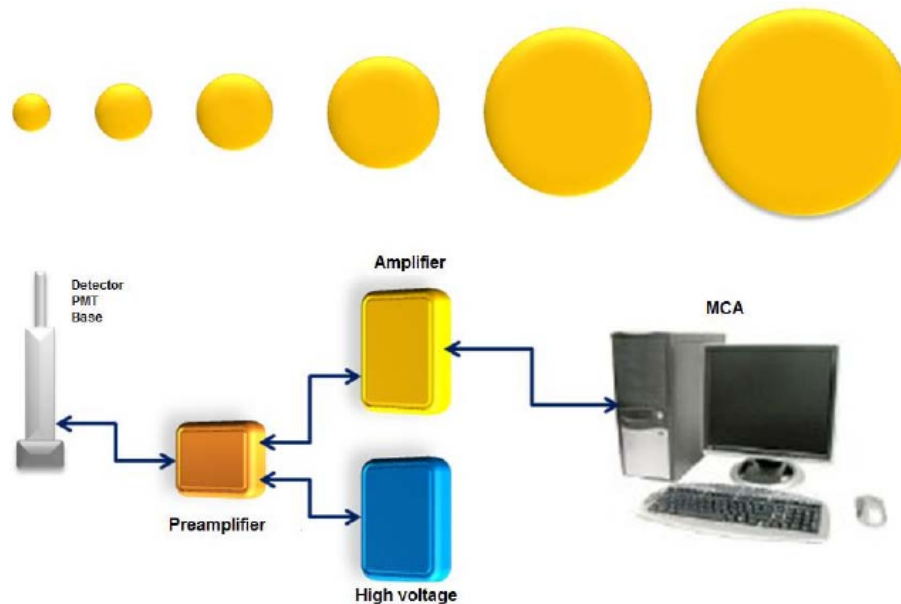


Figura 3.31: SEEB con detector  ${}^6\text{Li}(\text{Eu})$

El SEEB utilizado por el CIEMAT, como se observa en la figura 3.32, está basado en un detector de neutrones térmicos compuesto de Helio-3  ${}^3\text{He}$ , con 12 esferas de polietileno cuyas dimensiones son 3, 3.5, 4, 4.5, 5, 6, 7, 8, 9, 9.5, 10 y 12 pulgadas respectivamente, con una matriz de respuesta expresada en 72 grupos de energía.



(a) Detector  $^3\text{He}$ (b) Esferas Bonner  $^3\text{He}$ Figura 3.32: SEEB con detector  $^3\text{He}$ 

Cuando se utiliza el SEEB, como el mostrado en la figura 3.33, se miden las tasas de conteo que los neutrones producen en cada una de las configuraciones detector-moderador. La técnica de las esferas Bonner, involucra recolectar pulsos electrónicos, a través de la electrónica asociada al SEEB, que surgen de las interacciones entre los neutrones y los átomos de  $^6\text{Li}$  por ejemplo, en un detector de Ioduro de Litio dopado con Europio,  $^6\text{LiI}(\text{Eu})$ , con el detector en diferentes configuraciones de conteo en el campo de irradiación de neutrones.

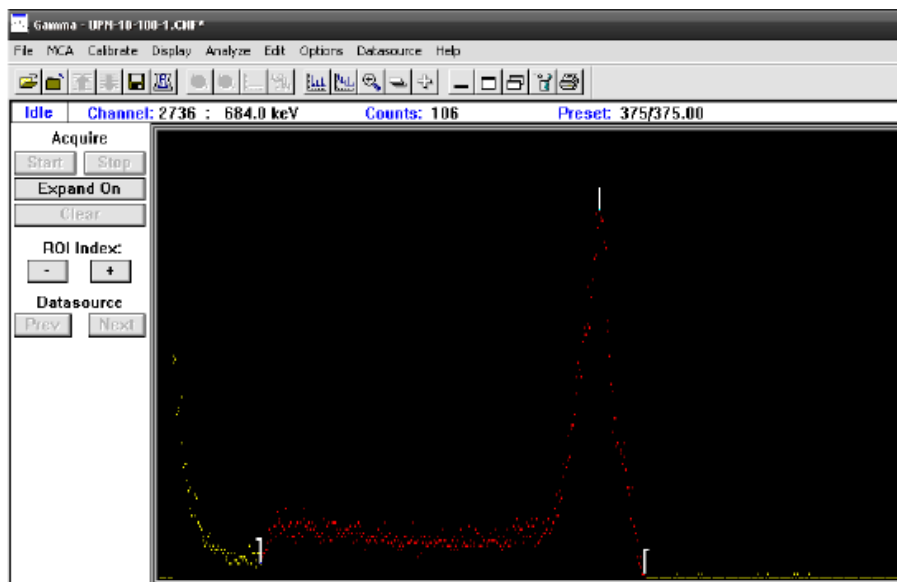


Figura 3.33: Electrónica asociada del SEEB para medir las tasas de conteo

Para obtener las tasas de conteo mediante el SEEB, se realiza una serie de medidas a cierta distancia respecto de la fuente de neutrones, colocando el detector de neutrones en el

centro de cada esfera de polietileno. La combinación detector-moderador tendrá una respuesta diferente a los neutrones en función de la energía. Los neutrones rápidos se frenan dentro del moderador y llegan al detector en estado térmico, mientras que los neutrones inicialmente termalizados son parcialmente capturados dentro del moderador y no alcanzan el detector. Aumentando el diámetro de la esfera moderadora, se desplaza el pico de sensibilidad del sistema hacia las energías altas y de esta manera es posible efectuar una espectrometría de neutrones.

Tanto para la espectrometría como para la dosimetría de neutrones, se utilizan estas interacciones, ya que al producir partículas cargadas, éstas inducen en la instrumentación por medio de la ionización, señales eléctricas a partir de las cuales y mediante procedimientos adecuados, se remonta a la energía del neutrón detectado. A partir de la tasas de conteo tomadas con las esferas, es posible reconstruir el espectro de neutrones, el cuál proporciona información acerca de la distribución de energía de los neutrones incidentes. El simple hecho de medir las tasas de conteo con el SEEB, no permite realizar la reconstrucción del espectro.

Para ello es necesario hacer uso de diversos códigos de deconvolución que resuelvan la ecuación integral diferencial de Fredholm de primer tipo, que como se ha comentado en secciones anteriores, es un sistema de ecuaciones mal condicionado, con un número infinito de soluciones. El seleccionar aquella solución que tenga significado para el tipo de problema, es parte del proceso de reconstrucción, por lo que se debe aplicar algún procedimiento para la deconvolución del espectro.

Al utilizar las cuentas integrales leídas a partir del SEEB es posible reconstruir el espectro de neutrones empleando varios métodos, entre los que se pueden mencionar: los métodos Monte Carlo, de la Máxima Entropía, de Parametrización e Iterativos. Sin embargo, como puede observarse en la figura 3.34, dichos métodos se ejecutan en ambientes de consola de comandos como MS-DOS, lo que hace muy complicado su uso. En el caso de la UAZ y la UPM se utiliza el código conocido como BUNKIUT, un código basado en métodos iterativos, desarrollado en la Universidad de Austin en Texas, Estados Unidos. Para el caso del CIEMAT, se utiliza el código conocido como “Unfolding with Maxel and Gravel” (UMG), un código iterativo basado en el principio de la Máxima Entropía, desarrollado en el PTB de Alemania.

---

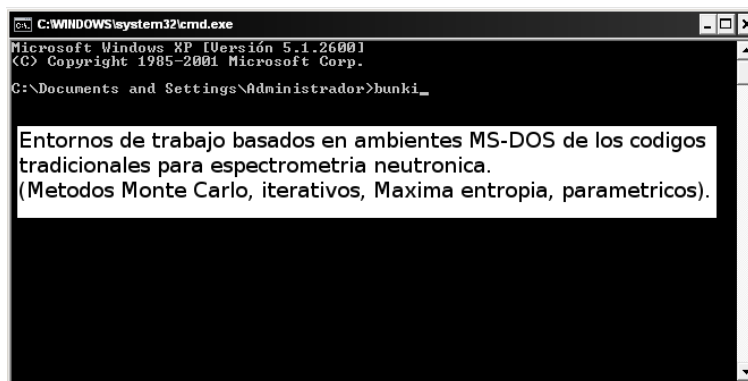


Figura 3.34: Ambiente de códigos tradicionales para espectrometría neutrónica

Además del inconveniente mencionado en el párrafo anterior, las principales dificultades de éstos métodos son: la alta dependencia de la experiencia del experimentador y de la calidad de la información “*a priori*” (espectro inicial), que debe ser proporcionada a los mismos.

En la figura 3.35, se puede observar en entorno de trabajo del código UMG, el cuál requiere una serie de archivos y parámetros muy especializados antes de realizar el proceso de reconstrucción de los espectros.

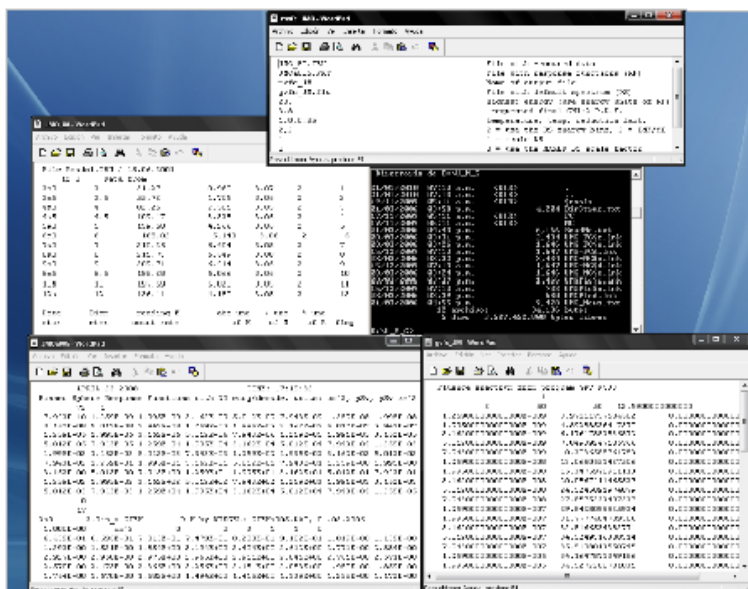


Figura 3.35: Ambiente de trabajo del código UMG

De la figura 3.35, se puede observar que para la operación de este código, el cual se eje-

cuta en el ambiente de trabajo MS-DOS, se requiere un conjunto de archivos con información muy específica. A continuación se describe brevemente el cada archivo:

- Se requiere un archivo de entrada. Este archivo sirve como referencia para un conjunto de archivos necesarios en el ambiente UMG para realizar la deconvolución. El archivo de entrada recibe el nombre de: *gvfc<sub>IE</sub>.inp* para la deconvolución con el programa GRAVEL y *mxf<sub>IE</sub>.inp* cuando se usa el código MAXED. En este archivo se indican los nombres de los restantes archivos de entrada necesarios
- Se necesita un archivo de medidas (*\*.ibu*). Se requiere hacer saber al programa el archivo que contenga las tasas de conteo medidas con el SEEB.
- Es necesario un archivo con matriz respuesta (*\*.fmt*). Es necesario hacerle saber al programa el archivo que contiene la matriz de respuesta del sistema espectrométrico empleado.
- Es importante declarar el nombre del archivo de salida (\*).
- Es indispensable y de fundamental importancia un archivo con los datos del espectro inicial (*\*.flu*). Para realizar el proceso de deconvolución con este código, es necesario emplear un espectro inicial. Debido a que el espectro inicial debe ser lo más parecido al problema que se desea resolver, y que en la mayoría de los casos se desconoce su solución, esto representa un serio inconveniente de este tipo de herramientas.

Cabe resaltar que para un correcto funcionamiento del código UMG, es necesario respetar el formato adecuado para cada uno de los archivos de entrada. De no respetarse, el programa no funcionará.

En el proceso de creación de cada uno de los archivos de entrada mencionados previamente, es necesario establecer una serie de parámetros para poder llevar a cabo el cálculo. Mediante un proceso de ensayo y error, éstos parámetros se varían en la búsqueda de una solución adecuada.

Al haber obtenido el espectro de neutrones, las dosis equivalentes se calculan por medio de los coeficientes de fluencia de dosis, que en la mayoría de los códigos de reconstrucción, son

---

coeficientes no actualizados lo que conlleva a subestimarla, o bien, a obtener una dosis que ya no se utiliza.

En los métodos tradicionales, como en el caso de los códigos BUNKIUT y UMG, la información de los espectros se utiliza para calcular las magnitudes dosimétricas utilizando los coeficientes del ICRP 74 (ICRP 1996). Como se aprecia en la figura 3.36, en el caso de las herramientas diseñadas en el presente trabajo, por ejemplo el código NSDann, los espectros de neutrones y 13 magnitudes dosimétricas son calculados de forma simultánea e independiente por la RNA en un ambiente gráfico, amigable, intuitivo, fácil, rápido e independiente de cualquier programa de cómputo, utilizando tan solo como información de entrada las tasas de conteo medidas con el SEEB. Asimismo este código muestra la incertidumbre asociada con el proceso de medición de las tasas de conteo leídas con el SEEB, a diferencia de los códigos tradicionales que no efectúan dicho cálculo.

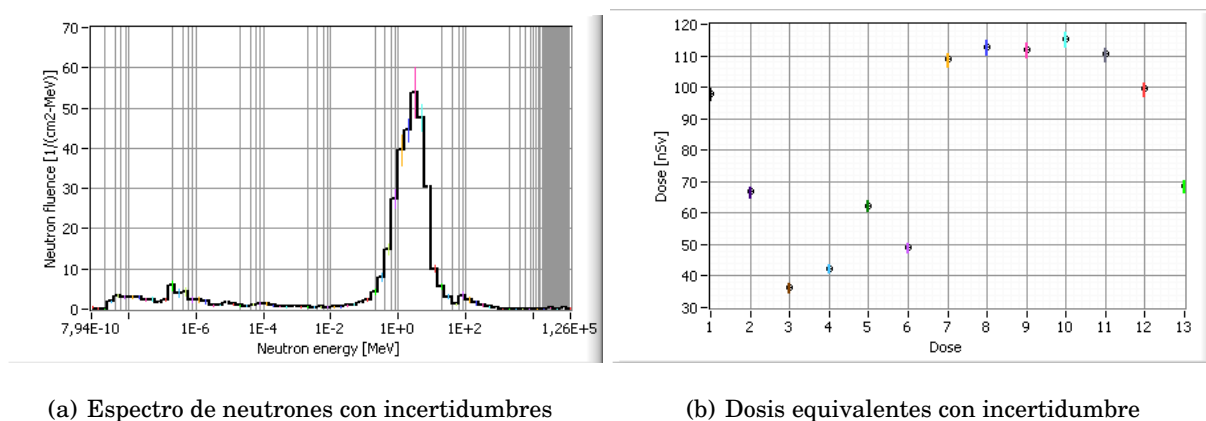


Figura 3.36: Espectros y dosis calculados con el código NSDann y sus incertidumbres

---

## Capítulo 4

# Resultados

---

Resultados parciales de las técnicas y herramientas mostradas en el presente proyecto de investigación, fueron presentados en múltiples congresos internacionales. Los resultados más relevantes se publicaron en revistas, proceedings y un capítulo de libro. Los productos derivados se enlistan a continuación.

### 4.1. Revistas

1. Ortiz-Rodríguez J.M., Martínez-Blanco M.R., Vega-Carrillo H.R., Gallego E., Lorente-Fillol A., Méndez-Villafañe R., Los Arcos-Merino J.M., and Guerrero-Araque J.E. **Neutron spectrometry using artificial neural networks for a Bonner sphere spectrometer with a He-3 detector.** *Revista Mexicana de Física*, 57(1):69-71, 2011. (Sociedad Mexicana de Física, México, ISSN: 0035-00IX(print)).

En este documento se describe el proceso de diseño de una RNA para el sistema espectrométrico de esferas Bonner perteneciente al LMRI del CIEMAT en España. En el proceso de diseño de la arquitectura óptima se empleó la MDRRNA. En un trabajo adicional, que no se incluye en este documento, se diseñó la arquitectura de otra RNA empleando la metodología de RNAE.

2. Ortiz-Rodríguez J.M., Martínez-Blanco M.R., Vega-Carrillo H.R., Gallego E., Lorente-Fillol A., Méndez-Villafañe R., Los Arcos-Merino J.M., and Guerrero-Araque J.E. **Performance of artificial neural networks and genetical evolved artificial neural**

**networks unfolding techniques.** *Revista Mexicana de Física*, 57(1):89-92, 2011. (Sociedad Mexicana de Física, México, ISSN: 0035-00IX(print)).

Se compara el rendimiento y capacidad de generalización de RNA diseñadas para el SEEB del LMRI-CIEMAT, España, con dos metodologías de diseño: MDRRNA y RNAE.

3. Ortiz-Rodríguez J.M., Martínez-Blanco M.R., Gallego E., and Vega-Carrillo H.R. **A neutron spectrometry and dosimetry computer tool based on ANN.** *12th International Congress of the International Radiation Protection Association (IRPA12)*. IAEA Proceeding Series, STI/PUB/1460, 1-9. (International Atomic Energy Agency, Vienna, ISBN 978-92-0-105410-4).

En este trabajo se realiza el desarrollo de una herramienta de cómputo en el lenguaje de programación de Matlab, que permite comparar espectros de neutrones con varias metodologías de reconstrucción de espectros. Se observó la necesidad de utilizar una plataforma de programación diferente, ya que se presentaron inconvenientes en el uso práctico de la herramienta, sobre todo en ambientes experimentales reales.

4. Ortiz-Rodríguez J.M., Martínez-Blanco M.R., Gallego E., and Vega-Carrillo H.R. **Neutron spectrometry and dosimetry based on a new approach called Genetic Artificial Neural Networks.** *12th International Congress of the International Radiation Protection Association (IRPA12)*. IAEA Proceeding Series, STI/PUB/1460, 1-9. (International Atomic Energy Agency, Vienna, ISBN 978-92-0-105410-4).

Se realiza un estudio inicial de la interacción entre RNA y AE. Se observó que el diseño de RNA por medio de AE, utilizando la herramienta conocida como NGO, se realizaba en un periodo de tiempo muy inferior al compararlo con las técnicas tradicionales (ensayo y error), sin embargo, la selección de parámetros aún resulta ser un serio problema con ésta metodología, difícil de resolver.

---

5. Vega-Carrillo H.R., Ortiz-Rodríguez J.M., Martínez-Blanco M.R., and Hernández-Dávila V.M. **ANN in spectrometry and neutron dosimetry**. *American Institute of Physics Proceedings*, 1310:12–17, 2010.

Se describen las aptitudes de las RNA aplicadas en la espectrometría de neutrones, con la solución de ejemplos experimentales reales. En este trabajo, todavía no se utilizan las herramientas tecnológicas presentadas en el presente proyecto de investigación.

Se utilizan las metodologías clásicas para el diseño de las arquitecturas de RNA (ensayo y error), con sus correspondientes inconvenientes. Los espectros de neutrones se reconstruyen en el entorno de Matlab, lo que hace muy difícil su implementación en ambientes experimentales reales. Lo anterior se debe a que se requiere tener instalado el programa Matlab y, posteriormente se requiere tener el archivo fuente que contenga la arquitectura de red diseñada y los pesos sinápticos de misma.

Además de lo antes mencionado, es indispensable que para operar ésta herramienta, el usuario cuente con bases sólidas en lo que se refiere a la teoría de RNA así como en la operación general del entorno de Matlab. Para aplicar con éxito ésta tecnología en el proceso de reconstrucción de espectros de neutrones por medio de ésta técnica, se requiere además tener conocimiento en el uso de la herramienta especializada que se utiliza en Matlab para trabajar con RNA (toolbox de RNA). Lo anterior, para un usuario no experimentado implica un serio inconveniente.

Otro inconveniente con el uso de ésta metodología, es el hecho de que para realizar el cálculo de las dosis equivalentes, se requiere utilizar una RNA diferente. Lo anterior implica aplicar la técnica de ensayo y error para determinar la topología de red, técnica que presenta grandes inconvenientes. Para reconstruir los espectros y calcular las dosis es indispensable que el usuario cuente con los dos archivos fuente que contengan sendas redes entrenadas para cada caso particular, y ejecutar en procesos separados cada una para obtener los resultados buscados.

---



Un inconveniente adicional se presenta cuando se desea comparar el desempeño de ésta tecnología contra el obtenido con métodos clásicos. Como se puede ver, todo lo anterior hace evidente que este procedimiento es poco eficiente y presenta múltiples inconvenientes, que orillaron a diseñar las herramientas tecnológicas presentadas en el presente trabajo.

6. Vega-Carrillo H.R., Ortiz-Rodríguez J.M., Hernández-Dávila V.M., Martínez-Blanco M.R., Hernández-Almaráz B., Ortiz-Hernández A.A., and Mercado-Sánchez G.A. **Different spectra with the same neutron source**. *Revista Mexicana de Física*, 51(6):35–39, 2010.

En este documento se muestra la capacidad de las RNA en el ámbito de la espectrometría de neutrones con la solución de un problema experimental real. En este trabajo, todavía no se hace uso de las herramientas diseñadas. Al igual que en trabajo comentado con anterioridad, aquí se utiliza la técnica clásica para el diseño y operación de las RNA aplicadas en la espectrometría neutrónica, con sus correspondientes inconvenientes.

7. Ortiz-Rodríguez, J.M.; Martínez-Blanco, M.R.; Gallego, E.; Vega-Carrillo, H.R. **Evolutionary Artificial Neural Networks in Neutron Dosimetry**. *American Nuclear Society Transactions*, 101:647-648. (American Nuclear Society, ISSN: 0003-018X(Print)).

Se destaca la rapidéz de los AE en el diseño de múltiples arquitecturas de RNA aplicadas en la espectrometría neutrónica y se presenta una herramienta de cómputo en el entorno de programación de LabVIEW para la comparación de espectros de neutrones calculados con las RNAE comparándolos con las metodologías tradicionales. Se destaca el hecho de que ésta herramienta permite comparar resultados obtenidos con múltiples códigos de reconstrucción de espectros.

8. Vega-Carrillo H.R., Martínez-Blanco M.R., Hernández-Dávila V.M., and Ortiz-Rodríguez J.M. **Spectra and dose with ANN of  $^{252}\text{Cf}$ ,  $^{241}\text{Am} - \text{Be}$ , and  $^{239}\text{Pu} - \text{Be}$** . *Journal of Ra-*

---

*dioanalytical and Nuclear Chemistry*, 281(3):615–618, 2009.

En este documento se muestra la capacidad de las RNA en el ámbito de la espectrometría de neutrones con la solución de un problema experimental real. En este trabajo, no se hace uso de las herramientas diseñadas. Al igual que los trabajos comentados con anterioridad, aquí se utiliza la técnica clásica para el diseño y operación de las RNA aplicadas en la espectrometría neutrónica, con sus correspondientes inconvenientes.

9. Ortiz-Rodríguez J.M., Martínez-Blanco M.R., Gallego E., and Vega-Carrillo H.R. **A computational tool design for evolutionary artificial neural networks in neutron spectrometry and dosimetry**. *Proceedings of the Electronics, Robotics and Automotive Mechanics Conference (CERMA'09), IEEE Computer Society*, 113–118, 2009.

Se presenta el diseño de una herramienta tecnológica que permite comparar los espectros de neutrones obtenidos con la tecnología de redes neuro-evolucionadas contra las obtenidas con técnicas clásicas. Pronto se observó que también se podían intercomparar espectros de neutrones reconstruidos con múltiples códigos de deconvolución.

10. Martínez-Blanco M.R., Ortiz-Rodríguez J.M., and Vega-Carrillo H.R. **NSDann, a LabVIEW tool for neutron spectrometry and dosimetry based on the RDANN methodology**. *Proceedings of the Electronics, Robotics and Automotive Mechanics Conference (CERMA'09), IEEE Computer Society*, 00:131–136, 2009.

Resultado de un proyecto de tesis de maestría tutelada, que describe el diseño de un código para la reconstrucción de espectros de neutrones gráfico, amigable, intuitivo, fácil de operar, rápido y que fue diseñado en el lenguaje de programación de LabVIEW. Ésta herramienta se diseñó en base al conocimiento extraído a una RNA, diseñada por medio de la MDRRNA.

11. Martínez-Blanco M.R., Ortiz-Rodríguez J.M., and Vega-Carrillo H.R. **A New Computer**
-

---

**Tool Based on ANN Technology, applied in neutron spectrometry and dosimetry research areas.** *Proceedings of the Electronics, Robotics and Automotive Mechanics Conference (CERMA'08), IEEE Computer Society*, 189-194, 2008.

Este trabajo, parte de un proyecto de tesis de maestría tutelada, forma parte de las investigaciones preliminares que permitieron diseñar una herramienta de cómputo para comparar los espectros de neutrones obtenidos con diversos códigos de reconstrucción. En las etapas tempranas de diseño, ésta herramienta se desarrolló dentro del entorno de programación de Matlab. Observando resultados satisfactorios y de acuerdo con experimentos realizados, se pudo apreciar que dicha herramienta presentaba inconvenientes que no la hacía apropiada para ser aplicada en situaciones experimentales reales, por lo que, con la experiencia obtenida, se proyectó migrar a una plataforma de cómputo que permitiera desarrollar una versión de este programa que si pudiera ser utilizada en situaciones reales.

12. Ortiz-Rodríguez J.M., Martínez-Blanco M.R., Gallego E., and Vega-Carrillo H.R. **Artificial neural networks modeling evolved genetically, a new approach applied in neutron spectrometry and dosimetry research areas.** *Proceedings of the Electronics, Robotics and Automotive Mechanics Conference (CERMA'08), IEEE Computer Society*, 387–392, 2008.

Se presenta el análisis realizado al estudiar la intersección de las RNA con AE, en el proceso de optimización de diseño de arquitecturas de RNA mediante ésta tecnología híbrida en el área de espectrometría neutrónica.

## 4.2. Capítulo de libro

- Ortiz-Rodríguez, J.M.; Martínez-Blanco, M.R. and Vega-Carrillo, H.R. **Evolutionary artificial neural networks in neutron spectrometry.** Capítulo de libro publicado en: Chi Leung Patrick Hui. (editor) ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS - APPLICATION, Ed. INTECH (2011). [ISBN: 978-953-307-658-4]. In Press.
-

En este documento se analiza con mayor profundidad el uso de AE en el diseño de arquitecturas de RNA aplicadas en el dominio de la espectrometría de neutrones por medio de técnicas de IA.

Se presenta una herramienta diseñada en el entorno de programación de LabVIEW que tiene como objetivo fundamental resolver los problemas encontrados al utilizar el software comercial NGO en el modelado de las redes del problema a resolver. Dicha herramienta permite aplicar la tecnología de RNAE en situaciones experimentales reales, cosa que no es posible con el simple uso de NGO.

Se presenta además otra herramienta que permite intercomparar y analizar, gráfica, numérica y estadísticamente por medio de la prueba estadística Chi cuadrada, espectros de neutrones obtenidos con diversos códigos de reconstrucción de espectros de neutrones.

Se expone la problemática existente en el problema de determinar los parámetros de diseño y configuración de los AE, un problema de optimización para el cual, en la actualidad, no se cuenta con elementos científicos y metodológicos que permitan resolverlo de forma satisfactoria.

A pesar de los problemas existentes en la determinación de los parámetros de los AE, Se diseñaron varias arquitecturas de RNAE por medio de la técnica de ensayo y error y se observó que los resultados obtenidos con las distintas arquitecturas de red diseñadas, presentan resultados similares en la reconstrucción de espectros de neutrones, lo que permite ver que es una tecnología prometedora en la solución de este tipo de problemas.

El buscar y proponer soluciones al problema de optimización no lineal en la determinación de los parámetros de AE, abre una línea de investigación en la búsqueda de resolver este tipo de problemas en ésta área de conocimiento particular.

Enseguida se presentan, los documentos previamente comentados.

---

---

## CERTIFICATE OF INVITATION

---

June 01, 2010

To Whom it May Concern,

InTech is an Open Access publisher of scientific books and journals. We strive to produce high quality publications that are of benefit to the community of scholars throughout the world. Thus, when selecting authors to contribute to our publications we apply a rigorous set of criteria. InTech selects only experts within a particular scientific field based on:

1. Field of research
2. Publication history - a record of scientific accomplishment documented by contribution to scientific literature or other evidence of scientific accomplishment and
3. Relevance, quality and impact of past publications

After successfully meeting these criteria, Professor Ortiz-Rodriguez has been invited to participate in the book project under the working title "Artificial Neural Networks", ISBN 978-953-307-243-2.

Sincerely yours,

Aleksandar Lazinica, CEO



**INTECH**  
d.o.o. Rijeka

**TO:**  
Jose Manuel Ortiz-Rodriguez

Mexico

**DATE:** Jul 06, 2010

---

## INTECH NOTIFICATION OF ACCEPTANCE

---

Dear Prof. Jose Manuel Ortiz-Rodriguez,

On behalf of the Editorial Board it is my pleasure to inform you that the manuscript entitled "Evolutionary Artificial Neural Networks in Neutron Spectrometry", has been accepted to be published in the book "Artificial Neural Networks", ISBN 978-953-7619-X-X.

We firmly believe that your contribution will be of great importance for the scientific community.

Sincerely yours,

Aleksandar Lazinica, President and CEO



### INTECH International Offices:

OFFICE RIJEKA:  
Janeza Trdine 9  
51000 RIJEKA  
Croatia

OFFICE VIENNA:  
Zieglergasse 14  
A-1070 Vienna  
Austria

DISTRIBUTION CENTRE:  
Phoenix Consulting Services Ltd.  
3/240 Vivek Khand, Gomti Nagar.  
Lucknow-226010, India

# Evolutionary Artificial Neural Networks in Neutron Spectrometry

José Manuel Ortiz-Rodríguez<sup>a,c</sup>, Ma. del Rosario Martínez-Blanco<sup>b</sup> and  
Héctor Rene Vega-Carrillo<sup>b</sup>  
U. Académicas: <sup>a</sup>Ing. Eléctrica, <sup>b</sup>Est. Nucleares, Universidad Autónoma de Zacatecas.  
<sup>c</sup>Depto. de Electrotecnia y Electrónica, Escuela Politécnica Superior, Córdoba España.  
México

## 1. Introduction

### 1.1 Artificial neural networks

ANN are highly simplified models of the working of the brain (Graupe, 2007; Kasabov, 1998). An ANN is a biologically inspired computational model which consists of a large number of simple processing elements called neurons, units, cells, or nodes which are interconnected and operate in parallel (Galushkin, 2007; Lakhmi & Fanelli, 2000). Each neuron is connected to other neurons by means of directed communication links, which constitute the neuronal structure, each with an associated weight (Dreyfus, 2005). The weights represent information being used by the net to solve a problem. Figure 1 shows an abbreviated notation for an individual artificial neuron, which is used in schemes of multiple neurons (Beale et al., 1992). Here the input  $\mathbf{p}$ , a vector of  $R$  input elements, is represented by the solid dark vertical bar at the left. The dimensions of  $\mathbf{p}$  are shown below the symbol  $\mathbf{p}$  in the figure as  $R \times 1$ . These inputs post multiply the single-row,  $R - column$  matrix  $\mathbf{W}$ . A constant 1 enters the neuron as an input and is multiplied by a bias  $b$ . The net input to the transfer function  $f$  is  $n$ , the sum of the bias  $b$  and the product  $\mathbf{W}\mathbf{p}$ . This sum is passed to the transfer function  $f$  to get the neuron's output  $a$ .

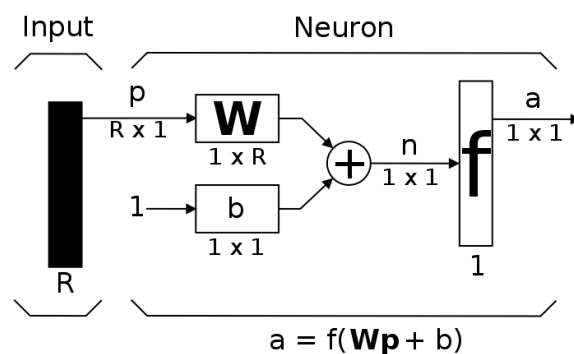


Fig. 1. Abbreviated notation for an individual artificial neuron

Although a single neuron can perform certain simple information-processing functions, a single node is insufficient for many practical problems, and networks with a large number of nodes are frequently used. A single layer of neurons having different transfer functions can be created simply by putting the neuron shown earlier in parallel (Kishan et al., 2000). All the neurons would have the same inputs, and each neuron would create the outputs, however, a layer of neurons is not constrained to have the number of its inputs equal to the number of its neurons, and it is common for the number of inputs to a layer to be different from the number of neurons. To describe networks having multiple layers, it needs to make a distinction between weight matrices that are connected to inputs and weight matrices that are connected between layers. It also needs to identify the source and destination for the weight matrices. Weight matrices connected to inputs are called *input weights* (IW), whereas weight matrices coming from layer outputs are called *layer weights* (LW). Further, superscripts are used to identify the source (second index) and the destination (first index) for the various weights and other elements of the network.

Figure 2 shows an abbreviated notation of a single layer of neurons. As can be seen from this figure, the weight matrix connected to the input vector  $\mathbf{p}$  is labeled as an input weight matrix ( $\mathbf{IW}^{1,1}$ ). The input vector elements enter the network through the weight matrix  $\mathbf{W}$ . The row indices on the elements of matrix  $\mathbf{W}$  indicate the destination neuron of the weight, and the column indices indicate which source is the input for that weight. Thus, the indices in  $w_{1,2}$  say that the strength of the signal from the second input element to the first (and only) neuron is  $w_{1,2}$ . Elements of layer 1, such as its bias, net input, and output have a superscript 1 to say that they are associated with the first layer.

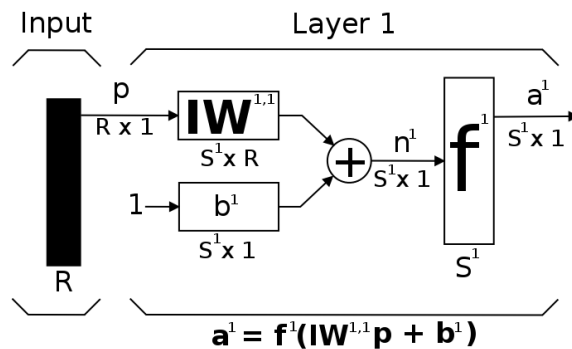


Fig. 2. Abbreviated notation of a single layer of neurons

Multiple-layer networks are quite powerful and can solve more complicated problems than can single-layer nets. A multilayer neural network consists of a combination of neurons or nodes and synaptic connections, which are capable of passing data through multiple layers (Fausett, 1993). Each layer has a weight matrix  $\mathbf{W}$ , a bias vector  $\mathbf{b}$ , and an output vector  $\mathbf{a}$ . The layers of a multilayer network play different roles, i.e., the x-y-z neural network structure refers to number of neurons in the input, hidden and output layers respectively. Input layers receive input signal or values from an external source, output layer transmit the result of the neural network processing and hidden layer(s) make up the internal layer(s) between input and output node layers (Haykin, 1999). To distinguish between the weight matrices, output



vectors, etc., as mentioned previously, the number of the layer is appended as a superscript to the variable of interest.

Figure 3 shows a three-layer network using abbreviated notation. From this figure can be seen that the network has  $R^1$  inputs,  $S^1$  neurons in the first layer,  $S^2$  neurons in the second layer, etc. A constant input 1 is fed to the bias for each neuron. The outputs of each intermediate layer are the inputs to the following layer. Thus layer 2 can be analyzed as a one-layer network with  $S^1$  inputs,  $S^2$  neurons, and an  $S^2 \times S^1$  weight matrix  $W^2$ . The input to layer 2 is  $a^1$ ; the output is  $a^2$ . Now that all the vectors and matrices of layer 2 have been identified, it can be treated as a single-layer network on its own. This approach can be taken with any layer of the network.

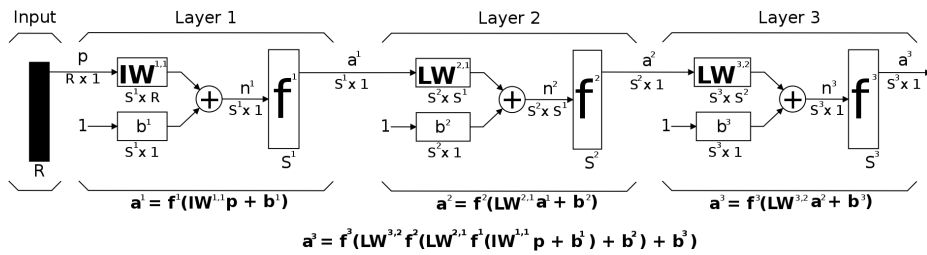


Fig. 3. Three-layer neural network using abbreviated notation

The arrangement of neurons into layers and the connection patterns within and between layers is called the *net architecture* (Jain et al., 1996; Zupan, 1994). According to the absence or presence of feedback connections in a network, two types of architectures are distinguished:

- **Feedforward architecture.** There are no connections back from the output to the input neurons; the network does not keep a memory of its previous output values and the activation states of its neurons; the perceptron-like networks are feedforward types.
- **Feedback architecture.** There are connections from output to input neurons; such a network keeps a memory of its previous states, and the next state depends not only on the input signals but on the previous states of the network; the Hopfield network is of this type.

The central idea of neural networks, where  $w$  and  $b$  are both adjustable parameters of the neuron, is that such parameters can be adjusted by means of learning or training, so that the network exhibits some desired or interesting behavior (Graupe, 2007; Kishan et al., 2000; Lakhmi & Fanelli, 2000; Haykin, 1999; Kasabov, 1998; Fausett, 1993). Learning is not an individual ability of a single neuron, it is a collective process of the whole neural network and a result of a training procedure. Training is the algorithmic procedure whereby the parameters of the neurons of the network are estimated, in order for the neural network to fulfill, as accurately as possible, the task it has been assigned.

As shows figure 4, an ANN is trained so that a set  $P$  of input vectors produces the desired, or at least a consistent, set of target output vectors  $T$ , or the network learns about internal characteristics and structures of data from a set  $P$ . The set  $P$  used for training a network is called *training set* and the elements  $p$  of this set  $P$  are called *training examples*. The training process is reflected in changing the connection weights of the network. The default performance function for feedforward networks is mean square error (*mse*), which is the average

squared error between the network outputs  $a$  and the target outputs  $T$ . During training, the network weights should gradually converge to values such that each input vector  $\mathbf{p}$  from the data set training causes a desired output vector  $\mathbf{t}$  produced by the network. Learning occurs if after supplying a training example, a change in at least one synaptic weight takes place. Input vectors and the corresponding target vectors are used to train a network until it can approximate a function, associate input vectors with specific output vectors, or classify input vectors in an appropriate way as defined by the experimenter.

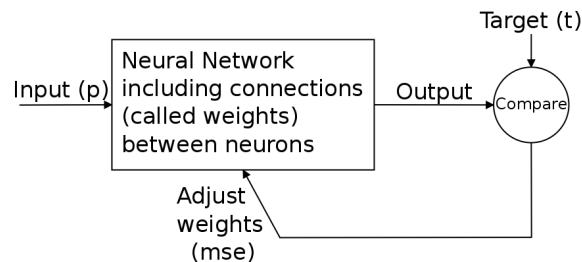


Fig. 4. Training procedure of neural networks

The learning ability of a neural network is achieved through applying a learning or training algorithm. Training algorithms are mainly classified into three groups:

- **Supervised.** This training algorithm has been the most used mainly because the training examples comprise input vectors  $\mathbf{p}$  and the desired target output vectors  $\mathbf{t}$ . Training is performed until the neural network "learns" to associate each input vector  $\mathbf{p}$  to its corresponding and desired output vector  $\mathbf{t}$ .
- **Unsupervised.** Only input vectors  $\mathbf{p}$  are supplied; the neural network learns some internal features of the whole set of all the input vectors presented to it.
- **Reinforcement learning.** Sometimes called reward-penalty learning, is a combination of the above two paradigms; it is based on presenting input vector  $\mathbf{p}$  to a neural network and looking at the output vector calculated by the network. If it is considered "good," then a "reward" is given to the network in the sense that the existing connection weights are increased; otherwise the network is "punished," the connection weights, being considered as "not appropriately set," decrease. Thus reinforcement learning is learning with a critic, as opposed to learning with a teacher.

Several different training algorithms for feedforward networks use the gradient of the performance function to determine how to adjust the weights to minimize performance. The gradient is determined using a technique called Back-Propagation (BP), which involves performing computations backward through the network, which refine one of the principal components of neural networks: the connection weights. The BP computation is derived using the chain rule of calculus (Taylor, 1993). BP was created by generalizing the Widrow-Hoff learning rule to multiple-layer networks and nonlinear differentiable transfer functions (Graupe, 2007; Kishan et al., 2000; Lakhmi & Fanelli, 2000; Haykin, 1999; Kasabov, 1998; Fausett, 1993).

Despite the apparent success of the BP learning algorithm, there are some aspects, which make the algorithm not guaranteed to be universally useful.

- One of the problems of BP is that it can get stuck in a local minimum. This is not too bad if the local minimum turns out to be close to the global minimum, but there is no guarantee that is the case.
- Another problem associated with BP is that the place at which one starts on the error surface (which is determined by the initial weight settings, which are often random) determines whether or not a good or the best solution is found. When a solution is found that performs well on the training set, the network might still perform badly on the overall set of input, if the training set was not representative.
- A last problem is the occurrence of interference. This occurs when a network is supposed to learn similar tasks at the same time. Apart from the fact that smaller networks are unable to learn too many associations, they simply are full after a certain amount of learned associations, there is also the danger of input patterns being so hard to separate, that the network can't find a way to do it.

ANN has been well known for its effectiveness in representing nonlinear process systems (Apolloni et al., 2009). The power of neural computation comes from connecting neurons in networks, and the way these nodes are connected, determines how computations proceed, and constitutes an important early design decision by a neural network developer. However, ANN can not solve all problems in the real world. One of the biggest drawbacks in the use of neural networks nowadays is the problem of finding an appropriate structure for a given task, mainly because it is very hard to know beforehand the size and the structure of a neural network one needs to solve a given problem (Ortiz-Rodríguez et al., 2006; Packianather & Drake, 2004; Packianather et al., 2000; Peterson et al., 1995). An ideal structure is a structure that independently of the starting weights of the net, always learns the task, i.e. makes almost no error on the training set and generalizes well.

The problem with neural networks is that a number of parameters have to be set before any training can begin. However, there are no clear rules how to set these parameters. Yet these parameters determine the success of the training. Among the limitations of ANN, the following should be given added emphasis:

1. **Network architecture.** There is a lack of fixed rule or systematic guideline for optimal ANN architecture design. Since there is no a priori knowledge about the problem complexity, the network architecture was typically set arbitrarily. The network topology was often determined by trial and error. This subjected the network to performance uncertainties since the size of network influences the network performance: too small a network cannot learn well, but too large may lead to overfitting. Thus, algorithms that can find appropriate network architecture are needed. This includes the determination of optimum number of neurons in each layer as well as number of hidden layers needed.
2. **Training algorithm.** The best training algorithm still cannot be singled out for general neural networks. Although BP algorithm has been widely used, it does not guarantee the global optimal solution. The training may result in ANN model that is only accurate in the same operating zones as in the training data set but inaccurate in others. Besides, the selection of some parameters in BP training, such as learning rate and momentum, also lacks of systematic guideline.
3. **Training data.** The quality and quantity of training data is an important issue for ANN modeling. Usually, the success of ANN relies heavily on a large amount of data, but this demands more computing time for training. In order to reduce the amount of data whilst

maintaining the model quality, the data used must be carefully selected to ensure that they are sufficiently rich. This demands project understanding on the process involved. Additionally, to eliminate noise and outliers, process data may require pre-processing prior to application in neural network model development.

4. **Training set.** Since it is normally impossible to present a network with all possible inputs, we only present it with part of it, the training set. This set has to be chosen in such a way that the network also gives correct output for an input that was not in the training set. If the network also responds well to inputs that were not in the training set, it is said to generalize well. Often an ANN is trained with one set of patterns (the training set) and tested with another (the test set). If the training set was not a good representation of all possible inputs, the network probably will not perform too well on inputs that are not in the training set. Generalization is quite similar to interpolation in mathematics.
5. **Process relationship.** Being black-box method for modelling, ANN is criticized for unable to explain and analysis the relationship between inputs and outputs. This may cause difficulties in interpreting results from the network.

All of these limitations have motivated researchers to generate ideas of merging or hybridizing ANN with other approaches in the search for better performance. Some of the available schemes include expert systems, statistical methods (Ortiz-Rodríguez et al., 2006; Packianather & Drake, 2004), fuzzy logic (Chennakesava, 2008), wavelet transform and as well as Neuro Evolutionary (NE) Approaches (Floreano & Mattiussi, 2008; Melin & Castillo, 2005; Leardi, 2003; Yao, 1993). In this work, the use of NE is considered.

## 1.2 Neuroevolution

NE leverages the strengths of two biologically inspired areas of Artificial Intelligence (AI) (Rasskin-Gutman, 2009; Luger, 2005; Coppin, 2004): Artificial Neural Networks (ANN) and Evolutionary Algorithms (EA) (Gen et al., 2009; Munakata, 2008; Rothlauf, 2006; Whiteson & Stone, 2006). EA are stochastic and adaptive population-based search methods based on the principles of natural evolution. They involve a population of individuals represented in a genotypic form (chromosomes/genotypes), each of which is a potential solution to the problem. Each individual has a fitness score associated with it, and individuals with better fitness scores are better solutions. Between one generation and the next, individuals are selected from which to create offspring by applying mutation and crossover operators. Generally selection is biased towards fitter individuals, and unpromising areas of the search space are abandoned with the loss of poorer performing individuals from the population over time. EA encompass Genetic Algorithms (GA), Evolutionary Programming (EP) and Evolution Strategies (ES) (Affenzeller et al., 2009; Haupt & Haupt, 2004; Mitchell, 1998; Periaux & Winter, 1995; Goldberg, 1989).

Although EA and ANN have in common that they are general search strategies, they vary in their range. EA perform a more global search than ANN with BP. Figure 5, illustrates the convergence of the strategies. BP takes more time to reach the neighbourhood of an optimal solution, but then reaches it more precisely. On the other hand, EA investigate the entire search space. Hence, they reach faster the region of optimal solutions, but have difficulties to localize the exact point. This happens, because for the final "fine-tuning" of the solution relies almost entirely on mutation. Combining both strategies seems to be the best thing to do (Floreano & Mattiussi, 2008; Melin & Castillo, 2005; Leardi, 2003; Yao, 1993), and the NE approach outperforms EA as well as ANN in finding a satisfying solution.

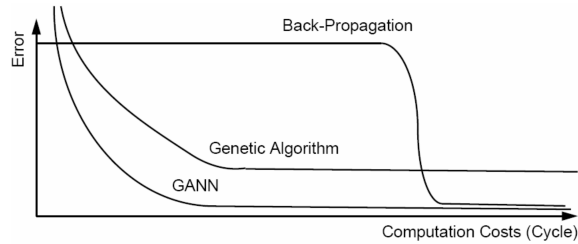


Fig. 5. Convergence of ANN and EA

Because GAs sample many points in the search space simultaneously, they are less susceptible to local minima than single solution methods (BP), and are capable of rapidly locating high payoff regions of high dimensional search spaces. Figure 6, shows a hypothetical fitness landscape to illustrate how a GA operates. The fitness of each individual in the population is represented by its position on the landscape. In a single solution method, such as BP training, if the initial search point (the yellow circle) happens to fall in the neighborhood of a local maxima, the algorithm can become trapped because it has only local information with which to make a next guess and improve the solution. Therefore, it will climb the gradient towards the local maxima. In a GA, although some individuals (the red circles) may reside near local maxima, it is less likely to get trapped because the population provides global information about the landscape. There is a better chance that some individual will be near the global maxima, and the genetic operators allow the GA to move the population in large jumps to focus the search in the most fruitful regions of the landscape.

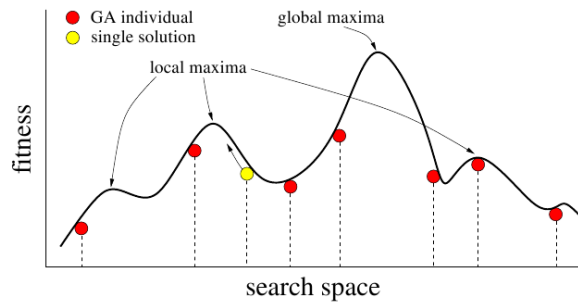


Fig. 6. Fitness landscape which illustrates how a GA operates

As is showed in figure 7, the basic idea of NE is to search the space of neural network policies directly by using a GA. From this figure can be seen that each chromosome is transformed into a neural network phenotype and evaluated on the task. The agent receives input from the environment (observation) and propagates it through its neural network to compute an output signal (action) that affects the environment. At the end of the evaluation, the network is assigned a fitness according to its performance. The networks that perform well on the task are mated to generate new networks.

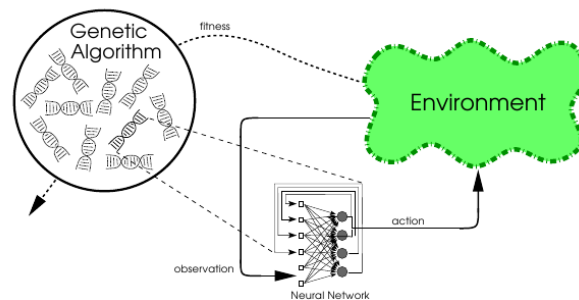


Fig. 7. Neuro Evolution approach

GA were introduced by John Holland in 1975 (Goldberg, 1989), and are a class of stochastic search procedures founded on the principles of natural selection. Unlike conventional search methods that iteratively improve a single solution, a GA maintains a set or population of candidate solutions that sample the search space at multiple points. These solutions are encoded as strings called chromosomes that represent the genotype of the solution. The chromosomes are usually composed of a fixed number of genes that can take on some set of values called alleles.

### 1.2.1 Genetic Algorithms

GA belongs to a class of population-based stochastic search algorithm that are inspired from principles of natural evolution known as EA. Similar to other EA algorithms, GA is based on the principle of "survival of fittest", as in the natural phenomena of genetic inheritance and Darwinian strife for survival. In other words, GA operates on a population of individuals which represent potential solutions to a given problem. Mimicking the biological principles in nature, a single individual of a population usually is affected by other individuals as well as the environment. Normally, the better an individual performs under these competitive conditions the greater is the change for the individual to survive and reproduce. This in turn inherits the good parental genetic information. Hence, after several generations, the bad individual will be eliminated and better individuals are produced.

The most important terms used in the GA, analogous to the terms used to explain the evolutionary processes, are:

- **Gene.** A basic unit, which controls a property of an individual.
- **Chromosome.** A string of genes; it is used to represent an individual, or a possible solution of a problem in the solution space.
- **Population.** A collection of individuals.
- **Operation of crossover or mating.** Substrings of different individuals are taken and new strings (offsprings) are produced.
- **Mutation.** Random change of a gene in a chromosome.
- **Fitness or goodness function.** A criterion which evaluates each individual.
- **Selection.** A procedure for choosing a part of the population that will continue the process of searching for the best solution, while the other part of the population "dies".

Although the evolutionary principle of GA is similar with other EA varieties, its implementation is different. Initially, the evolutionary process of GA starts with the creation of the blind random population defined by the problem statement. This is followed by the series of activity including solutions encoding, fitness evaluation, selection, genetic operator alteration and replacement which are iteratively executed until the stopping criterion is satisfied. Figure 8 outlines a typical evolutionary structure of GA.

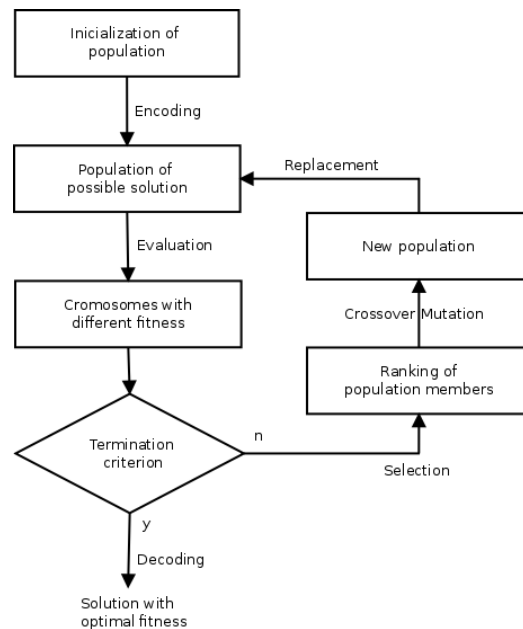


Fig. 8. Evolutionary structure of a GA

As a population-based search algorithm, information exchange among the individual is particularly important for GA. Such mechanisms are achieved by genetic operators, the more common ones are reproduction, crossover and mutation. Following a process analogous to natural evolution, each genotype is transformed into its phenotype and evaluated on a given problem to assess its fitness. Those genotypes with high fitness are then mated using crossover and mutation at low levels to produce new solutions or offspring. Figure 9 illustrates how crossover and mutation work. Crossover produces two offspring from two parents by exchanging chromosomal substrings on either side of a random crossover point, each offspring is a concatenation of contiguous gene segments from both parents. When an offspring is mutated, one of its alleles is randomly changed to a new value. By mating only the most fit individuals, the hope is that the favorable traits of both parents will be transmitted to the offspring resulting in a higher scoring individual, and eventually leading to a solution.

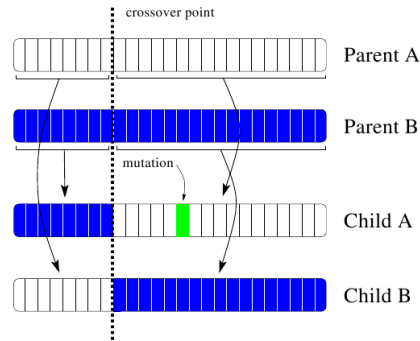


Fig. 9. Crossover and mutation genetic operators

In general, GA is applicable to a wide range of problem in learning and optimization. They can deal with complex problems which are multimodal and discontinuous. GA has two prominent features that are different from other search algorithms. First, it is population-based. Second, there is information exchange among individuals in a population. Primarily, GA was designed to optimally solve sequential decision processes more than to perform function optimization but over the years, it has been used widely in both learning and optimization. For these reasons, GAs are well suited for searching the space of neural networks. Instead of training a network by performing gradient descent on an error surface, the GA samples the space of networks and recombines those that perform best on the task in question.

Today neural networks can be trained to solve problems that are difficult for conventional computers or human beings, and have been trained to perform complex functions in various fields, including pattern recognition, identification, classification, speech, vision, and control systems. Recently, the use of ANN technology has been applied with success in the research area of nuclear sciences, mainly in the neutron spectrometry and dosimetry domains.

### 1.3 Artificial neural networks and neutron spectrometry

Nowadays, neutrons are widely used in many fields of both research and technology (Wielunski et al., 2008b). Reliable determination of neutron doses is still an issue in the field of radiation protection (Lacoste et al., 2007). In recent years, the characterization of ionizing radiation fields in workplaces is one of the challenging activities over the world (Mazrou et al., 2008). The workers subject to these radiations especially those who are submitted to neutron risk have to be well monitored and protected according to relevant national regulations which are more and more restrictive. As a result, there is an increasing demand in the field of radiation protection to quantify these various neutron fields and to determine the radiation doses involved (Mazrou et al., 2008). The dosimetry of neutron radiation is one of the most complicated tasks in radiation protection (Wielunski et al., 2008a), mainly because is a complex technique (Bedogni et al., 2007), and highly neutron energy dependent, and a precise knowledge on neutron spectrometry is highly essential for all dosimetry-related studies as well as many nuclear physics experiments. In consequence, it becomes necessary to develop additional measuring techniques to enhance the actual workers monitoring systems.

The term radiation spectrometry can be used to describe measurements of the intensity of a radiation field with respect to energy, wavelength, momentum, mass, angle of incidence or



any other related quantity (Vega-Carrillo et al., 2010; 2009a; Thomas, 2004). The distribution of the intensity with one of these parameters is commonly referred to as the spectrum, i.e., the measurement of neutron energy spectra is the variation of the intensity of these radiations with energy (Vega-Carrillo et al., 2009b).

One of the suitable approaches to improve the knowledge on neutron radiation fields to which individuals are exposed during their work, is based on spectrometric measurements (Thomas, 2004; Brooks & Klein, 2002; McDonald et al., 2002). The measured yield of a radionuclide is the convolution of the neutron energy distribution with the response function of the spectrometer summed over the interaction energy range. At any given angle, the measured activity of a particular type is related to the neutron spectrum by equation 1, which represents the discrete form of the Fredholm's integral equation of the first kind without any unique solution (Vega-Carrillo et al., 2006).

$$C_j = \sum_{i=1}^N R_{i,j} \Phi_i \quad \text{---} > j = 1, 2, \dots, m \quad (1)$$

where  $C_j$  is  $j^{\text{th}}$  detector's count rate;  $R_{i,j}$  is the  $j^{\text{th}}$  detector's response to neutrons at the  $i^{\text{th}}$  energy interval;  $\Phi_i$  is the neutron fluence within the  $i^{\text{th}}$  energy interval and  $m$  is the number of spheres utilized.

Although there is a wide range of different devices used for neutron spectrometry, the majority of the instruments can be grouped together into a small number of broad categories, each one based on a common underlying technique (Thomas, 2004; Matzke, 2003; McDonald et al., 2002). Among the many available neutron spectrometry techniques, the multisphere or Bonner sphere spectrometer (BSS) system is the most used for radiation protection purposes (Lacoste et al., 2004; El Messaoudi et al., 2004; Vylet, 2002), due to advantageous characteristics as wide energy range (from thermal to  $GeV$  neutrons), large variety of active or passive thermal sensors allowing adapting the sensitivity to the specific workplace, good photon discrimination and simple signal management. Disadvantages are the poor energy resolution, which does not allow appreciating fine structures as narrow peaks, the weight, and the need to sequentially irradiate the spheres, requiring, in general, long exposure periods (Bedogni et al., 2007).

The BSS consists of a thermal neutron sensor such as  ${}^6LiI(Eu)$ , which is placed at the centre of a number of moderating spheres of different diameter. With the BSS, neutron spectrum can be obtained, however, the derivation of the spectral information is not simple. The unknown neutron spectrum is not given directly as a result of the measurement. The BSS response matrix, the count rates and the neutron spectrum are related through the equation 1. The most delicate part in the neutron spectrometry based on the BSS, is the unfolding process. The unfolding spectra of the neutrons measured consist on establishing the rate of energy distribution of fluency  $\phi(E)$ , known as the response matrix,  $R_{i,j}$ , and the group of carried out measures,  $C_j$ . Because the number of incognits overcomes to the number of equations, this is an ill-conditioned system and has an infinite number of solutions. The procedure of selecting the solution that has meaning for the problem type, is part of the unfolding process (Vega-Carrillo et al., 2005; 2006). The spectral information needs to be unfolded from the BSS system detector responses by using a suitable computational code, most of them are based in some of these methods: least square, iterative (Bedogni et al., 2007; Miller, 1993), bayesian and maximum entropy (Reginatto & Zimbal, 2008), and Monte-Carlo (Vega-Carrillo et al., 2007a). The current interest in the neutron spectrometry problem, has stimulated the development of diverse unfolding procedures which try to obtain a better energy resolution through the

reconstruction of the spectrum. During the past decades have been carried out intents to develop new neutron spectra unfolding codes like BUNKIUT (Miller, 1993), FRUIT (Bedogni et al., 2007), MAXED, UMG (Roberts, 2007), etc., to attain improved energy resolution through spectrum unfolding. However, these methods still present the serious drawback of requiring a very expert user for their operation and the necessity to provide an initial guess spectrum for the deconvolution of the spectrum. To overcome these drawbacks, alternative approaches have been studied and proposed, to make an efficient neutron dosimetry, and several unfolding procedures combined with various types of experimental methods have been reported such as Genetic Algorithms (GA) (Mukherjee, 2004; Freeman et al., 1999), and Artificial Neural Networks (ANN) (Vega-Carrillo et al., 2010; 2009a; 2007b; 2006; 2005).

Many of the previous studies in neutron spectrometry and dosimetry by using the ANN approach have found serious drawbacks in the ANN design process itself, mainly in the proper determination of the structural and learning parameters of the networks being designed (Ortiz-Rodríguez et al., 2006). These parameters are significant contributing factors to the ANN performance, however, the optimal selection of these parameters follows in practical use no rules, and their value is at most arguable, mainly because they are generally heuristically chosen by using the trial and error technique, which produces poor artificial neural networks with low generalization capacity and poor performance. For the anterior, the nuclear research community needs approaches that implement ANN models faster than what is currently available. In consequence, more research has been suggested in order to overcome these drawbacks (Vega-Carrillo et al., 2010; Bedogni et al., 2007; Vega-Carrillo et al., 2007b; 2006).

At present, one promising technique to design the structural and learning parameters of ANN is by introducing adaptation of network training using EA. EA seems to be a proper alternative to solve the ANN optimization problem and can be used to assist in the ANN design and training (Ortiz-Rodríguez et al., 2010a; 2009b; 2008). However, as a novel approach in the nuclear sciences area, the lack of information and tools for the analysis of the results obtained with these new technologies, makes difficult the work in this research area.

The aim of the present work is focused in analyzing the intersection of ANN and GA, analyzing like it is that GA can be used to help in the design processes and training of ANN, i.e., in the optimum selection of the structural and learning parameters of ANN, improving its generalization capacity, in such a way that the neural network designed is able to unfold in an efficient way neutron spectra, starting only from the count rates obtained with a BSS system. Because the novelty of EANN technology in neutron spectrometry, lack of tools for the analysis is observed. For this reason, an unfolding code based on EANN technology, devoted to the operational workplace neutron monitoring, would be of great help to the radiation protection community. With this purpose, in this work a new computer tool based on EANN technology called "Neutron Spectrometry and Dosimetry based on Evolutionary Artificial Neural Networks" (NSDEann), was developed in a customized front end user capable to unfold neutron spectra and to simultaneously calculate 13 equivalent doses, by using only as input data the count rates coming of a BBS system, in just a few seconds if compared with the time spent with the classical techniques, not being needed a priori information about the spectra being calculated.

## 2. Materials and Methods

In this work, EANN technology was used for the modeling and optimization of ANNs capable to solve the neutron spectra unfolding problem, starting from the count rates coming from a BSS with a  ${}^6\text{LiI}(\text{Eu})$  thermal neutron detector, 7 polyethylene spheres of 0,2,3,5,8,10, and, 12 inches of diameter respectively, and the UTA4 response matrix expressed for 31 energy bins (Vega-Carrillo et al., 2009a). In this study, two neutron spectra were produced using a  ${}^{239}\text{PuBe}$  neutron source (Vega-Carrillo et al., 2009b). A neutron spectrum was produced by the  ${}^{239}\text{PuBe}$  neutron source located at 100 cm of distance, in an open space at 200 cm above floor level, and was measured using the BSS previously described. Then, the same neutron source was inserted in a cylindrical container with water, and the neutron spectrum was measured again. The count rates measured in both cases with the BSS, were utilized to unfold the neutron spectra and to calculate the dosimetric features using four EANN designed for each case, varying some GA and ANN parameters during training stage. To analyze the performance and generalization capability of the evolved networks, a new neutron spectra unfolding code denominated "Neutron Spectrometry and Dosimetry based on Evolutionary Artificial Neural Networks" (NSDEann), was used. Also, the spectra were unfolded with the BUNKIUT code and UTA4 response matrix (Vega-Carrillo et al., 2009a), and compared with that obtained with NSDEann code using a comuputer tool known as "Neutron Spectrometry and Dosimetry Tool Box" (NSDTB) (Ortiz-Rodríguez et al., 2010b; 2009a;b).

The general idea of combining EA and ANN is illustrated in figure 10. The EANN approach is based on a fundamental cyclic process which consists of:

1. Creating an initial population of genotypes (genetic representations of the ANN).
2. Building neural networks (phenotypes) based on the genotypes.
3. Training and testing the neural networks to determine how fit they are.
4. Comparing the fitness of the networks and keeping the best.
5. Selecting those networks in the population which are better, discarding those which arent.
6. Refilling the population back to the defined size.
7. Pairing up the genotypes of the neural networks.
8. Mating the genotypes by exchanging genes (features) of the networks.
9. Mutating the genotypes in some random fashion; Then returning back to step (2) and continuing this process until some stopping criteria is reached or manually stops the process.

Through the process described previously, the better networks survive and their features carry forward into future generations and are combined with others to find better and better networks for the problem considered. This genetic search capability is much more effective than random searching, as the genetic process of recombining features vastly improves the speed of identifying highly fit networks.

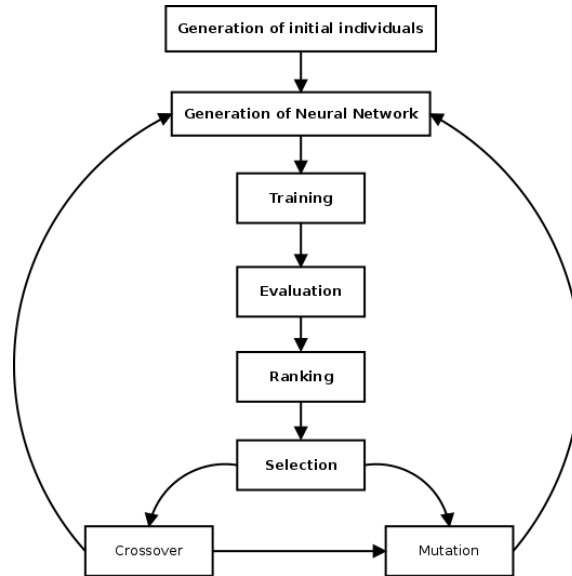


Fig. 10. General approach of Evolutionary ANN

To train the evolved networks, a data set of 187 neutron spectra, compiled by the International Atomic Energy Agency (IAEA) (IAEA, 2001) was used (Vega-Carrillo et al., 2006; 2005; Iñiguez de la Torre & Vega Carrillo, 2002). The ANN genetically evolved were designed by means of the NeuroGenetic Optimizer (NGO) software (BiocompSystems, 2010). In the use of NGO, there are 10 working steps as follows:

1. **Initial population.** The first step is started from building new population consisted of chromosomes derived from random sampling by having total chromosomes as population size.
2. **Decode.** This step is involved with decoding heredity from chromosomes derived from population in the 1<sup>st</sup> step by transforming them in hidden neuron in the hidden layer of ANNs.
3. **Train Back-propagation Neural Network.** In this step, network for learning would be derived from the past data by assigning numbers of hidden neuron as equal as the value from decoding. Before data could be applied in learning, data must be made into normal design. Afterwards, data must be divided into 2 set, one in training, another in testing. Learning process is the reverse learning process with variance that could be reversed back to adjust weight so that variance may be reduced.
4. **Fitness evaluation.** In this step, calculation is done to find variance of network which considered proper fitness value of heredity by using the Root-Mean-Square Error of Prediction (RMSEP) as objective function. RMSEP is the square root of the sum of the squared differences between the observed and predicted values for all observations in the test set divided by the number of such observations, to estimate the prediction error, as showed in the following equation:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (2)$$

where  $n$  is the number of trials,  $y_i$  is the measured values of each response and  $\hat{y}_i$  is the neural model output.

5. **Stop criteria.** This is the step to check when the design stops working by setting up conditions for numbers of result compilation. If answers in each round are still stable, it should stop working. For examples, stop at 10 rounds of compilation or receiving duplicate answers 5 times in the row. If the stop conditions are real, operation may stop at step 10. On the contrary, for unreal stop conditions, proceed further with step 6.
6. **Selection.** In this step, two chromosomes with the least fitness values are selected from population to be the breeders.
7. **Crossover.** This is the step for crossing species by exchanging genes among selected breeders in Step 6 for offspring.
8. **Mutation.** After deriving at offspring with 2 chromosomes after crossover, mutation would be done by randomly selected position of gene with the possibility of mutation. Then, after randomly selected position, value of gene would have opposite value.
9. **Replacement.** The offspring with fitness value would take place of the suitable chromosome in order to derive at new group of population before going back to 2<sup>nd</sup> step.
10. **Stop.** After the stop conditions had been verified, the operation of model would stop with only the best network design had been collected for being used for measuring effectiveness of network.

The following steps were carried out for developing four EANN models with NGO:

1. **Identify data by dividing into 2 sets.** Input layer data set, comprised for the count rates coming from polyethylene spheres of BSS and, output layer data set, comprised for neutron spectra unfolded and equivalent doses.
2. **Specifying neuron in the structure of ANNs.** Input layer has 7 neurons, corresponding to spheres of BSS, hidden layer(s) use GAs to specify neurons and, output layer has 44 neurons, first 31 are for the neutron spectra unfolded and the remaining 13 for different equivalent doses (Vega-Carrillo et al., 2010).
3. **Input data classification.** A data set with 187 neutron spectra was used. Training and testing data sets were created by dividing the whole data set, by using a random procedure, into 80% for training and 20% for testing.
4. **Neural Parameters.** In this work, ANNs with supervised learning through BP were chosen, the net architecture was optimized with the application of GAs to find suitable networks. Sigmoid function was employed as transfer function for hidden layer(s) and linear for output layer. The optimizer of the network structure, used all inputs, and searched the neural architecture.
5. **Genetic Parameters.** In this study, as is showed in table 1, in four experimental cases, two configuration parameters of GA were varied by using the trial and error technique: the number of generations run (GR) and population size (PS). However, a major difficulty encountered when using GAs is the parameter setting (Pongcharoen et al., 2007).

There exist many forms and variations of GAs and the best choice is problem dependant on the proper selection of the genetic operators. A GA can show good or weak results even when applied on the same problem. More research is needed in order to overcome the drawbacks associated with the optimum selection of GA parameters.

NET	GR	PS	SEL	ROP	MAT	MUT
1	10	60	50%S	CS	TST	RET25%S
2	10	60	50%S	CS	TST	RET25%S
3	5	30	50%S	CS	TST	RET25%S
4	10	30	50%S	CS	TST	RET25%S

Table 1. GA configuration parameters

where GR are the Generations Run, PS is the Population Size, SEL is the Selection technique, 50%S is the top 50% Surviving, ROP is the Refilling of the Population Technique, CS is Cloning the Survivors technique, MAT is the Mating technique, TST is the Tail-Swap Technique, MUT is the Mutation technique and RET25%S is Random Exchange Technique at a rate of 25%.

6. **Training Parameters.** As can be seen from table 2, by using the trial and error technique, in first three experiments, the minimum network training passes (MNTP) and the cutoff for network training passes (CNTP) were selected between 200-250 respectively for each network trained. In a similar way, in the last experiment, the same parameters were selected between 50-55. The Limit on Hidden Neurons (LHN) was varied as well, as is showed in table 2. In experiments one and three, each evolved network was trained five and three times respectively and then the results were averaged. In all experiments, the weight initialization was between 0-0.3, and the learning rate and momentum between 0.1-0.4 and 0.1-0.3 respectively. The performance of the EANN is highly dependant on the proper selection of these parameters, however, from the literature reviewed, there is not a methodological criteria for this selection, and more research is needed to overcome this drawback.

NET	MNTP	CNTP	LHN
1	200	250	8
2	200	250	32
3	200	250	256
4	50	55	256

Table 2. EANN training configuration parameters

where MNTP are the minimum network training passes for each network, CNTP are the cutoff for network training passes for each network, and LHN is the the Limit on Hidden Neurons in the design process of the EANN methodology.

After optimum net topologies were determined, was observed that NGO presents several inconveniences when applied in the neutron spectroscopy domain. First problem is due the way the compendium of neutron spectra of IAEA compilation was realized. These spectra are normalized to one and are used to train the different EANNs. This does not represent a problem in the training and testing stages of EANN design, however, after training was done and the neural net is used to solve real experimental problems, this becomes a drawback

because the spectra unfolded and doses calculated resulting are normalized to one and this has not physical meaning. Because the anterior, in the solution of real experimental problems a procedure to unnormalize the spectra unfolded was needed. Another drawback when NGO is used in the neutron spectrometry domain is that has not the capability to graph in a proper way the spectra and doses calculated. The anterior suggested the necessity to design a customized computer tool to overcome the drawbacks mentioned.

Because the novelty of EANN methodology applied in the neutron spectrometry research and the lack of tools for the analysis of the spectrometric and dosimetric results obtained with NGO, a customized computer code denominated "Neutron Spectrometry and Dosimetry based on Evolutionary Artificial Neural Networks" (NSDEann), showed in figure 11, was designed in a graphical user interface, under the LabVIEW programming environment, which is easy, intuitive, friendly and quick in their use. This code is oriented to be used by the end user in laboratory, experimental and/or research environments, and its aim is to overcome the drawbacks associated with NGO when applied to solve the neutron spectra unfolding problem.

The principle of operation of NSDEann is the following: after executing the main program, a window, as showed in figure 11, will open. To unfold the spectra by using the NSDEann code, the user should execute the following steps:

1. Select a file text with the rate counts measured with the BSS system through the "BSS counts rate" tool. Previously, the end user should be created a file with extension \*.txt, with the rate counts arranged in column form. In the case of several measurements, the text file could contain several rate counts in columns tabulation separated. The tool "Select BSS from file" can be used to select one spectra from the file created just adjusting the number of column selection.
2. Store the normalized rate counts in a file text with extension \*.txt by means of the button "Save normalized counts". In this step, the program calculates a normalized value of rate counts which has two purposes, normalize the BBS measurements to be used with NGO and to unnormalize the spectra and doses calculated.
3. Open the optimum EANN trained with NGO and make a prediction with this configuration, using the normalized rate counts calculated in step two.
4. Store the neutron spectra unfolded and doses calculated by NGO, which are normalized to one, saving this information in a similar way than step one.
5. Open the file with the spectra and doses calculated with NGO by means of the tool "Evolved Spectra&Doses". This tool works similar to described in step one.
6. Click the button "Plot Spectra&Doses" to see the spectrometric and dosimetric information unnormalized in the graph and numeric form in the middle and right areas of the main window.
7. The numerical values of the spectra and doses can be stored in a file text using the button "Save Spectra&Doses"

For each spectra, the procedure before described must be repeated.

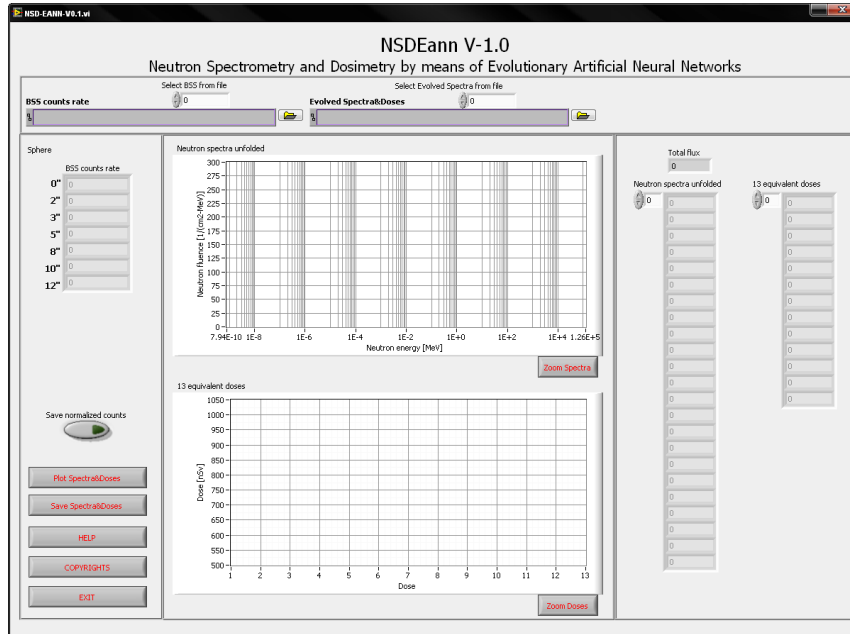


Fig. 11. Main window of NSDEann unfolding code

As described previously, four EANN architectures were designed with NGO for two experimental cases: the neutron spectra of a  $^{239}\text{PuBe}$  neutron source in water and on air. To compare the several spectra obtained in both experiments and to analyze the performance and generalization capability of the nets designed, the tool known as "Neutron Spectrometry and Dosimetry ToolBox" (NSDTB), was used (Ortiz-Rodríguez et al., 2010b; 2009a). NSDTB code has the capability to analyze spectrometric and dosimetric information obtained with several neutron unfolding techniques as for example: iterative procedures and the approaches based on ANN or EANN, as is the case of the present work.

### 3. Results

In this work, the EANN technology was analyzed and applied in the neutron spectrometry research area. The spectrometric and dosimetric features of a  $^{239}\text{PuBe}$  neutron source measured under two different experimental conditions were unfolded by using the NSDEann unfolding code. The results obtained in this work reveals that the hybrid technology of EA-ANN applied in the neutron spectrometry and dosimetry problems, present some drawbacks in the optimum selection of the GA and ANN training parameters. When these parameters were varied before GA execution, in the four experimental cases considered, different network architectures were obtained, as is showed in table 3. As can be seen from this table, a total of 1650 evolutionary network architectures were designed, trained and tested by means of EA, under four different experimental conditions. The accuracy on training and testing, is similar in the four cases considered, being around 97%.



NET	NET-TOP	ATrS	MATtS	NT	TIME	FOG
1	7-8-44	98.67%	91.89 %	600	06:04:49	9
2	7-19(1)-44	98.00%	94.59%	600	01:54:30	10
3	7-183(14)-123(39)44	100.00%	97.30%	150	04:42:35	4
4	7-66-44	97.33%	94.59%	300	01:16:34	10

Table 3. Evolved network topologies and performance

where NET-TOP is the optimum evolved net topology, ATrS is the Accuracy on Training Set, MATtS is the Maximum Accuracy on Test Set, NT are the total number of Networks Trained, TIME is the time used by GA to train all net topologies and FOG is the best network Found on Generation.

The accuracy on training and testing reveals that the four network architectures learned well the training and testing data sets, which lets infer that the performance and generalization capability of all networks architectures is good, which was confirmed by using the NSDTB code, as is showed in figure 12. In this figure can be seen the four neutron spectra unfolded with the four network architectures showed in table 3, for a  $^{239}\text{PuBe}$  neutron source measured at 1m in water. Here, spectra-1 and doses-1 corresponds to the spectra unfolded with the architecture of the NET 1, spectra-2 and doses-2 corresponds to the spectra unfolded with the architecture of the NET 2, etc. From this figure can be seen that although the four EANN with different architectures were used to unfold the neutron spectra of the source before mentioned, by using in all cases the same rate counts measured with the BSS system, the results are similar. By comparing the spectra calculated with the codes NSDEann and BUNKIUT, as is showed in figure 13, can be seen that are alike. The spectra have a peak in the thermal region and between 0.1 and 10 MeV (Vega-Carrillo et al., 2010).

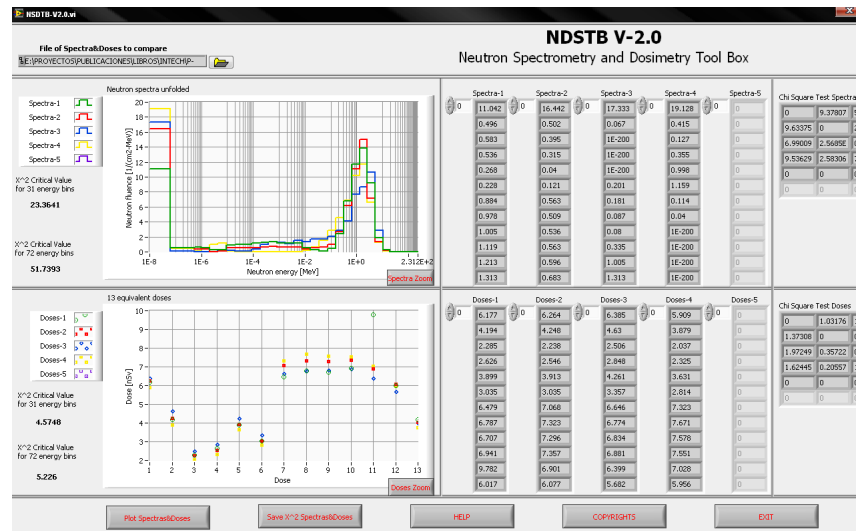


Fig. 12. Neutron spectra unfolded with the NSDEann code for a  $^{239}\text{PuBe}$  at 1m in water

The NSDTB code realizes a chi square statistical test among the spectra analyzed, as is showed at right side of the main window. As can be seen from table 4, Spectra-1 and Doses-1 are statistically compared with the rest of spectra and doses of row 1, Spectra-2 and Doses-2 are compared with spectra and doses of row 2, etc. This comparison reveals that there are statistical differences between most of the spectra unfolded with the different network topologies, mainly spectra 3 and 4. In the case of the equivalent doses, the test reveals that statistically there are not differences between doses calculated with the four network architectures. Chi square test compares two groups of data, as in the case of the energy bins that conform the neutron spectra calculated with the several EANN architectures, however, when the energy bins presents high variations in some of the values of the data being compared, as can be appreciated in figures 12 to 15, this test tends to fail. From the analysis realized in the present work, has been observed that the chi square test presents some drawbacks, and a more accurate statistical test is needed.

NET	S1	S2	S3	S4	D1	D2	D3	D4
1	0	9.378	53.355	58.761	0	1.032	1.366	1.346
2	9.634	0	22.043	45.063	1.373	0	0.359	0.145
3	7E+199	3E+199	0	1E+200	1.972	0.357	0	0.945
4	1E+201	3E+200	8E+200	0	1.624	0.206	1.007	0

Table 4. Chi square test of NSDTB code for a  $^{239}\text{PuBe}$  at 1m in water

Figure 13 shows a comparison of the four neutron spectra obtained with the NSDEann code with respect to the neutron spectra calculated using the BUNKIUT code. Here, spectra-1 corresponds to the spectra calculated with the BUNKIUT code and the rest as was explained for figure 12.

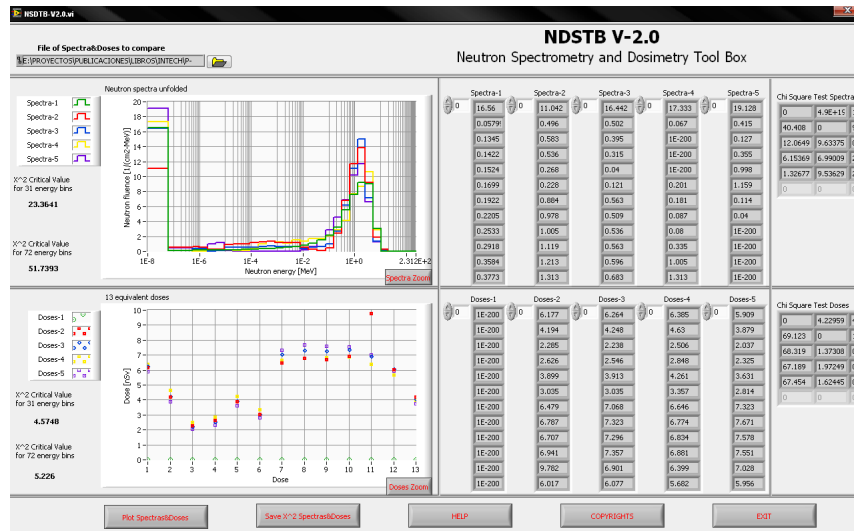


Fig. 13. BUNKIUT-NSDEann comparison of the spectra of a  $^{239}\text{PuBe}$  at 1m in water

In the case of figure 13, the chi square test fails because the high variations of some of the values of the energy bins that compose the several spectra compared, despite the similarity between the shape and features of the spectra, as was explained for figure 12. Figure 14 shows the neutron spectra unfolded for a  $^{239}\text{PuBe}$  measured at 1m on air. As can be seen from this figure, the spectra are very similar in shape and features, however, the chi square test fails when compare the different spectra, as is showed in table 5.

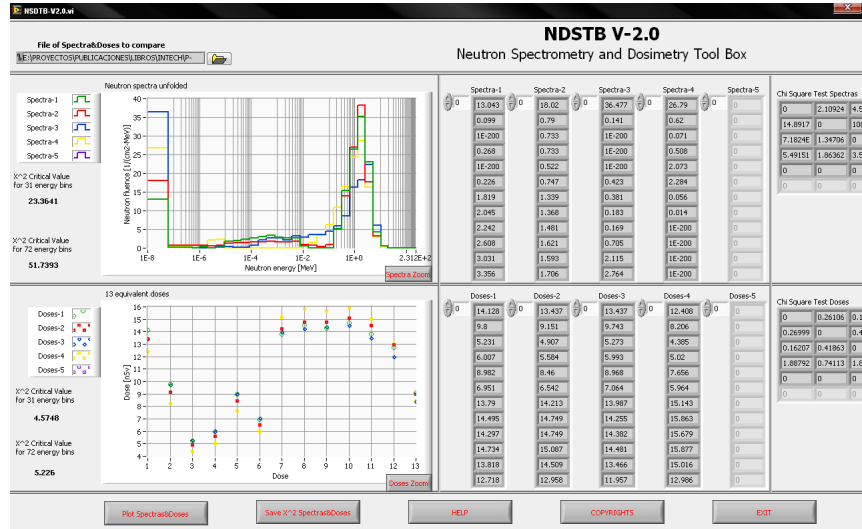


Fig. 14. Neutron spectra unfolded with the NSDEann code for a  $^{239}\text{PuBe}$  at 1m on air

Table 5 shows the statistical test realized by the NSDTB code. As can be seen, despite the similarities of the spectra, the test fails. A more accurate statistical test for comparing the neutron spectra obtained with several unfolding codes is needed.

NET	S1	S2	S3	S4	D1	D2	D3	D4
1	0	2E+200	5E+201	6E+201	0	0.261	0.153	1.74
2	14.892	0	108.52	98.579	0.27	0	0.413	0.711
3	7E+198	1E+200	0	5E+200	0.162	0.419	0	1.788
4	5E+201	2E+201	4E+201	0	1.888	0.741	1.893	0

Table 5. Chi square test of NSDTB code for a  $^{239}\text{PuBe}$  at 1m on air

Figure 15 shows a comparison of the four neutron spectra obtained with the NSDEann code with respect to the neutron spectra calculated using the BUNKIUT code for a  $^{239}\text{PuBe}$  measured at 1m on air. Here, spectra-1 corresponds to the spectra calculated with the BUNKIUT code. As can be seen from this figure, the spectra are very similar in shape and features, however, the chi square test fails when compare the different spectra.

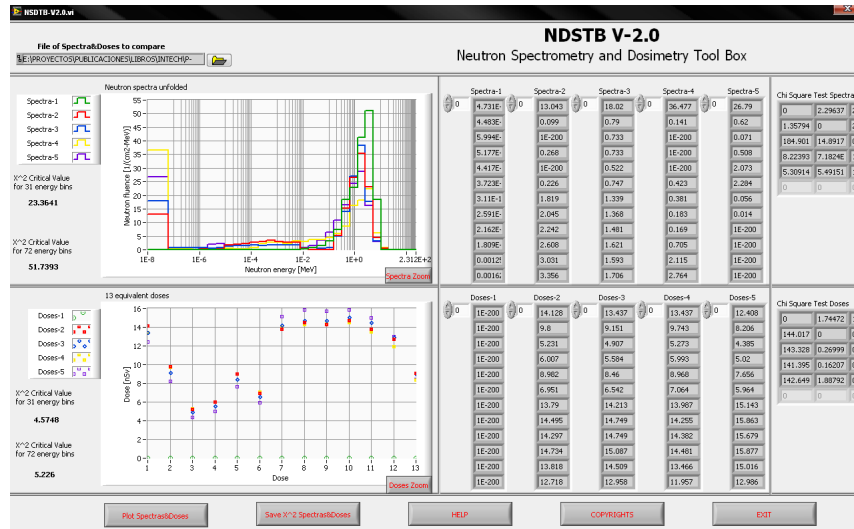


Fig. 15. BUNKIUT-NSDEann comparison of the spectra of a  $^{239}\text{PuBe}$  at 1m on air

#### 4. Conclusions

In this work, the intersection of GA and ANN in the neutron spectrometry research by means of ANN technology was analyzed. The most common and widely used methods of optimization in ANN are classical gradient methods, such as BP. These methods are characterized by a very fast reaching the optimum, yet, they have a considerable disadvantage "converging the algorithm to the closest optimum". So never is known whether the result of the optimization is a local or a global optimum. On the other hand, the genetic search capability in ANN design is much more effective than random searching approaches, as the genetic process of recombining features vastly improves the speed of identifying highly fit networks. It also has a potential advantage over just using personal experience in building neural networks, as new and potentially better solutions may be found through this process than might be found using the nearly unavoidable assumptions made by the user.

Contrary to the classical methods, the Evolutionary Algorithms cope with the global optimum searching quite well, but they are not as precise as the classical methods. Another disadvantage of the EA is a big (sometimes very big) amount of compilations. A major difficulty encountered when using GAs is the parameter setting. There exist many forms and variations of GAs and the best choice is problem dependant. Accordingly, a GA can show a good or weak result even when applied on the same problem. Like other learning paradigms, the performance of GA is dependent on the parameter choice, on the problem representation and on the fitness landscape.

The new ideas and concepts of EA and ANN bring new life into artificial intelligence research applied in the nuclear sciences. However, new problems arise of combining EA and ANN, such as the proper determination of the EA parameters or the need of computer tools to apply this new technology.

Because the novelty of EANN technology in neutron spectrometry and the lack of tools for the analysis, an unfolding code based on EANN technology, called “Neutron Spectrometry and Dosimetry based on Evolutionary Artificial Neural Networks” (NSDEann), was developed in a customized front end user capable to unfold neutron spectra and to simultaneously calculate 13 equivalent doses, by using only as input data the count rates coming of a BBS system, in just a few seconds if compared with the time spent with the classical techniques, not being needed a priori information about the spectra being calculated.

One disadvantage of the NSDEann code is the dependency with NGO software. Because the anterior, a customized and independent code should be of help in the neutron spectrometry field where EANN technology is applied. At present, work is being done in this sense.

When the NSDTB code was used to compare the spectra unfolded with four evolutionary network architectures obtained with the NGO software and analyzed with the NSDEann unfolding code, was observed that the chi square statistical test failed. This is due of high variations in some of the energy bins that compose the neutron spectra. From the analysis realized in the present work, has been observed that the chi square test presents some drawbacks, and a more accurate stastical test for comparing the neutron spectra obtained with several unfolding codes is needed.

## 5. References

- Affenzeller, M., Winkler, S., Wagner, S. & Beham, A. (2009). *Genetic algorithms and genetic programming, modern concepts and practical applications*, CRC Press.
- Apolloni, B., Bassis, S. & Marinaro, M. (2009). *New directions in neural networks*, IOS Press.
- Beale, M. H., Hagan, M. T. & Demuth, H. B. (1992). *Neural networks toolbox, user's guide*, Mathworks. [www.mathworks.com/help/pdf\\_doc/nnet/nnet.pdf](http://www.mathworks.com/help/pdf_doc/nnet/nnet.pdf).
- Bedogni, R., Domingo, C., Esposito, A. & Fernández, F. (2007). Fruit: an operational tool for multisphere neutron spectrometry in workplaces, *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research A* **580**: 1301–1309.
- BiocompSystems (2010). Biocomp systems.
- Brooks, F. D. & Klein, H. (2002). Neutron spectrometry, historical review and present status, *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research A* **476**: 1–11.
- Chennakesava, R. (2008). *Fuzzy logic and neural networks, basic concepts and applications*, New Age International Publishers.
- Coppin, B. (2004). *Artificial intelligence iluminated*, Jones and Barttlet Publishers.
- Dreyfus, G. (2005). *Neural networks, methodology and applications*, Springer.
- El Messaoudi, M., Chouak, A., Lferde, M. & Cherkaoui, R. (2004). Performance of three different unfolding procedures connected to bonner sphere data, *Radiation Protection Dosimetry* **108**(3): 247–253.
- Fausett, L. (1993). *Fundamentals of neural networks, architectures, algorithms and applications*, Prentice Hall.
- Floreano, D. & Mattiussi, C. (2008). *Bio-inspired artificial intelligence, theories, methods and technologies*, MIT Press.
- Freeman, D. W., Edwards, D. R. & Bolon, A. E. (1999). Genetic algorithms, a new technique for solving a neutron spectrum unfolding problem, *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research A* **425**(3): 549–576.
- Galushkin, A. (2007). *Neural networks theory*, Springer.
- Gen, M., Green, ., Katai, O., McKay, B., Namatame, A., Sarker, R. A. & Zhang, B. T. (2009). *Intelligent and evolutionary systems*, Springer-Verlag.

- Goldberg, D. (1989). *Genetic Algorithms in search, optimization, and machine learning*, Addison Wesley.
- Graupe, D. (2007). *Principles of artificial neural networks*, World Scientific.
- Haupt, R. L. & Haupt, S. E. (2004). *Practical genetic algorithms*, Wiley.
- Haykin, S. (1999). *Neural networks: a comprehensive foundation*, Prentice Hall.
- IAEA (2001). Compendium of neutron spectra and detector responses for radiation protection purposes, *Technical Report 403*.
- Iñiguez de la Torre, M. P. & Vega Carrillo, H. R. (2002). Catalogue to select the initial guess spectrum during unfolding, *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research A* **476**(1): 270–273.
- Jain, A. K., Mao, J. & Mohiuddin, K. M. (1996). Artificial neural networks: a tutorial, *IEEE: Computer* **29**(3): 31–44.
- Kasabov, N. K. (1998). *Foundations of neural networks, fuzzy systems, and knowledge engineering*, MIT Press.
- Kishan, M., Chilukuri, K. & Sanjay, R. (2000). *Elements of artificial neural networks*, The MIT Press.
- Lacoste, V., Gressier, V., Pochat, J. L., Fernández, F., Bakali, M. & Bouassoule, T. (2004). Characterization of bonner sphere systems at monoenergetic and thermal neutron fields, *Radiation Protection Dosimetry* **110**(1-4): 529–532.
- Lacoste, V., Reginatto, M., Asselineau, B. & Muller, H. (2007). Bonner sphere neutron spectrometry at nuclear workplaces in the framework of the evidos project, *Radiation Protection Dosimetry* **125**(1-4): 304–308.
- Lakhmi, J. & Fanelli, A. M. (2000). *Recent advances in artificial neural networks design and applications*, CRC Press.
- Leardi, R. (2003). *Nature-inspired methods in chemometrics: genetic algorithms and artificial neural networks*, Elsevier.
- Luger, F. G. (2005). *Artificial Intelligence, structures and strategies for complex problem solving*, Addison-Wesley.
- Matzke, M. (2003). Unfolding procedures, *Radiation Protection Dosimetry* **107**(1-3): 155–174.
- Mazrou, H., Sidahmed, T., Idiri, Z., Lounis-Mokrani, Z., Bedek, Z. & Allab, M. (2008). Characterization of the crna bonner sphere spectrometer based on 6lii scintillator exposed to an 241ambe neutron source, *Radiation Measurements* **43**: 1095–1099.
- McDonald, J. C., Siebert, B. R. L. & Alberts, W. G. (2002). Neutron spectrometry for radiation protection purposes, *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research A* **476**(1-2): 347–352.
- Melin, P. & Castillo, O. (2005). *Hybrid intelligent system for pattern recognition using soft computing, an evolutionary approach for neural networks and fuzzy systems*, Springer.
- Miller, S. (1993). *Afitbunki: a modified iterative code to unfold neutron spectra from Bonner sphere detector data*, Master's thesis.
- Mitchell, M. (1998). *An introduction to genetic algorithms*, MIT Press.
- Mukherjee, B. (2004). Andi-03: a genetic algorithm tool for the analysis of activation detector data to unfold high-energy neutron spectra, *Radiation Protection Dosimetry* **110**(1-4): 249–254.
- Munakata, T. (2008). *Fundamentals of the new artificial intelligence, neural, evolutionary, fuzzy and more*, Springer.
- Ortiz-Rodríguez, J. M., Martínez-Blanco, M. R., Gallego, E. & Vega-Carrillo, H. R. (2008). Artificial neural networks modeling evolved genetically, a new approach applied

- in neutron spectrometry and dosimetry research areas, *Proceedings of the Electronics, Robotics and Automotive Mechanics Conference (CERMA'08)*, IEEE Computer Society, Cuernavaca, Mor., México, pp. 387–392.
- Ortiz-Rodríguez, J. M., Martínez-Blanco, M. R., Gallego, E. & Vega-Carrillo, H. R. (2009a). A computational tool design for evolutionary artificial neural networks in neutron spectrometry and dosimetry, *Proceedings of the Electronics, Robotics and Automotive Mechanics Conference (CERMA'09)*, IEEE Computer Society, Cuernavaca, Mor., México, pp. 113–118.
- Ortiz-Rodríguez, J. M., Martínez-Blanco, M. R., Gallego, E. & Vega-Carrillo, H. R. (2009b). Evolutive artificial neural networks for neutron spectra unfolding, *American Nuclear Society Transactions* **101**: 647–648.
- Ortiz-Rodríguez, J. M., Martínez-Blanco, M. R., Gallego, E. & Vega-Carrillo, H. R. (2010a). Neutron spectrometry and dosimetry based on a new approach called genetic artificial neural networks, *12th Congress of the International Radiation Protection Association (IRPA12)*, IAEA Proceeding Series STI/PUB/1460 1-9, International Atomic Energy Agency, Vienna, pp. xx–yy.
- Ortiz-Rodríguez, J. M., Martínez-Blanco, M. R., Gallego, E. & Vega-Carrillo, H. R. (2010b). A neutron spectrometry and dosimetry computer tool based on ann, *12th Congress of the International Radiation Protection Association (IRPA12)*, IAEA Proceeding Series STI/PUB/1460 1-9, International Atomic Energy Agency, Vienna, pp. xx–yy.
- Ortiz-Rodríguez, J. M., Martínez-Blanco, M. R. & Vega-Carrillo, H. R. (2006). Robust design of artificial neural networks applying the Taguchi methodology and DoE, *Proceedings of the Electronics, Robotics and Automotive Mechanics Conference (CERMA'06)*, IEEE Computer Society, Cuernavaca, Mor., México, pp. 131–136.
- Packianather, M. S. & Drake, P. R. (2004). Modelling neural network performance through response surface methodology for classifying wood veneer defects, *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B* **218**(4): 459–466.
- Packianather, M. S., Drake, P. R. & H., R. (2000). Optimizing the parameters of multilayered feedforward neural networks through taguchi design of experiments, *Quality and Reliability Engineering International* **16**: 461–473.
- Periaux, J. & Winter, G. (1995). *Genetic algorithms in engineering and computer science*, John Wiley & Sons.
- Peterson, G. E., St. Clair, D. C., Aylward, S. R. & E., B. W. (1995). Using taguchi's method of experimental design to control errors in layered perceptrons, *IEEE Transactions on Neural Networks* **6**(4): 949–961.
- Pongcharoen, P., Chainate, W. & Thapatsuwan, P. (2007). Exploration of genetic parameters and operators through travelling salesman problem, *Science Asia* **33**: 215–222.
- Rasskin-Gutman, D. (2009). *Chess metaphors, artificial intelligence and the human brain*, The MIT Press.
- Reginatto, M. & Zimbal, A. (2008). Bayesian and maximum entropy methods for fusion diagnostic measurements with compact neutron spectrometers, *Review of Scientific Instruments* **79**(2): 398–403.
- Roberts, N. J. (2007). Investigation of combined unfolding of neutron spectra using the umg unfolding codes, *Radiation Protection Dosimetry* **126**(1-4): 398–403.
- Rothlauf, F. (2006). *Representations for Genetic and Evolutionary Algorithms*, Springer.
- Taylor, J. G. (1993). *Mathematical approaches to neural networks*, North-Holland Mathematical library.

- Thomas, D. J. (2004). Neutron spectrometry for radiation protection, *Radiation Protection Dosimetry* **110**(1-4): 141–149.
- Vega-Carrillo, H. R., Hernández-Dávila, V. M., Manzanares-Acuña, E., Gallego, E., Lorente, A. & Iñiguez, M. P. (2007b). Artificial neural networks technology for neutron spectrometry and dosimetry, *Radiation Protection Dosimetry* **126**(1-4): 408–412.
- Vega-Carrillo, H. R., Hernández-Dávila, V. M., Manzanares-Acuña, E., Mercado Sánchez, G. A., Gallego, E., Lorente, A., Perales-Muñoz, W. A. & Robles-Rodríguez, J. A. (2005). Artificial neural networks in neutron dosimetry, *Radiation Protection Dosimetry* **118**(3): 251–259.
- Vega-Carrillo, H. R., Hernández-Dávila, V. M., Manzanares-Acuña, E., Mercado-Sánchez, G. A., Iñiguez de la Torre, M. P., Barquero, R., Preciado-Flores, S., Méndez-Villafañe, R., Arteaga-Arteaga, T. & Ortiz-Rodríguez, J. M. (2006). Neutron spectrometry using artificial neural networks, *Radiation Measurements* **41**: 425–431.
- Vega-Carrillo, H. R., Manzanares-Acuña, E., Ortiz-Rodríguez, J. M. & Arteaga-Arteaga, T. (2007a). Neutron spectra re-binning and dose calculation using monte carlo methods, *Revista Mexicana de Física* **53**: 1–7.
- Vega-Carrillo, H. R., Martínez-Blanco, M. R., Hernández-Dávila, V. M. & Ortiz-Rodríguez, J. M. (2009a). Ann in spectroscopy and neutron dosimetry, *Journal of Radioanalytical and Nuclear Chemistry* **281**(3): 615–618.
- Vega-Carrillo, H. R., Ortiz-Rodríguez, J. M., Hernández-Dávila, V. M., Martínez-Blanco, M. R., Hernández-Almaraz, B., Ortiz-Hernández, A. & Mercado, G. A. (2009b). Different spectra with the same neutron source, *Revista Mexicana de Física S* **56**(1): 35–39.
- Vega-Carrillo, H. R., Ortiz-Rodríguez, J. M., Martínez-Blanco, M. R. & Hernández-Dávila, V. M. (2010). Ann in spectroscopy and neutron dosimetry, *American Institute of Physics Proceedings* x: x–x. In press, accepted - July 2010.
- Vylet, V. (2002). Response matrix of an extended bonner sphere system, *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research A* **476**: 26–30.
- Whiteson, S. & Stone, P. (2006). Evolutionary function approximation for reinforcement learning, *The Journal of Machine Learning Research* **7**: 877–917.
- Wielunski, M., Wahl, W., EL-Faramawy, N., Rhm, W., Luszik-Bhadra, M. & Roos, H. (2008a). Development of a brazilian gamma-neutron dosimeter, *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research B* **266**(12-13): 3174–3177.
- Wielunski, M., Wahl, W., EL-Faramawy, N., Rhm, W., Luszik-Bhadra, M. & Roos, H. (2008b). Intercomparison exercise with meV neutrons using various electronic personal dosimeters, *Radiation Measurements* **43**(2-6): 1063–1067.
- Yao, X. (1993). Evolutionary artificial neural networks, *International Journal of Neural Systems* **4**(3): 203–222.
- Zupan, J. (1994). Introduction to artificial neural network methods: what they are and how to use them, *Acta Chimica Slovenica* **41**(3): 327–352.



## Neutron spectrometry using artificial neural networks for a bonner sphere spectrometer with a $^3\text{He}$ detector

J.M. Ortíz-Rodríguez<sup>a,c,\*</sup>, M.R. Martínez-Blanco<sup>b</sup>, H.R. Vega-Carrillo<sup>b</sup>, E. Gallego Díaz<sup>d</sup>, A. Lorente Fillol<sup>d</sup>,  
R. Méndez Villafañe<sup>e</sup>, J.M. Los Arcos Merino<sup>e</sup>, and J.E. Guerrero Araque<sup>e</sup>

<sup>a</sup>Unidad Académica de Ingeniería Eléctrica, Universidad Autónoma de Zacatecas,  
\*e-mail: morvymm@yahoo.com.mx

<sup>b</sup>Unidad Académica de Estudios Nucleares, Universidad Autónoma de Zacatecas,  
Apartado Postal 336, Zacatecas, 98000, México.

<sup>c</sup>Depto. de Electrotecnia y Electrónica Escuela Politécnica Superior,  
Avda. Menéndez Pidal s/n, Córdoba, España.

<sup>d</sup>Universidad Politécnica de Madrid, Depto. de Ingeniería Nuclear, ETSI Industriales,  
C. José Gutiérrez Abascal, 2, 28006, Madrid, España.

<sup>e</sup>CIEMAT, Laboratorio de Metrología de Radiaciones Ionizantes,  
Avda. Complutense, 22, 28040, Madrid, España.

Recibido el 10 de marzo de 2010; aceptado el 31 de agosto de 2010

Neutron spectra unfolding and dose equivalent calculation are complicated tasks in radiation protection, are highly dependent of the neutron energy, and a precise knowledge on neutron spectrometry is essential for all dosimetry-related studies as well as many nuclear physics experiments. In previous works have been reported neutron spectrometry and dosimetry results, by using the ANN technology as alternative solution, starting from the count rates of a Bonner spheres system with a  $^6\text{Li}(\text{Eu})$  thermal neutrons detector, 7 polyethylene spheres and the UTA4 response matrix with 31 energy bins. In this work, an ANN was designed and optimized by using the RDANN methodology for the Bonner spheres system used at CIEMAT Spain, which is composed of a  $^3\text{He}$  neutron detector, 12 moderator spheres and a response matrix for 72 energy bins. For the ANN design process a neutrons spectra catalogue compiled by the IAEA was used. From this compilation, the neutrons spectra were converted from lethargy to energy spectra. Then, the resulting energy fluence spectra were re-binned by using the MCNP code to the corresponding energy bins of the  $^3\text{He}$  response matrix before mentioned. With the response matrix and the re-binned spectra the counts rate of the Bonner spheres system were calculated and the resulting re-binned neutrons spectra and calculated counts rate were used as the ANN training data set.

**Keywords:** Neutron spectrometry; neutron dosimetry; neural networks.

La reconstrucción de espectros de neutrones y el cálculo de los equivalentes de dosis dependen de la energía de los neutrones, y por ello es esencial un conocimiento preciso de la espectrometría de los neutrones para realizar los estudios relacionados con la dosimetría, así como para la realización de muchos experimentos de la física nuclear. Estos no son problemas triviales y los investigadores han mencionado la necesidad de desarrollar técnicas de medición adicionales para ampliar los actuales sistemas de monitoreo del personal laboral. En trabajos previos se han reportado resultados relacionados con la espectrometría y la dosimetría de neutrones, utilizando la tecnología de redes neuronales como solución alternativa a partir de las tasas de conteo de un sistema de esferas Bonner con un detector de neutrones térmicos de  $^6\text{Li}(\text{Eu})$ , 7 esferas de polietileno y la matriz de respuesta conocida como UTA4, expresada en 31 grupos de energía. En este trabajo, se diseñó y optimizó una red neuronal para el sistema de esferas Bonner del CIEMAT en España, utilizando la metodología de diseño conocida como RDANN, el cual está compuesto de un detector de neutrones térmicos de  $^3\text{He}$ , 12 esferas moderadoras y una matriz de respuesta expresada en 72 grupos de energía. Para el proceso de diseño de la red neuronal se utilizó un catálogo de espectros de neutrones compilado por la IAEA. A partir de esta compilación, los espectros de neutrones se convirtieron de letargia a energía. Posteriormente, éstos espectros se rebobinaron utilizando el código MCNP de acuerdo con los grupos de energía de la matriz de respuesta del detector de  $^3\text{He}$ . Con la matriz de respuesta y los espectros rebobinados se calcularon las tasas de conteo del sistema de esferas Bonner y de esta forma, los espectros rebobinados resultantes y las cuentas calculadas se utilizaron como el conjunto de datos de entrenamiento de la red neuronal.

**Descriptores:** Espectrometría de neutrones; dosimetría de neutrones; redes neuronales.

PACS: 29.30.Hs, 07.05.Mh, 29.40-n

### 1. Introduction

Neutron energy spectra found in workplaces are often complex, the range of neutron energies involved can extend over nine or ten orders of magnitude. To improve the assessment of personal equivalent dose (Hp) and ambient dose equivalent (H\*(10)) in workplace, requires the proper characterization of neutron spectra [1]. The monitoring of occu-

pational radiation exposure in neutron fields is mainly done with multi-element systems where each element has a particular response to neutrons. With the neutron spectrum information and neutron fluence-to-dose conversion coefficients, different dose quantities, like Hp or H\*(10), can be estimated.

With the Bonner spheres spectrometer (BSS), neutron spectrum from thermal to several MeV can be obtained.

However, the weight, time consuming procedure, the need to use an unfolding procedure and the low resolution spectrum are some of the BSS drawbacks. The BSS response matrix, the count rates and the neutron spectrum are related through the Fredholm integral-differential equation, whose discrete version is.

$$C_j = \sum_{i=1}^N R_{i,j} \Phi_i \quad j = 1, 2, \dots, m \quad (1)$$

where  $C_j$  is  $j^{\text{th}}$  detector's count rate;  $R_{i,j}$  is the  $j^{\text{th}}$  detector's response to neutrons at the  $i^{\text{th}}$  energy interval;  $\Phi_i$  is the neutron fluence within the  $i^{\text{th}}$  energy interval and  $m$  is the number of spheres utilized.

Equation 1 is an ill-conditioned equations system with an infinite number of solutions. To unfold the neutron spectrum,  $\Phi$ , several methods are used [1]. The ANN technology is a useful alternative to solve this problem; however, several drawbacks must be solved in order to simplify the use of these procedures [2]. In the ANN design process, the choice of the ANN's basic parameters often determines the success of the training process. The selection of these parameters follows in practical use no rules, and their value is at most arguable. The ANN designers have to choose the architecture and determine many of the parameters through the trial and error technique, which produces ANN with poor performance and low generalization capability, spending often large amount of time. In the aim to solve these drawbacks, a new approach known as Robust Design of Artificial Neural Networks (RDANN) methodology has been proposed [2]. In this work, an ANN was designed and optimized by using the RDANN methodology for the BSS utilized by the "Laboratorio de Metrología de Radiaciones Ionizantes" (LMRI) of CIEMAT at Spain.

## 2. Materials and methods

CIEMAT's BSS system is composed of a  $^3\text{He}$  neutron detector, 12 moderator spheres and a response matrix. In this work, the selected response matrix it is expressed for 72 energy bins. For the ANN design process a catalogue of neutron spectra compiled by the International Atomic Energy Agency (IAEA) was used [3]. These include spectra from isotopic neutron sources, reference and operational neutron spectra obtained from accelerators and nuclear reactors, and spectra obtained from mathematical functions. From this compilation, the neutron spectra were converted from lethargy to energy spectra. Then, the resulting energy fluence spectra were re-binned by using the MCNP code to the corresponding energy bins of the CIEMAT's BSS system, and 13 equivalent doses were calculated in the re-binning process [3].

Re-binned spectra were normalized to 1 neutron per second and the expected count rates in the Bonner sphere spectrometer were calculated using the CIEMAT response matrix. The count rates were utilized as inputs in the network, while the respective neutron spectrum and equivalent doses were utilized as the output, during the training and testing

stages. For the ANN design process, the net topology should be determined, however, many factors affect the ANN performance. Over the past years, new proposals of ANN design procedures have been made, because the serious drawbacks due to the trial and error technique. Recently, a novel approach known RDANN methodology, has been applied in the design process of ANN. RDANN methodology is a powerful method based on parallel processes, where all the experiments are planned a priori, and the results are analyzed after all experiments are completed. This is a systematic and methodological approach of ANN design, based on statistical methods, which maximize the ANN performance and their generalization capacity.

In this work, a multilayer feed forward backpropagation ANN with momentum and learning rate was designed. Using the RDANN methodology, the ANN was designed and optimized to solve 14 independent problems: the neutron spectra unfolding problem and the calculation of 13 different equivalent doses, starting only from the count rates of the CIEMAT's BSS system.

## 3. Results and discussion

The optimum network topology is 12:16:85, momentum: 0.001, learning rate: 0.1, training algorithm: *trainscg*, target MSE:  $1e-4$ . The first layer (input) are the count rates readed from the CIEMAT's BSS, the second layer (hidden) has 16 neurons and the third layer (output) has 85 neurons. The first 72 outputs correspond to the neutron spectra, as is showed in Fig. 1, and the remaining 13 are equivalent doses, (Fig. 2). Training was carried using 200 spectra, randomly selected from the whole data set, and the remaining were used for testing the learning of the net. The neural net was trained until the mean square error (MSE) was reduced to  $10^{-4}$ , in a time of 107 seconds average.

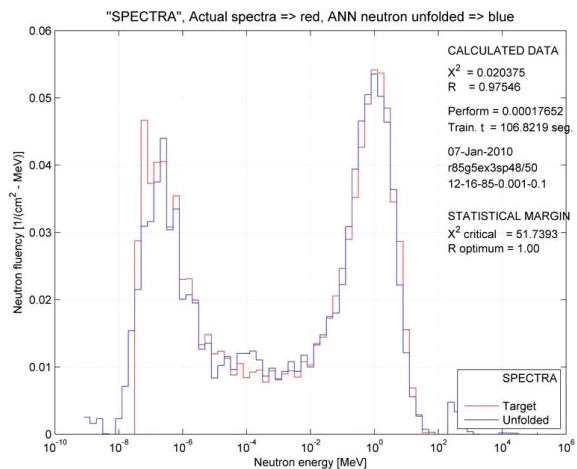


FIGURE 1. Neutron spectra unfolded with the optimized ANN.

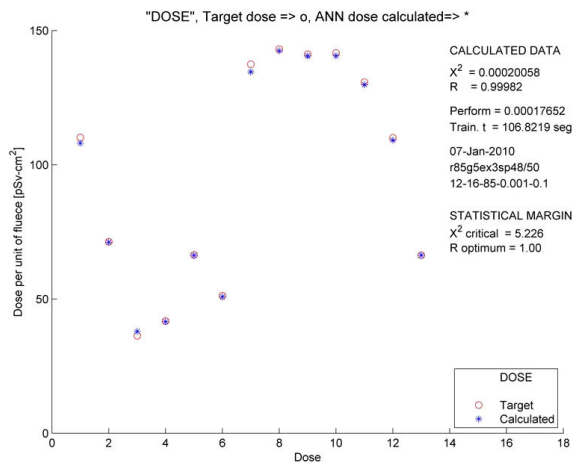


FIGURE 2. 13 equivalent doses calculated with the optimized ANN.

Opposite to classical solution methods, in the ANN approach, the count rates coming from a BBS system are the only input data, not being necessary initial guess spectrum. The neutron spectra is unfolded and simultaneously, 13 equivalent doses are calculated. The equivalent doses, are not dependent of the spectrometric information, they are calculated simultaneously, based only on the BSS counts. Figs. 1 and 2 shown the results of one case obtained at the testing stage of the designed ANN. Figure 1 shows the expected neutron spectra (red line) and the calculated by the ANN (blue line). Similarly, Fig. 2, shows the 13 doses. The RDANN methodology makes statistical tests as  $\chi^2$  and correlation in order to analyze the performance and generalization capabilities of the network.

From Figs. 1 and 2 can be seen that according the RDANN methodology, the expected an obtained spectra and doses pass the  $\chi^2$  test, which means that statistically both, spectra and doses, are the same. From these figures can be seen too, that the correlation test is close to the best value. This means that this network topology has a high performance and generalization capability.

#### 4. Conclusions

The use of ANN technology is a useful alternative to solve the neutron spectrometry and dosimetry problems; however, to obtain the best results, some drawbacks must be solved in the ANN design process, such as the optimum ANN topology selection. In this work, the ANN optimization methodology known as RDANN, was used to design an ANN capable to solve the neutron spectrometry and dosimetry problems for the CIEMAT BSS system.

The neural net was trained and tested using a large set of neutron spectra compiled by the IAEA. The success of ANN technology in neutron spectrometry and dosimetry, using only the Bonner spectrometer count rates as input in the trained network will overcome some of the the problems associated with the solution of such ill-conditioned problem. The results here reported demonstrate that the use of this technology has become in a useful tool.

#### Acknowledgements

This work was supported by "Agencia Española de Cooperación Internacional para el Desarrollo", AECID (Spain).

1. H.R. Vega-Carrillo, E. Manzanares Acuña, J.M. Ortiz Rodríguez, and T. Arteaga Arteaga, *Radiation Protection Dosimetry* **126** (2007) 408.
2. J.M. Ortiz-Rodríguez, M.R. Martínez-Blanco, and H.R. Vega-Carrillo, *Electronics, Robotics and Automotive Mechanics Conference* **2** (2006) 131.
3. H.R. Vega-Carrillo, E. Manzanares-Acuña, V.M. Hernández-Davila, R. Barquero, M.P. Iñiguez, R. Mendez, F. Palacios, A. Arteaga-Arteaga, T. and J.M. Ortiz-Rodríguez, *Radiation Measurements* **41** (2006) 425.

## Performance of artificial neural networks and genetical evolved artificial neural networks unfolding techniques

J.M. Ortíz-Rodríguez<sup>a,c,\*</sup>, M.R. Martínez-Blanco<sup>b</sup>, H.R. Vega-Carrillo<sup>b</sup>, E. Gallego Díaz<sup>d</sup>, A. Lorente Fillol<sup>d</sup>,

R. Méndez Villafañe<sup>e</sup>, J.M. Los Arcos Merino<sup>e</sup>, J.E. Guerrero Araque<sup>e</sup>

*Unidades Académicas: <sup>a</sup>Ingeniería Eléctrica,*

*\*e-mail: morvymm@yahoo.com.mx*

<sup>b</sup>*Estudios Nucleares, Universidad Autónoma de Zacatecas,  
Apartado Postal 336, Zacatecas, 98000, Mexico.*

<sup>c</sup>*Depto. de Electrotecnia y Electrónica Escuela Politécnica Superior,  
Avda. Menéndez Pidal s/n, Córdoba, España.*

<sup>d</sup>*Universidad Politécnica de Madrid, Depto. de Ingeniería Nuclear, ETSI Industriales,  
C. José Gutierrez Abascal, 2, Madrid, 28006, España.*

<sup>e</sup>*CIEMAT, Laboratorio de Metrología de Radiaciones Ionizantes,  
Avda. Complutense, 22, 28040, Madrid, España.*

Recibido el 10 de marzo de 2010; aceptado el 31 de agosto de 2010

With the Bonner spheres spectrometer neutron spectrum is obtained through an unfolding procedure. Monte Carlo methods, Regularization, Parametrization, Least-squares, and Maximum Entropy are some of the techniques utilized for unfolding. In the last decade methods based on Artificial Intelligence Technology have been used. Approaches based on Genetic Algorithms and Artificial Neural Networks have been developed in order to overcome the drawbacks of previous techniques. Nevertheless the advantages of Artificial Neural Networks still it has some drawbacks mainly in the design process of the network, the optimum selection of the architectural and learning ANN parameters. In recent years the use of hybrid technologies, combining Artificial Neural Networks and Genetic Algorithms, has been utilized to. In this work, several ANN topologies were trained and tested using Artificial Neural Networks and Genetically Evolved Artificial Neural Networks in the aim to unfold neutron spectra using the count rates of a Bonner sphere spectrometer. Here, a comparative study of both procedures has been carried out.

*Keywords:* Neutron spectrometry; neural networks; evolutive algorithms.

Con el espectrómetro de esferas Bonner se puede obtener el espectro a través de un procedimiento de reconstrucción. Los métodos Montecarlo, de Regularización, de parametrización, de mínimos cuadrados, de la máxima entropía son algunas de las técnicas utilizadas para la reconstrucción. En la última década, se han utilizado los métodos basados en la tecnología de Inteligencia Artificial. Se han desarrollado métodos basados en Algoritmos Genéticos y Redes Neuronales Artificiales en un intento de resolver las desventajas de las técnicas mencionadas. Sin embargo, a pesar de la ventajas de las redes neuronales, las mismas presentan algunos inconvenientes principalmente en lo que se refiere al proceso de diseño de las redes, por ejemplo, la selección óptima de los parámetros de arquitectura y aprendizaje. En años recientes, también se ha utilizado tecnologías híbridas, combinando las redes neuronales y los algoritmos genéticos. En este trabajo, se diseñaron y entrenaron varias topologías de redes neuronales y redes neuronales evolucionadas genéticamente con el objetivo de reconstruir espectros de neutrones utilizando las tasas de conteo de un espectrómetro de esferas Bonner. Aquí se realiza un estudio comparativo de ambos procedimientos.

*Descriptores:* Espectrometría de neutrones; redes neuronales; algoritmos evolutivos.

PACS: 29.30.Hs; 29.40-n; 07.05-Mh

### 1. Introduction

Neutron energy spectra found in workplaces are often complex, the range of neutron energies involved can extend over nine or ten orders of magnitude. To improve the assessment of personal equivalent dose (Hp) and ambient dose equivalent (H\*(10)) in workplace, requires the proper characterization of neutron spectra [1]. The monitoring of occupational radiation exposure in neutron fields is mainly done with multi-element systems where each element has a particular response to neutrons. With the neutron spectrum information and neutron fluence-to-dose conversion coefficients, different dose quantities, like Hp or H\*(10), can be estimated.

With the count rates taken with the Bonner Spheres Spectrometer (BSS), the neutron spectrum can be unfolded. In BSS, each detector is characterized by a response function, the whole set is the response matrix. The relationship among neutron spectrum, count rates and response matrix is described by the integral-differential equation of Fredholm of first type. Due to the number of detectors is smaller than the number of energy groups used to describe the spectrum, resulting problem is ill-conditioned therefore, unfolding procedures should be applied [1]. In previous works, have been reported neutron spectrometry and dosimetry results, by using the Artificial Intelligence (AI) technology as alternative solution. The Artificial Neural networks (ANN) [2] have re-

ceived the higher attention among researchers [1], however, the use of this technology is not free of problems [3].

ANN technology is a useful alternative to solve the neutron spectrometry problem, however, several drawbacks must be solved in order to simplify the use of these procedures. Many of the previous studies in neutron spectrometry and dosimetry by using the ANN approach, have found serious drawbacks in the ANN design process itself, mainly in the proper determination of the structural and learning parameters of the networks being designed. These parameters are significant contributing factors to the ANN performance; however, the optimal selection follows in practical use no rules because they are generally heuristically chosen by using the trial and error technique, which produces networks with poor performance and low generalization capacity. For the anterior, the nuclear research community needs approaches that implement ANN models faster than what is currently available. In consequence, more research has been suggested in order to overcome these drawbacks.

Recently, the use of ANN technology has been applied with success in the neutron spectrometry and dosimetry problems, using a novel approach known as Robust Design of Artificial Neural Networks (RDANN) methodology in the design process of the networks [3]. Another promising technique for ANN design, is to introduce the capacity of adaptation to the net by using Evolutionary Algorithms (EA) [4], which can be used to adapt the connections among the synaptic weights, the design of the architecture, the adaptation of the learning rule, etc. The use of a hybrid technology based in the RDANN methodology combined with EA for the modelling of ANN applied in the neutron spectrometry and dosimetry problems could be a very convenient alternative technique. In this work, several ANN topologies were trained and tested using two ANN design approaches, to and the optimum parameters of ANN. The networks were designed in the aim to unfold neutron spectra using the count rates of CIEMAT BSS, Spain. Here, a comparative study of both procedures has been carried out.

## 2. Materials and methods

ANN and EA are two relatively young research areas that were subject to a steadily growing interest during the past years. Until today, many researchers still prefer use the gradient search method Back Propagation (BP) in training ANN [2]. However, this technique is a local search method and when applied to complex nonlinear optimization problems, can sometimes result in inconsistent and unpredictable performances. One of the main hindrances is due to the fact that searching of optimal weights is strongly dependent on initial weights and if they are located near local minima, the algorithm would be trapped; if the initial guess of the ANN is near local maxima, it will climb the gradient and get stuck. The structure of a neural network is a significant contributing factor to its performance and the structure is generally heuristically chosen. Several different attempts have been proposed

by various researchers to alleviate the training problems. The use of EA as search technique has allowed different properties of ANN to be evolved.

In this work, the performance of neural nets, designed for the BSS of CIEMAT, with two desing methodologies is compared. The traditional nets (ANN) were designed by means of the RDANN methodology and the Evolutive ANN (EANN) [4], were designed by using the computer program known as NeuroGenetic Optimizer (NGO) [5]. To use the knowledge stored at the networks designed with both metodologies, friendly computer programs whit graphical interfaces were designed and builded respectively. A modified version of the NSDann unfolding code was used for the traditional ANN [6], and the unfolding code called "Neutron Spectrometry and Dosimetry based on Evolutive Artificial Neural networks" (NSDEann) was designed for EANN.

In both cases, the first layer (input) corresponds to the 12 Bonner spheres of the CIEMAT's BSS, the hidden layers and neurons by layer should be determined and the third layer (output) has 85 neurons. The first 72 outputs correspond to the neutron spectra and the remaining 13 are equivalent doses. In both methodologies training was carried using 201 spectra, and 50 spectra were used for testing the learning of the nets.

Utilizing the RDANN methodology, additional parameters have to be determined: momentum, learning rate, training algorithm and mean square error (MSE). The EANN technology, although does not requires on the part of the user ANN parameters to be determined, it requires the determination of parameters regarded with the GA used to and the architecture of the net.

This is a very difficult problem, which is similar to that found in ANN design and, at present, this represents a serious drawback of the EANN approach, because the parameter selection is done through the trial and error technique. More research is needed in this sense. At present, work is being carried out. The neutron spectra unfolded and its corresponding 13 equivalent doses were computed with the modified NSDann and NSDEann unfolding codes, for a  $^{239}\text{Pu}$ Be neutron source measured at 80 cm distance, at "Departamento de Ingeniería Nuclear" (DIN) of "Universidad Politécnica de Madrid" (UPM).

## 3. Results and discussion

By means of the RDANN methodology, 36 traditional ANN topologies were designed and trained, each in a time of 107 seconds average. The optimum network topology is: 12 neurons in the input layer, 16 nerons in a hidden layer and 85 in the output layer. The neural nets were trained until MSE was reduced to  $10^{-4}$ . Additional parameters are: momentum: 0.001, learning rate: 0.1, training algorithm: trainscg. After the training and testing stages, the knowledge stored at synaptic weights was extracted and a modified version of the NSDann unfolding code was designed. Figure 1, shows the

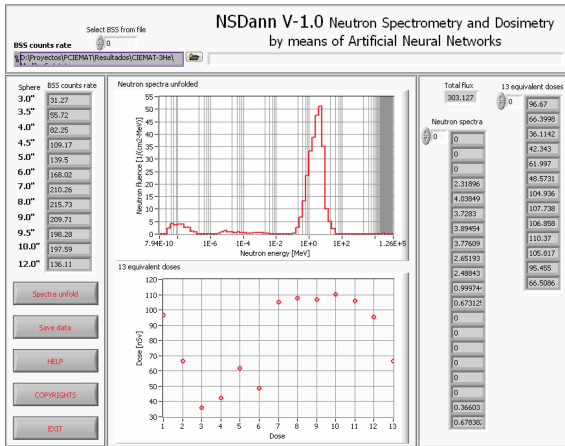


FIGURE 1. Neutron spectra unfolded and equivalent doses calculated with NSDann.

neutron spectra unfolded and its 13 equivalent doses calculated by means of the modified NSDann code.

By using the EANN methodology, 600 EANN were designed and trained in a time of 04:44:09. The minimum network training passes for each network were 420, the cutoff for network training passes was 450, and the limit on hidden neurons was 8. The optimum network topology is: a Fast-Back Propagation neural network with 12 inputs, 6 logistic neurons in a hidden layer and 85 neurons in the output layer, with an accuracy on training set= 99.50% according to NGO. The parameters used for the GA, selected using the trial and error technique, are: generations run: 10, population size: 60, selection was performed by the top 50% surviving, refilling of the population was done by cloning the survivors, mating was performed by using the TailSwap technique, mutations were performed using Random Exchange technique at a rate of 25%.

After the training and testing stages, it was not possible to extract the knowledge stored at synaptic weights of the network designed with NGO. For this reason, the NSDEann unfolding code was designed to read and graph the spectrometric and dosimetric information produced by means of the EANN trained with NGO. Figure 2, shows the neutron spectra unfolded and its 13 equivalent doses calculated by means of the modified NSDann.

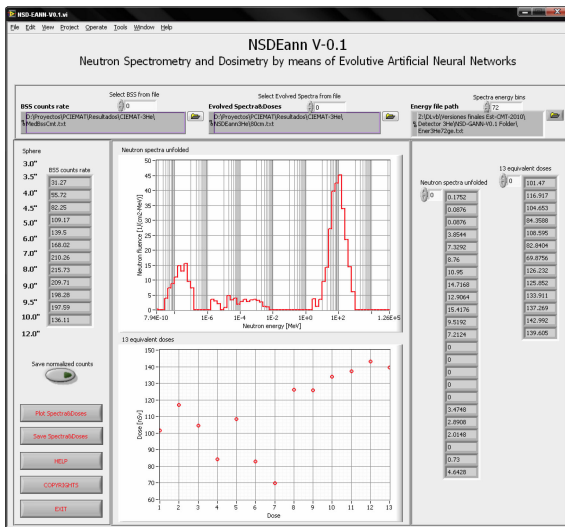


FIGURE 2. Neutron spectra unfolded with NSDEann.

In order to compare the results obtained with the NSDann and NSDEann unfolding codes, the computer tool known as "Neutron spectrometry and dosimetry Tool Box" (NSDTB) was used [7]. Figure 3, shows the performance of the neutron spectra unfolded with the EANN approach (green line) and the spectra unfolded with the RDANN methodology (red line) and its corresponding 13 equivalent doses. As can be seen, the spectra and doses present differences, this is due mainly to the trial and error approach used to select the GA parameter in the EANN approach, which is a serious drawback of this method. More research is needed in this sense. At present work is being developed to overcome these drawbacks.

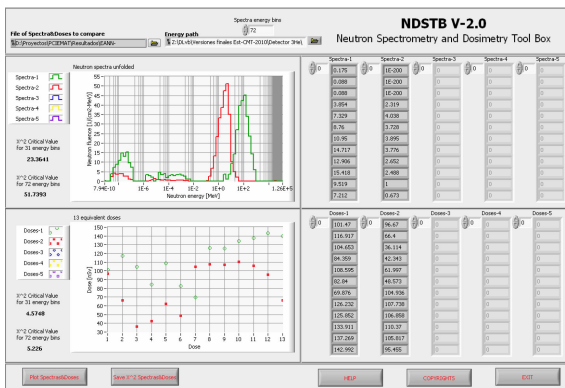


FIGURE 3. Neutron spectra unfolded with NSDann - NSDEann.

From Fig. 3, can be observed that the neutron spectra unfolded and equivalent doses calculated with both, traditional ANN and EANN, are very similar, however, the EANN unfold the spectra in different energy bins, this makes that the  $\chi^2$  test fails. A deeper analysis should be needed in order to observe closer what could be happening.

### 4. Conclusions

The use of ANN technology is a useful alternative to solve the neutron spectrometry and dosimetry problems; however, to obtain the best results, some drawbacks must be solved in the ANN design process, such as the optimum ANN topology selection.

In this work, the ANN optimization methodology known as RDANN, was used to design an ANN capable to solve the neutron spectrometry and dosimetry problems for the

CIEMAT BSS system. The neural net was trained and tested using a large set of neutron spectra compiled by the IAEA.

The success of ANN technology in neutron spectrometry and dosimetry, using only the Bonner spectrometer count rates as input in the trained network will overcome some of the problems associated with the solution of such ill-conditioned problem. The results here reported demonstrate that the use of this technology has become in a useful tool.

Until now RDANN methodology seems to be more reliable in the neutron spectra unfolding problem, because more research has been carried out in this sense and consequently more information is available. The main drawback of EANN is the trial and error technique used to determine the optimum values of the GA used to build the network. The combination

of RDANN with GA could improve widely the results obtained with both methodologies.

More research is needed and at present, work is being carried out.

### Acknowledgements

This work was supported by “Agencia Española de Cooperación Internacional para el Desarrollo”, AECID (Spain).

- 
1. H.R. Vega-Carrillo, V.M. Hernández-Dávila, E. Manzanares-Acuña, E. Gallego, A. Lorente, and M.P. Iñiguez, *Radiation Protection Dosimetry* **126** (2007) 408.
  2. S. Haykin, *Neural Networks: A comprehensive foundation*. Prentice Hall Inc. (1999).
  3. J.M. Ortiz-Rodríguez, M.R. Martínez-Blanco, and H.R. Vega-Carrillo, *Electronics, Robotics and Automotive Mechanics Conference* **2** (2006) 131.
  4. J.M. Ortiz-Rodríguez, M.R. Martínez-Blanco, E. Gallego Díaz and H.R. Vega-Carrillo, *Electronics, Robotics and Automotive Mechanics Conference*, **4** (2008) 387.
  5. NeuroGenetic Optimizer. <http://www.biocompsystems.com>
  6. M.R. Martínez-Blanco, J.M. Ortiz-Rodríguez, and H.R. Vega-Carrillo, *Electronics, Robotics and Automotive Mechanics Conference* **0** (2009) 131.
  7. J.M. Ortiz-Rodríguez, M.R. Martínez-Blanco, E. Gallego Díaz, and H.R. Vega-Carrillo, *Electronics, Robotics and Automotive Mechanics Conference* **5** (2009) 112.

# Spectra and dose with ANN of $^{252}\text{Cf}$ , $^{241}\text{Am-Be}$ , and $^{239}\text{Pu-Be}$

Hector Rene Vega-Carrillo · M. R. Martinez-Blanco ·  
Victor Martin Hernandez-Davila ·  
Jose Manuel Ortiz-Rodriguez

Received: 16 April 2009 / Published online: 4 September 2009  
© Akadémiai Kiadó, Budapest, Hungary 2009

**Abstract** Artificial neural networks have been applied to unfold the neutron spectra and to calculate the effective dose, the ambient equivalent dose, and the personal dose equivalent for  $^{252}\text{Cf}$ ,  $^{241}\text{Am-Be}$ , and  $^{239}\text{Pu-Be}$  neutron sources. The count rates that these neutron sources produce in a Bonner Sphere Spectrometer with a  $^6\text{LiI(Eu)}$  were utilized as input in both artificial neural networks. Spectra and the ambient dose equivalent were also obtained with BUNKIUT code and the UTA4 response matrix. With both procedures spectra and ambient dose equivalent agrees in less than 10%. The Artificial neural network technology is an alternative procedure to unfold neutron spectra and to perform neutron dosimetry.

**Keywords** Spectrum · Dose · Isotopic neutron source · Artificial neural networks

## Introduction

The measurement of the intensity of a radiation field with respect to certain quantity like angle, energy, frequency, etc., is very important in radiation spectrometry having, as a final result, the radiation spectrum [1, 2].

Neutrons are found in the environment or are artificially produced by different ways; these neutrons have a wide energy range extending from few thousandths of eV to

several hundreds of MeV. Also, they are in a broad variety of energy distributions, named neutron-fluence spectrum or simply neutron spectrum,  $\Phi_E(E)$  [2, 3].

Isotopic neutron sources are utilized in several applications that requires to know the neutron spectrum and the dose [4–6]. Some of the isotopic neutron sources are the  $^{252}\text{Cf}$ ,  $^{241}\text{Am-Be}$ ,  $^{241}\text{Am-B}$ ,  $^{239}\text{Pu-Be}$ ,  $^{238}\text{Pu-Be}$ , etc.

The Bonner sphere spectrometer, BSS, or multisphere neutron spectrometer, is a set of high-density polyethylene spheres with a thermal neutron detector in their centre that is utilized to obtain, through an unfolding process, the  $\Phi_E(E)$ . Each sphere-detector combination has a unique response, the whole set of responses is the response matrix,  $R_\Phi(E)$ .

Unfolding process involves solving Eq. 1, which is a Fredholm integral equation of the first kind.

$$C_i = \int R_{\Phi,i}(E)\Phi_E(E)dE \quad (1)$$

Here,  $C_i$  is the count rate measured with the  $i$ th sphere-detector combination. Response functions have poor energy resolution and are not fully linearly independent of each other. The spectrum is defined in a large number of energy groups in comparison to the number of spheres used in the spectrometer thus; Equation 1 is an ill-conditioned problem [7]. Total fluence is obtained integrating the  $\Phi_E(E)$  for all energies as shown in Eq. 2.

$$\phi = \int \Phi_E(E)dE \quad (2)$$

Once the  $\Phi_E(E)$  is obtained the required dose,  $\Delta$ , is obtained using Eq. 3.

$$\Delta = \int \delta_\Phi(E)\Phi_E(E)dE \quad (3)$$

H. R. Vega-Carrillo (✉) · M. R. Martinez-Blanco ·  
V. M. Hernandez-Davila · J. M. Ortiz-Rodriguez  
Unidad Academica de Estudios Nucleares de la UAZ,  
Apdo. Postal 336, 98000 Zacatecas, Zac., Mexico  
e-mail: fermineutron@yahoo.com



Here,  $\delta_{\Phi}(E)$  are the fluence-to-required dose conversion coefficients [7]. Therefore, the main problem is to solve Eq. 1 and several procedures are utilized [8].

In the brain, a neural network is a massively parallel distributed processor with a natural propensity for saving experiential knowledge, previously acquired through a learning process, making it available for latter use. The Artificial Neural Networks, ANNs, have been proposed to emulate this feature from brain's behaviour [9].

The mathematical models used to design an ANN have at least three layers, the input, hidden and the output. Each layer has several process units, the neurons, which are connected through synaptic weights where the knowledge is stored. The activation of a neuron depends on the given weight of the synapses that are appraised through the activation functions [10, 11].

The ANN learning is the adaptation process to the training data. The training has the purpose of selecting the weights that adapts better to the network in relation to training data. During ANN training a set of data, with input and output information, is utilized and the synaptic weights are adjusted until, at some point, the pattern between input and output data is accomplished.

The ANN technology has been utilized to unfold the neutron spectrum, and with this the neutron dose has been estimated [7, 10, 11]. Also, The ANNs have been applied to obtain directly the neutron doses without the need of neutron spectrum information [8]. In all these applications only the count rates obtained with a BSS are required.

In this work the ANN technology has been utilized to unfold the neutron spectrum and to determine the neutron doses of  $^{252}\text{Cf}$ ,  $^{239}\text{Pu-Be}$ , and  $^{241}\text{Am-Be}$  neutron sources, using the count rates measured with a BSS. These results were compared with spectra and the  $H^*(10)$  obtained with BUNKIUT code.

## Materials and methods

Two different ANNs were designed and trained, the first to perform the neutron spectrometry and the second to calculate 13 dosimetric quantities. The lethargy spectra, taken from the compilation made by the International Atomic Energy Agency [12], were converted to energy spectra. With the MCNP 4C code [13], the spectra were re-binned from their original energy distribution defined in 60 energy groups to 31 energy groups [14], which is the energy structure utilized in BUNKIUT code [15]. For each spectrum the  $E_{AP}$ ,  $E_{PA}$ ,  $E_{RLAT}$ ,  $E_{LLAT}$ ,  $E_{ROT}$ ,  $E_{ISO}$ ,  $H^*(10)$ ,  $H_{p,s}(10,0^\circ)$ ,  $H_{p,s}(10,15^\circ)$ ,  $H_{p,s}(10,30^\circ)$ ,  $H_{p,s}(10,45^\circ)$ ,  $H_{p,s}(10,60^\circ)$ ,  $H_{p,s}(10,75^\circ)$  were calculated using the fluence-to-dose conversion coefficients from ICRP 74 [16].

The re-binned spectra were utilized, together with UTA4 matrix response, [17] to calculate their respective count rates produced in the Bonner spheres whose diameters are 0, 5.08, 7.62, 12.7, 20.32, 25.4 and 30.48 cm.

One hundred seventy-seven neutron spectra, their doses and their respective BSS count rates were utilized to train and test both ANNs. From the available set of data the 10% was randomly selected and isolated from the whole set to test the ANN, the remainder was left for training purposes. Both ANNs were trained and tested using MATLAB<sup>®</sup> software.<sup>1</sup> Topology of ANN for spectrometry was 7:140:500:140:70:27, where each number is the amount of neurons in each layer. For dosimetry the ANN topology was 7:140:200:401:140:13. Both ANNs were feed-forward with backpropagation algorithm and variable learning rate [18]. After training the ANNs' performance was verified using the data set that was not utilized for training purposes.

The BSS was utilized to obtain the count rates produced by  $^{252}\text{Cf}$ ,  $^{239}\text{Pu-Be}$  and  $^{241}\text{Am-Be}$ . Their respective activities were  $4.34 \times 10^8$ ,  $1.85 \times 10^{11}$  and  $3.7 \times 10^9$  Bq. During BSS measurements the source-to-spectrometer distance was 120, 100 and 50 cm for  $^{252}\text{Cf}$ ,  $^{239}\text{Pu-Be}$  and  $^{241}\text{Am-Be}$ , respectively. The count rates were utilized to unfold the neutron spectra using BUNKIUT code and UTA4 response matrix; the neutron spectra was utilized to estimate the  $H^*(10)$ . Neutron spectra were also unfolded with the ANN designed for spectrometry, and the dosimetric quantities were calculated using the ANN designed for dosimetry.

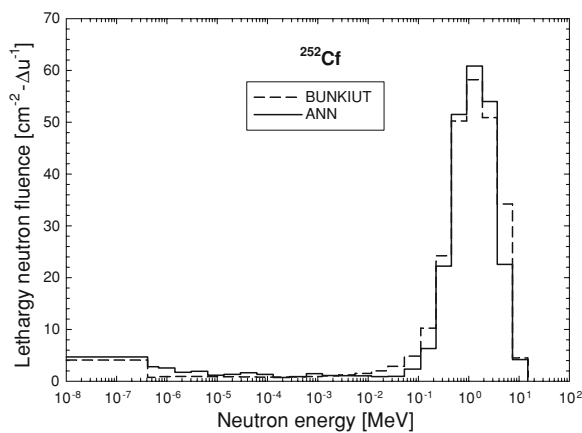
## Results and discussion

In Fig. 1 is shown the neutron spectrum of  $^{252}\text{Cf}$  obtained with BUNKIUT code and the ANN for spectrometry. Here can be noticed that both results have good agreement. The total fluence is  $193 \pm 3$  and  $191 \pm 3\%$   $\text{cm}^{-2} \text{s}^{-1}$ , for spectrum obtained with BUNKUT and the ANN, respectively. The uncertainty was taken from the uncertainty of count rates, therefore in both cases no uncertainties were assigned to the unfolding process.

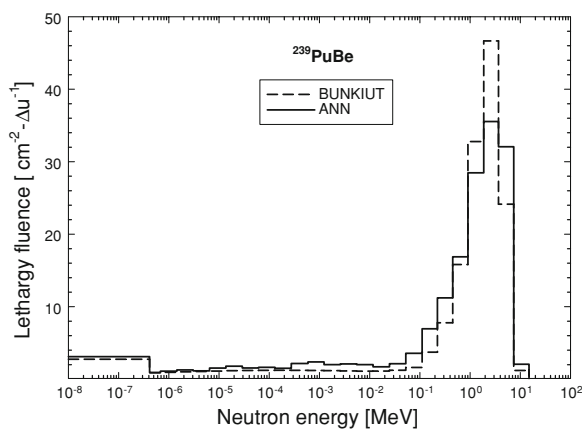
In Fig. 2 is shown the  $^{239}\text{Pu-Be}$  neutron spectrum unfolded with BUNKIUT and the spectrum unfolded with the ANN trained to perform neutron spectrometry. The shape of both spectra looks alike. The total fluence is  $121 \pm 5$  and  $128 \pm 5\%$   $\text{cm}^{-2} \text{s}^{-1}$ , for spectrum obtained with BUNKUT and the ANN, respectively. Uncertainties were assigned from those from BSS count rates and no uncertainties were assigned to the unfolding process.

The  $^{241}\text{Am-Be}$  neutron spectra obtained with BUNKIUT and the ANN for spectrometry is shown in Fig. 3. It

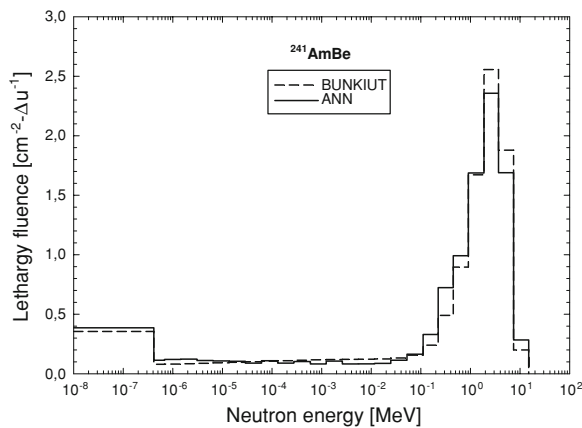
<sup>1</sup> MATLAB is a trade mark of The MathWorks, Inc.



**Fig. 1** Neutron spectrum of  $^{252}\text{Cf}$  source

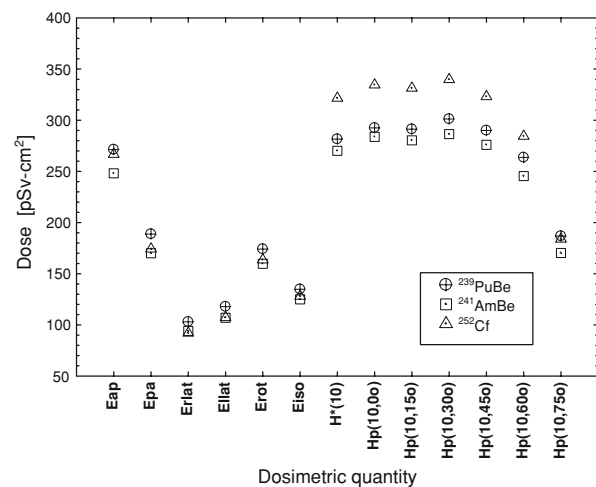


**Fig. 2** Neutron spectrum of  $^{239}\text{Pu-Be}$  source



**Fig. 3** Neutron spectrum of  $^{241}\text{Am-Be}$  source

can be noticed that both are similar. The total fluence for both spectra is  $8 \pm 5\% \text{ cm}^{-2} \text{ s}^{-1}$ . As in both previous cases no uncertainties were assigned to the unfolding process and the 5% comes from the BSS count rates.



**Fig. 4** Dosimetric quantities for  $^{239}\text{Pu-Be}$ ,  $^{241}\text{Am-Be}$  and  $^{252}\text{Cf}$

The presence of epithermal and thermal neutrons in the spectra is due the room return effect [19]. In all the cases the ANN for spectrometry was able to unfold the neutron spectra using only the BSS count rates.

The dosimetric quantities obtained with the ANN for dosimetry are shown in Fig. 4. The neutron fluence-to-ambient dose equivalent factors,  $h^*(10)$ , obtained with the ANN were 282, 270, and 322  $\text{pSv}\cdot\text{cm}^2$ . With BUNKIUT these values were 296, 265 and 314  $\text{pSv}\cdot\text{cm}^2$  for  $^{239}\text{Pu-Be}$ ,  $^{241}\text{Am-Be}$ , and  $^{252}\text{Cf}$ , respectively. The differences go from 1.7 to 5%. According to IAEA [12] the  $h^*(10)$  for  $^{241}\text{Am-Be}$  is 395  $\text{pSv}\cdot\text{cm}^2$  while for  $^{252}\text{Cf}$  is 380  $\text{pSv}\cdot\text{cm}^2$ , these values are assuming point-like sources in vacuum. In this work  $h^*(10)$  was larger for  $^{252}\text{Cf}$  than  $^{241}\text{Am-Be}$  due to the changes in the neutron spectra due to experimental conditions.

The  $H^*(10)$  calculated with the ANN were  $3.593 \times 10^4$ ,  $2.272 \times 10^3$ , and  $6.153 \times 10^4$  pSv, with BUNKIUT these values are  $3.573 \times 10^4$ ,  $2.192 \times 10^3$ , and  $6.050 \times 10^4$  pSv for  $^{239}\text{Pu-Be}$ ,  $^{241}\text{Am-Be}$  and  $^{252}\text{Cf}$ , respectively. The differences between those values go from 0.6 to 3.6%.

Considering the uncertainties of the BSS count rates, the differences noticed in  $h^*(10)$  and  $H^*(10)$  are not relevant. The ANN for dosimetry was able to calculate the neutron doses using only the measured BSS count rates.

## Conclusions

Two ANNs, one for spectrometry and other for neutron dosimetry, were utilized to unfold the neutron spectra and to estimate the dosimetric features of,  $^{252}\text{Cf}$ ,  $^{239}\text{Pu-Be}$ , and  $^{241}\text{Am-Be}$  neutron sources. Spectra and doses were also calculated using the BUNKIUT code. Results obtained with both procedures are in agreement. The ANN technology has

been successfully applied utilizing as input the BSS count rates. Therefore, this technology is an alternative procedure for neutron spectrometry and dosimetry.

**Acknowledgments** This work is part of project SYNOPSIS partially supported by CONACYT (Mexico) under contract SEP-2004-C01-46893.

## References

1. Thomas DJ, Klein H (2003) Introduction. *Radiat Prot Dosim* 107:13
2. ICRU (2001) Determination of operational dose equivalent quantities for neutrons. *J ICRU* 1:17
3. Alevra AV (1999) Neutron spectrometry. *Radioprotection* 34:305
4. DiPrete DP, DiPrete CC, Sigg RA (2008) Neutron activation analysis applications at the Savannah River site using an isotopic neutron source. *J Radioanal Nucl Chem* 277:43
5. Griffin MA, Landsberger S, Biegalski S, Courmoyer ME (2008) Characterization of a Plutonium Beryllium source for use in neutron damage studies. *J Radioanal Nucl Chem* 276:807
6. Turhan S (2007) Efficiency calibration of fan HPGe detector in the 0.1-2.5 MeV energy range for Am-Be neutron source-based PGAA applications. *J Radioanal Nucl Chem* 273:443
7. Vega-Carrillo HR, Hernandez-Davila VM, Manzanares-Acuña E, Mercado GA, Iñiguez MP, Barquero R, Palacios F, Mendez R, Arteaga T, Ortiz JM (2006) Neutron spectrometry using artificial neural networks. *Radiat Meas* 41:425
8. Vega-Carrillo HR, Hernandez-Davila VM, Manzanares-Acuña E, Mercado GA, Gallego E, Lorente A, Perales-Muñoz WA, Robles-Rodriguez JA (2006) Artificial neural networks in neutron dosimetry. *Radiat Prot Dosim* 118:251
9. Haykin S (1994) *Neural networks: a comprehensive foundation*, 1st edn. Macmillan College Publishing Co, Englewood Cliffs, NJ
10. Cordes E, Fehrenbacher G, Schutz R, Sprunck M, Hahn K, Hofmann R, Biersack JP, Wahl W (1998) An approach to unfold the response of a multi-element system using an artificial neural network. *IEEE Trans Nucl Sci* 45:1464
11. Kardan MR, Setayeshi S, Koohi-Fayegh R, Ghiassi-Nejad M (2003) Neutron spectra unfolding in Bonner spheres spectrometry using neural networks. *Radiat Prot Dosim* 104:27
12. IAEA (2001) Compendium of neutron spectra and detector responses for radiation protection purposes. Supplement to Technical Reports Series No. 403. Vienna
13. Briesmeister, JF (ed) (2000) MCNP<sup>TM</sup>: a general Monte Carlo N-particle transport code. Los Alamos National Laboratory Report LA-13709-M. Los Alamos, NM
14. Vega-Carrillo HR, Manzanares-Acuña E, Ortiz-Rodriguez JM, Arteaga-Arteaga T (2007) Neutron spectra re-binning and dose calculation using Monte Carlo methods. *Revista Mexicana de Fisica* 53:1
15. Lowry KA, Johnson TL (1984) Modification to iterative recursion unfolding algorithm and computer codes to find more appropriate neutron spectra. Naval Research Laboratory Memorandum 5340, Washington, DC
16. ICRP (1996) Conversion coefficients for use in radiological protection against external radiation. *ICRP* 74. *Ann ICRP* 26:199
17. Hertel NE, Davidson JW (1985) The response of Bonner spheres to neutrons from thermal energies to 17.3 MeV. *Nucl Instrum Methods A* 238:509
18. Vega-Carrillo HR, Hernandez-Davila VM, Manzanares-Acuña E, Gallego E, Lorente A, Iñiguez MP (2007) Artificial neural networks technology for neutron spectrometry and dosimetry. *Radiat Prot Dosim* 126:408
19. Vega-Carrillo HR, Manzanares-Acuña E, Iñiguez MP, Gallego E, Lorente A (2007) Study of isotopic neutron sources inside concrete walls spherical cavities. *Radiat Meas* 42:1373

## Different spectra with the same neutron source

H.R. Vega-Carrillo<sup>a,\*</sup>, J.M. Ortíz-Rodríguez<sup>a,b</sup>, V.M. Hernández-Dávila<sup>a,b</sup>,  
Ma. del R. Martínez-Blanco<sup>a</sup>, B. Hernández-Almaraz<sup>a</sup>, and A.A. Ortíz-Hernández<sup>a</sup>

<sup>a</sup>Unidad Académica de Estudios Nucleares Universidad Autónoma de Zacatecas,  
Apartado Postal 336, Zacatecas, 98000, Zac. Mexico,  
Telephone: (492) 922 7043, Ext.118 and 119,

\*e-mail: fermineneutron@yahoo.com

<sup>b</sup>Departamento de Electrotécnica y Electrónica, Escuela Politécnica Superior,  
Avda. Menéndez Pidal s/n Córdoba, Spain.

G.A. Mercado

Unidad Académica de Matemáticas, Universidad Autónoma de Zacatecas,  
Jardín Juárez 147, 98000 Zacatecas, Zac. Mexico.

Recibido el 11 de marzo de 2009; aceptado el 11 de agosto de 2009

Using as source term the spectrum of a  $^{239}\text{Pu}$ -Be source several neutron spectra have been calculated using Monte Carlo methods. The source term was located in the centre of spherical moderators made of light water, heavy water and polyethylene of different diameters. Also a  $^{239}\text{Pu}$ -Be source was used to measure its neutron spectrum, bare and moderated by water. The neutron spectra were measured at 100 cm with a Bonner spheres spectrometer. Monte Carlo calculations were used to calculate the neutron spectra of bare and water-moderated spectra that were compared with those measured with the spectrometer. Resulting spectra are similar to those found in power plants with PWR, BWR and CANDU nuclear reactors. Beside the spectra the dosimetric features were determined. Using moderators and a single neutron source can be produced neutron spectra alike those found in workplaces, this neutron fields can be utilized to calibrate neutron dosimeters and area monitors.

*Keywords:* Neutron sources; neutron transport; Monte Carlo applications.

Mediante el espectro de una fuente de  $^{239}\text{Pu}$ -Be varios espectros de neutrones han sido calculados mediante métodos Monte Carlo donde el término fuente se colocó en el centro de moderadores esféricos de agua ligera, agua pesada y polietileno de diferentes diámetros. Una fuente real de  $^{239}\text{Pu}$ -Be se utilizó para medir el espectro de neutrones mediante un espectrómetro de Esferas Bonner. El espectro se midió a 100 cm de distancia de la fuente desnuda y de la fuente dentro de un moderador cilíndrico de agua. Con la información de los espectros se obtuvieron las características dosimétricas de la fuente desnuda y de la moderada con agua. Mediante cálculos Monte Carlo se calcularon los espectros y se compararon con los espectros medidos. Los espectros resultantes son similares a los reportados en plantas nucleares con reactores BWR, PWR y tipo CANDU. Mediante el uso de moderadores se pueden producir espectros que se asemejan a situaciones reales y se pueden usar para calibrar dosímetros y monitores de área.

*Descriptores:* Fuente de neutrones; transporte de neutrones; aplicaciones Monte Carlo.

PACS: 29.25.Dz; 28.20.Gd; 87.53.Wz

### 1. Introduction

Neutron energy spectra found in workplaces are often complex, the range of neutron energies involved can extend over nine or ten orders of magnitude. To improve the assessment of personal equivalent dose ( $H_p$ ) and ambient dose equivalent [ $H^*(10)$ ] in workplace requires the proper characterization of neutron spectra. Dosimeters used to survey either the personal equivalent or the ambient equivalent doses have responses that strongly vary with neutron energy [1,2].

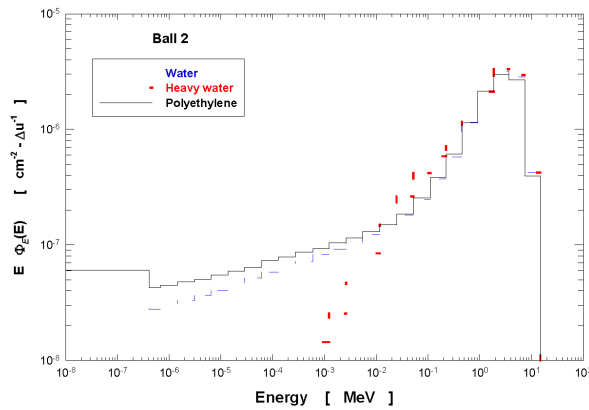
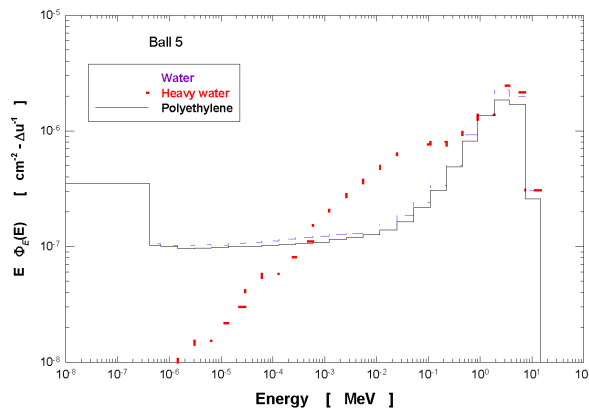
During calibration of dosimetric devices utilized in neutron fields the use of calibrating sources with spectra alike to those meet in practice is strongly recommended [3-5].

To calibrate dosimetric devices the International Organization for Standardization (ISO) recommends  $^{252}\text{Cf}$  and  $^{252}\text{Cf}/\text{D}_2\text{O}$ ,  $^{241}\text{AmBe}$ , and  $^{241}\text{AmB}$  as calibration sources [6]. However, these source have spectra that are different from those found in actual situations [7,8].

To produce realistic neutron spectra whose spectrum look alike to those found in workplaces different approaches have been made in several facilities [1,2,8-10].

The neutron spectrum of a primary neutron source is modified using different materials, some of which are moderators, this practice is commonly used to obtain a desired neutron spectra, where beside to produce a realistic neutron spectra, the dosimetric features must be determined [11].

In aim to this work was to produce different neutron spectra using the same neutron source. To achieve this objective the neutron spectra of a  $^{239}\text{Pu}$ -Be neutron source was modified by inserting the neutron source in the centre of moderating materials, this part was done using Monte Carlo calculations. Also, the neutron spectrum of a  $^{239}\text{Pu}$ -Be source, bare and water-moderated, was measured and calculated; with the spectra information the dosimetric features were calculated. In this case the source and the moderator are cylindrical.

FIGURE 1. Ball 2-moderated  $^{239}\text{Pu}$ -Be spectra.FIGURE 2. Ball 5-moderated  $^{239}\text{Pu}$ -Be spectra.

## 2. Materials and methods

### 2.1. Spherical moderators

The neutron spectra produced by point-like  $^{239}\text{Pu}$ -Be isotopic neutron source located inside spherical moderators were calculated using the MCNP code [12]. Moderating spheres were 5.08, 7.62, 12.7, 25.4, and 30.8 cm in diameter and were modelled as water, heavy water and polyethylene were used as moderating materials. Neutron spectra were calculated at 100 cm from the centre of the spheres, where the point-like source term was located. The amount of histories utilized for each moderator was large enough to have a Monte Carlo uncertainty of 5%.

### 2.2. Cylindrical moderator

The neutron spectrum produced by a  $^{239}\text{Pu}$ -Be at 100 cm in an open space at 200 cm above floor level was measured using the Bonner spheres spectrometer with  $0.4 \text{ } \varnothing \times 0.4 \text{ mm}$   $^6\text{LiI}(\text{Eu})$  scintillator. The source is  $1.85 \times 10^{11} \text{ Bq}$ , is distributed in three cylindrical pellets  $2.54 \text{ } \varnothing \times 14 \text{ cm}$ . Then the source was inserted in a  $28 \text{ } \varnothing \times 40$  cylindrical container with water, and the neutron spectrum was measured with

the Bonner spheres spectrometer. Height of water moderator was 30 cm. The bare and water-moderated spectra of  $^{239}\text{Pu}$ -Be source were unfolded using the BUNKIUT code and the UTA4 response matrix [13]. Resulting spectra,  $\Phi_E(E)$ , were utilized to estimate the total fluence,  $\phi$ , and the ambient dose equivalent,  $H^*(10)$ , using the ICRP 74 fluence-to-dose conversion coefficients,  $h^*(10)$  [14]; these magnitudes were calculated using Eqs. (1) and (2).

$$\phi = \int_E \Phi_E(E) dE \quad (1)$$

$$H^*(10) = \int_E \Phi_E(E) h^*(10) dE \quad (2)$$

Nowadays the area neutron monitor Berthold LB 6411 is widely utilized to survey the  $H^*(10)$ ; the response of this device is not exactly the same of ICRP 74. Thus the bare and the water-moderated  $^{239}\text{Pu}$ -Be spectra were utilized to calculate the  $H^*(10)$  using the response function of Berthold LB 6411 [15].

## 3. Results and discussion

### 3.1. Spherical moderators

A neutron source spectrum can be modified with the use of moderating materials; modified spectrum depend upon the size and type of moderator. In Fig. 1 are shown the spectra of a  $^{239}\text{Pu}$ -Be point-like neutron source located in the centre of a 5.08 cm-diameter sphere (Ball 2) made of water, heavy water and polyethylene. Resulting spectra from water and polyethylene moderators are alike, having epithermal and thermal neutrons. It can be noticed that moderating features of polyethylene are better than those for water, probably due to differences in their absorption features. The spectrum produced by the heavy water moderator is quite similar to the bare  $^{239}\text{Pu}$ -Be source because the amount of heavy water in the Ball 2 container is small to produce strong effect in the spectrum.

In Fig. 2 the resulting spectra of a point-like  $^{239}\text{Pu}$ -Be located in the centre of a 12.7 cm-diameter moderator (Ball 5) of water, heavy water and polyethylene are shown. As in the case of Ball 2 moderators, water and polyethylene moderators have similar spectra; the peak in the 1 to 10 MeV tend to decrease while the thermal peak tend to increase as the moderator size is increased. The spectrum produced in the heavy water moderator has a large contribution of epithermal neutrons in the region from  $10^{-3}$  to 0.4 MeV in comparison with the amount of neutrons with energy less than 1 keV.

In Fig. 3 moderated  $^{239}\text{Pu}$ -Be spectra are shown for 25.4 cm-diameter moderators (Ball 10). Here, the spectrum produced by the polyethylene moderator is smaller than the spectrum produced by the water moderator, but the shapes are very alike. On the other hand the spectrum produced by the heavy water moderator is quite similar to the spectrum produced by the heavy water moderated  $^{252}\text{Cf}$  source [6], even

when the unperturbed spectrum of  $^{239}\text{Pu}$ -Be is quite different of the unperturbed  $^{252}\text{Cf}$ . From this figure is evident that heavy water moderator absorbs less neutrons than other two moderators.

In Fig. 4 is shown the neutron spectra of a point-like  $^{239}\text{Pu}$ -Be source located inside a 30.48 cm-diameter moderators (Ball 12). The tendency observed for the ball 10 is kept for the ball 12. Spectrum produced in the water moderator is alike to spectrum produced by the polyethylene moderator, where this last produces less neutrons.

Using Eq. (1) the total neutron fluence produced by the different spherical moderators were calculated. In Fig. 5 is shown the total neutron fluence produced by the moderators. The total fluence produced by the heavy water moderators is almost constant regardless the moderator diameter, meaning that neutron capture in heavy water is negligible in comparison to water and polyethylene moderators. For water and polyethylene spherical moderators, with diameters larger than 12.7 cm, the total fluence produced by polyethylene moderators is smaller than total fluence produced in water moderators, this is due to differences in the neutron capture and scattering features of both moderators. This is an important fact that must be taken into account for safety reasons, because neutron capture can produce prompt gamma-rays that could affect the response of instrumentation and safety of personal.

In Figs. 1 to 4 all spectra show a peak between 1 and 10 MeV. As the moderator diameter increases epithermal and thermal neutrons increases and fast neutrons tend to decrease. Resulting spectra for Ball 5, 10 and 12, either polyethylene or water moderators are alike to those produced at some locations in PWR and BWR nuclear reactors [16], therefore a  $^{239}\text{Pu}$ -Be inside spherical water moderators can be used to calibrate dosimetric instruments used in this facilities.

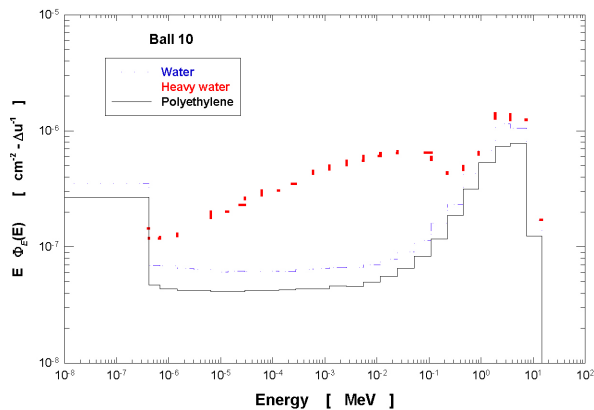


FIGURE 3. Ball 10-moderated  $^{239}\text{Pu}$ -Be spectra.

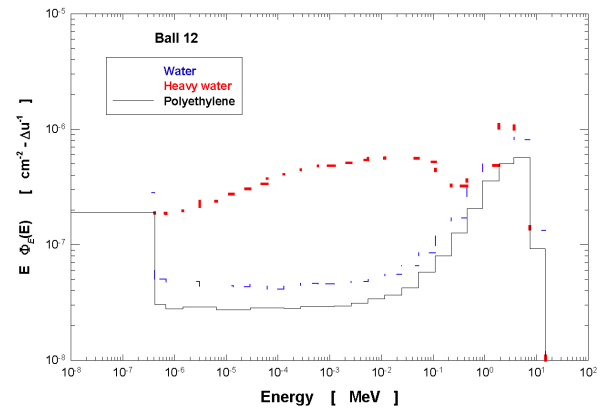


FIGURE 4. Ball 12-moderated  $^{239}\text{Pu}$ -Be spectra.

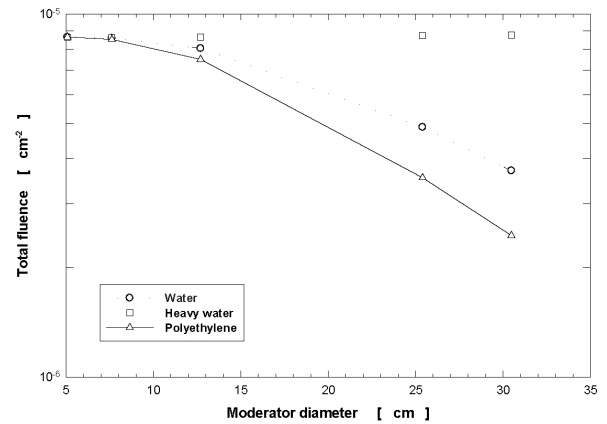


FIGURE 5. Total fluence a 100 cm produced by the moderated  $^{239}\text{Pu}$ -Be spectra in function of moderator diameter.

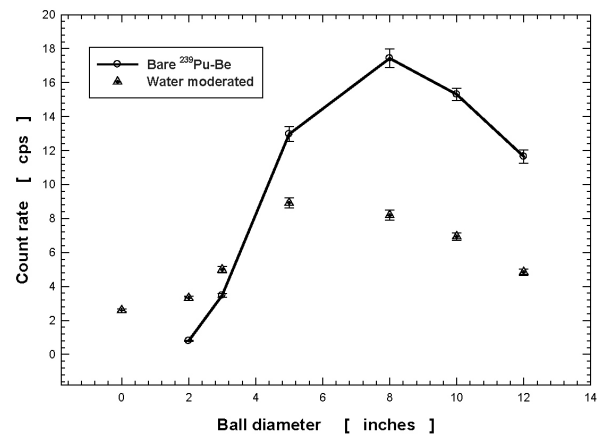


FIGURE 6. Bonner spheres count rates produced by bare and water-moderated  $^{239}\text{Pu}$ -Be source.

Heavy water contains deuterium whose capture cross section is lower than hydrogen, therefore less neutrons are lost by capture. The spectra produced by a  $^{239}\text{Pu}$ -Be neutron source inside the spherical heavy water moderators, Ball 10 and 12, is similar to neutron spectra produced by  $\text{D}_2\text{O}$ -

moderated  $^{252}\text{Cf}$  source, therefore this source can be used in all those facilities where the  $^{252}\text{Cf}/\text{D}_2\text{O}$  source is recommended for calibration. Some of the spectra produced by the  $^{239}\text{Pu}$ -Be inside the heavy water moderator are alike to spectra reported in literature [17] for CANDU-like workplace neutron fields.

### 3.2. Cylindrical moderator

The count rates measured with Bonner spheres at 100 cm from the bare and water-moderated  $^{239}\text{Pu}$ Be source is shown in Fig. 6, here can be noticed that for 2 and 3 inches-diameter spheres the count rates produced by the water-moderated source are larger than count rates produced by the bare  $^{239}\text{Pu}$ -Be source, this is because bare source do not produce epithermal or thermal neutrons, and the response of those spheres are large for low energy neutrons; this is also the reason why no count rate is shown for bare detector, 0 inches-diameter sphere. For 5 to 12 inches-diameter sphere the count rates are larger for bare source in comparison to water-moderated source, this is because the neutron capture, mainly in hydrogen, is increased as the neutron energy is decreased.

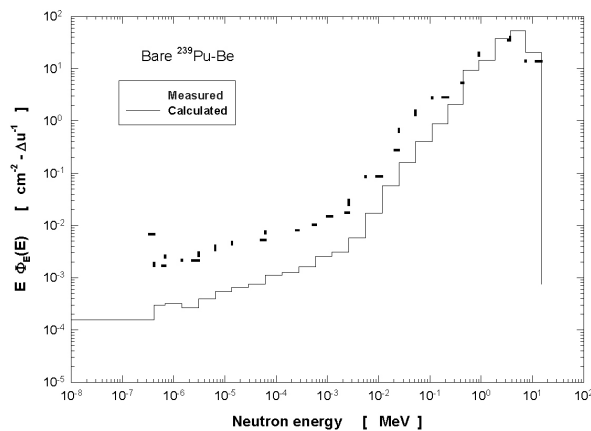


FIGURE 7. Bare  $^{239}\text{Pu}$ -Be source neutron spectrum.

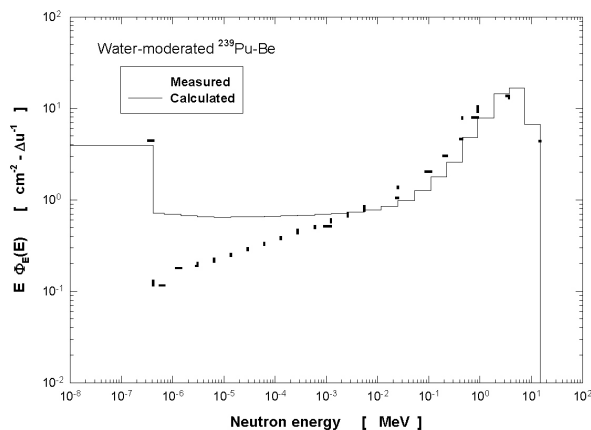


FIGURE 8. Water-moderated  $^{239}\text{Pu}$ -Be source neutron spectrum.

TABLE I. The dosimetric features of bare and water-moderated  $^{239}\text{Pu}$ -Be source at 100 cm.

Magnitude	Bare $^{239}\text{Pu}$ -Be	Water-moderated $^{239}\text{Pu}$ -Be
$\phi$ [ $\text{cm}^{-2} \cdot \text{s}^{-1}$ ]	$97 \pm 8$	$64 \pm 5$
$\langle E \rangle$ [MeV]	$5.0 \pm 0.4$	$2.6 \pm 0.2$
$\text{H}^*(10)_{ICRP74}$ [ $\mu\text{Sv} \cdot \text{h}^{-1}$ ]	$141 \pm 11$	$59 \pm 5$
$\text{H}^*(10)_{LB6411}$ [ $\mu\text{Sv} \cdot \text{h}^{-1}$ ]	$132 \pm 11$	$55 \pm 4$

With the count rates the neutron spectra were unfolded, in Fig. 7 the bare  $^{239}\text{Pu}$ -Be neutron spectra measured with the Bonner sphere spectrometer is shown, here is also included the neutron spectra that was calculated with Monte Carlo methods. It can be notice that both spectra are similar.

The calculated and unfolded spectra produced by  $^{239}\text{Pu}$ -Be source moderated by water is shown in Fig. 8. The differences between calculated and measured spectra are due to the limitations of the model of the source utilized during calculations. Uncertainties due to Monte Carlo calculations are as large as 5% while the experimental uncertainties that are around 10%; doing the quadratic sum of these uncertainties gives out a overall uncertainty of 11.2%.

The dosimetric features of bare and water-moderated  $^{239}\text{Pu}$ -Be source at 100 cm are shown in Table I. The neutron mean energy of bare  $^{239}\text{Pu}$ -Be is 5 MeV, this is in agreement to value reported for this type of sources [4]. The mean energy is reduced to 2.6 MeV when the source is inserted in the moderator of water. Moderated spectrum can be utilized to represent the neutron spectra in power plants. If a larger moderator is utilized the resulting spectrum could be similar to neutron field found in medical use linear accelerators [18] and PET cyclotrons [13,19].

## 4. Conclusions

With the use of moderating materials different neutron spectra can be produced using the same neutron source.

A precise knowledge of neutron spectral distributions of calibrating sources is essential to have a neutron field useful for calibration of radiation protection devices. Is no doubt that more neutron reference sources, beside to those recommended by the ISO, are needed for the calibration of personal neutron dosimeters and survey meters. Is highly desirable that the spectra of those sources must be realistic to emulate the neutron fields found in workplaces.

The feasibility of producing a neutron fields in a laboratory facility was investigated by Monte Carlo simulation. It was found that such neutron fields could be produced by a  $^{239}\text{Pu}$ -Be neutron source located inside light water, heavy water and polyethylene moderators.

A single isotopic neutron source in combination with water, heavy water and polyethylene moderators produce a wide range of neutron spectra that allow to have a set of relatively

inexpensive calibrating neutron sources some of which are alike to neutron fields found in power plants and neutron producing medical devices.

Resulting neutron spectra depend upon the size and type of moderator; thus a bare  $^{239}\text{Pu}$ -Be source looks different when is located inside a water moderator. The mean neutron energy varies from 5 to 2.6 MeV and the  $H^*(10)$  is reduced from 141 to 59  $\text{mSv}\cdot\text{h}^{-1}$ . Using a single neutron source the use of different moderators will lead to have neutron sources with different dosimetric features some of which are similar to those found in workplaces.

The spectra here calculated will be modified by the calibrating room features mainly due to “room return” [20], this factor must be estimated depending of room’s size.

## Acknowledgements

This work is part of project SYNAPSIS that has been supported by CONACyT (Mexico) under contract SEP 2004-C01-46893.

- 
1. R. Bedogni, G. Gualdrini, and F. Monteventi, *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research A* **476** (2002) 381.
  2. J. Pálfalvi, L. Sajó-Bohus, and M. Balaskó, *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research A* **476** (2002) 452.
  3. ICRU, Radiation protection instrumentation and its applications. International Committee on Radiation Units **Report 20** (1971).
  4. NCRP, Calibration of survey instruments used in radiation protection for the assessment of ionizing radiation fields and radioactive surface contamination. *National Council of Radiation Protection Report* **112** (1991) 83.
  5. O.F. Naismith and B.R.L. Siebert, *Radiation Protection Dosimetry* **70** (1997) 241.
  6. ISO, Neutron reference radiations for calibrating neutron measuring devices used for radiation protection purposes and for determining their response as a function of neutron energy. International Organization for Standardization **ISO 8529** (1989).
  7. J.L. Chartier *et al.*, *Radiation Protection Dosimetry* **61** (1995) 57.
  8. R.I. Scherpelz and J.E. Tanner, *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research A* **476** (2002) 400.
  9. V. Gressier, G. Pelcot, J.L. Pochat, and T. Bolognese-Milstajn, *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research A* **505** (2003) 370.
  10. J.C. McDonald, F. Posny, S. Gerdung-List, J.L. Chartier, and J. Kurkdjian, *Radiation Protection Dosimetry* **62** (1995) 197.
  11. N.E. Hertel and J.C. McDonald, *Radiation Protection Dosimetry* **35** (1991) 23-30.
  12. J.F. Briesmeister (editor), *MCNP A general Monte Carlo code N-particle Transport Code*. Los Alamos National Laboratory, **Report LA-7996-M** (1986).
  13. H.R. Vega-Carrillo, *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research A* **463** (2001) 375.
  14. ICRP, Conversion coefficients for use in radiological protection against external radiation. ICRP Publication 74. *Annals of the ICRP* **26** (1996) 200.
  15. A. Klett and B. Burgkhardt, *IEEE Transactions on Nuclear Science* **44** (1997) 757.
  16. R.V. Griffith, J. Palfalvi, and U. Madhvanath, *Compendium of neutron spectra and detector responses for radiation protection purposes*, International Atomic Energy Agency **Technical Report Series No. 318** (1990).
  17. J.C. Nunes, W.G. Cross, and A.J. Waker, *Radiation Protection Dosimetry* **72** (1997) 11.
  18. R. Barquero, R. Méndez, H.R. Vega-Carrillo, M.P. Iñiguez, and T.M. Edwards, *Health Physics* **81** (2005) 49.
  19. R. Méndez *et al.*, *Physics Medicine and Biology* **50** (2005) 5141.
  20. H.R. Vega-Carrillo *et al.*, *Rev. Mex. Fís. S* **54** 64.



# Artificial Neural Networks in Spectrometry and Neutron Dosimetry

H. R. Vega-Carrillo<sup>a</sup>, J. M. Ortiz-Rodriguez<sup>a/b</sup>, M. R. Martinez-Blanco<sup>a</sup>  
and V. M. Hernandez-Davila<sup>a/b</sup>

<sup>a</sup>Unidad Academica de Estudios Nucleares de la Universidad Autonoma de Zacatecas, Apdo. Postal 336, 98000 Zacatecas, Zac. Mexico.

<sup>b</sup>Escuela Politecnica Superior de la Universidad de Cordoba, Cordoba Spain

**Abstract.** The ANN technology has been applied to unfold the neutron spectra of three neutron sources and to estimate their dosimetric features. To compare these results, neutron spectra were also unfolded with the BUNKIUT code. Both unfolding procedures were carried out using the count rates of a Bonner sphere spectrometer. The spectra unfolded with ANN result similar to those unfolded with the BUNKIUT code. The  $H^*(10)$  values obtained with ANN agrees well with  $H^*(10)$  values calculated with the BUNKIUT code.

**Keywords:** Artificial neural networks, neutron, spectrum, dose

**PACS:** 84.35.+I, 29.25.Dz, 29.30.Hs

## INTRODUCTION

### Neutron Spectrometry

Neutron field characterization means to define the source strength in term of a given quantity such as energy, position, angle, etc. When energy is the variable resulting distribution is named neutron fluence spectrum or just neutron spectrum,  $\Phi_E(E)$  [1].

Bonner sphere spectrometer, BSS, is a set of high-density polyethylene with a thermal neutron that is located at the centre of the spheres. In Fig. 1 is shown this spectrometer. The BSS has been widely used to determine the neutron spectrum from thermal up to 20 MeV. To increase its response to higher energy neutrons, shells of high-Z materials, like Pb or Cu, has been utilized in the BSS [2].

Regardless the thermal neutron detector used in BSS the shape of responses looks alike, main difference is just noticed in the bare detector or Ball 0 due to the type of isotope responsible of thermal neutron detection. Response amplitudes depend upon of cross section of detecting isotope and its concentration in the detector. Each sphere-detector combination has a unique response function, the full set of these responses is the response matrix,  $R_\Phi(E)$ . In Fig. 2 is shown the response matrix for the BSS with pairs of thermoluminescent dosimeters, TLDs, as thermal neutron detector [3].

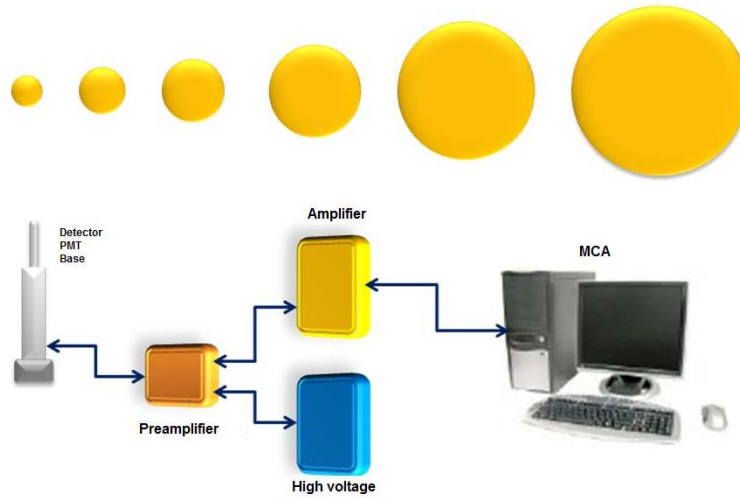


FIGURE 1. Bonner sphere spectrometer.

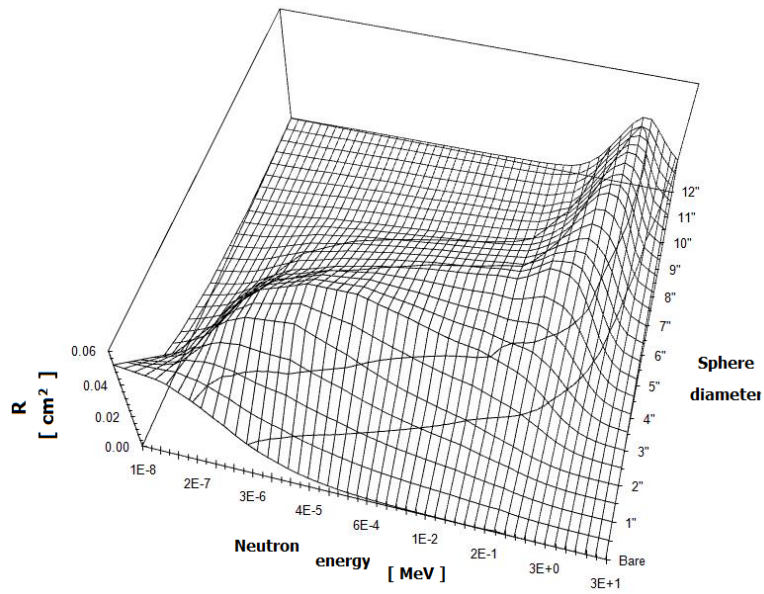


FIGURE 2. Response matrix of a Bonner sphere spectrometer with TLDs.

Bonner sphere count rates,  $C$ ,  $R_\phi(E)$  and  $\Phi_E(E)$  are related through the Fredholm integral equation of the first kind, as shown in equation 1.

$$C = \int_E R_\phi(E) \Phi_E(E) dE. \quad (1)$$

Once  $\Phi_E(E)$  is unfolded the desired dosimetric quantity,  $\Delta$ , is calculated; to do this it is necessary to have the fluence-to-dose coefficients,  $\delta_\phi(E)$ , as shown in equation 2.

$$\Delta = \int_E \delta_\phi(E) \Phi_E(E) dE. \quad (2)$$

Drawbacks of BSS are the need of using an unfolding procedure to get the spectrum, the low resolution of resulting spectra, the weight of the system, and the excessive time required to perform the measurements; however this spectrometer is quite reliable. Unfolding the neutron spectrum from the few count rates of BSS using the discrete version of equation 1 mean to solve an ill-conditioned problem that has an infinite number of solutions. Codes like BUNKIUT [4], MITOM, MAXED, FRUIT [5], have been developed to unfold neutron spectrum from BSS count rates.

### Artificial Neural Networks

In the brain, a neural network saves experiential knowledge, acquired in a learning process, having it available for using later on. Artificial Neural Networks, ANN, has been developed to emulate human brain [6]. An ANN has three layers of neurons: the input, hidden and output, these are connected by synaptic weights where knowledge is stored. The ANN learns in the training process where the synaptic weights are defined through the activation functions. ANN training requires two set of data that are univocally related: the input and the output data. The ANN technology have been utilized to unfold the neutron spectrum; recent advances includes a single ANN that gives out the neutron spectrum and the effective,  $E$ , personal,  $H_p$ , and ambient dose equivalent,  $H^*(10)$ , using a user-friendly interface that do the plots and the statistical test [7, 8].

The aim of this work is to determine the spectrum of neutrons, emitted by spontaneous fission by a  $^{252}\text{Cf}$  source, as well as neutrons produced, through  $(\alpha, n)$  reaction, by  $^{241}\text{Am-Be}$  and  $^{239}\text{Pu-Be}$  sources; also to calculate the Effective dose, the Personal dose equivalent and the Ambient dose equivalent.

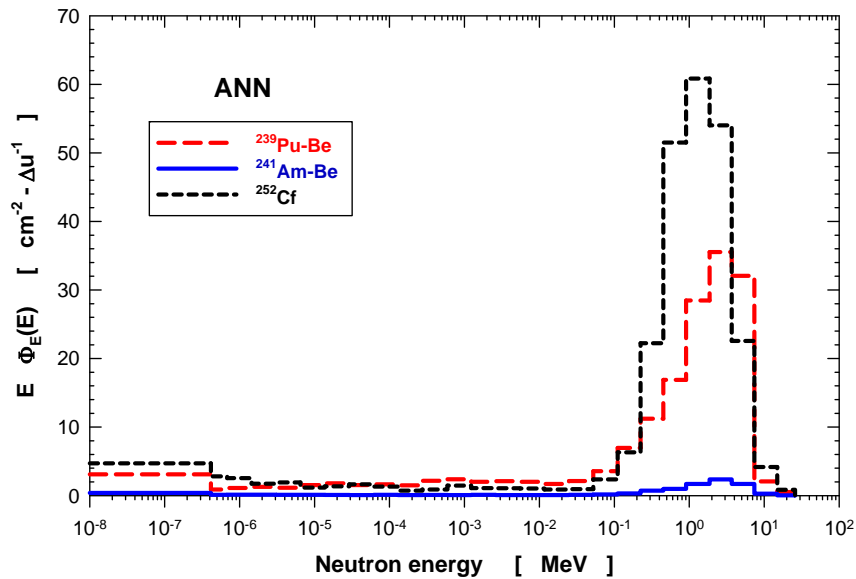
### MATERIALS AND METHODS

A BSS/ $^6\text{LiI(Eu)}$ , with 2, 3, 5, 8, 10 and 12 inches-diameter spheres, was utilized to measure the count rates produced by three neutron sources:  $^{252}\text{Cf}$ ,  $^{241}\text{Am-Be}$ , and

$^{239}\text{Pu}$ -Be, whose activities are  $4.34\text{E}(8)$ ,  $3.7\text{E}(9)$ , and  $1.85\text{E}(11)$  Bq respectively. Each source was measured in different experimental conditions. The source-to-detector distance for  $^{252}\text{Cf}$  was 120 cm, for  $^{241}\text{Am}$ -Be it was 50 cm, while for  $^{239}\text{Pu}$ -Be it was 100 cm. The count rates measured with the BSS were utilized to unfold the neutron spectra and to calculate the dosimetric features using the ANN technology. Also, the spectra were unfolded with the BUNKIUT code and the UTA4 matrix.

## RESULTS

In Fig. 3 the neutron spectra of  $^{252}\text{Cf}$ ,  $^{241}\text{Am}$ -Be, and  $^{239}\text{Pu}$ -Be unfolded with ANN are shown, while the spectra unfolded with BUNKIUT code are in Fig. 4.



**FIGURE 3.**  $^{239}\text{Pu}$ -Be,  $^{241}\text{Am}$ -Be and  $^{252}\text{Cf}$ , neutron spectra unfolded with ANN.

By comparing the spectra in figure 3 with those in Fig. 4, it can be noticed that they are similar. The spectra have two peaks, one is in the thermal region another is between 0.1 to 10 MeV. Neutrons from 0.1 to 10 MeV are those produced directly by the source; these are transported out from the source interacting with air, floor, ceiling, walls and any media in the room, from these interactions neutrons loose energy returning back to the room as thermal. This effect is known as room-return [9, 10].

In the epithermal region, located from  $1E(-6)$  to  $1E(-1)$  MeV, the spectra in Fig. 3 looks different to those in Fig. 4 because the spectra utilized to train the ANN have a large contribution of epithermal neutrons; however, in quantitative terms the difference is meaningless.

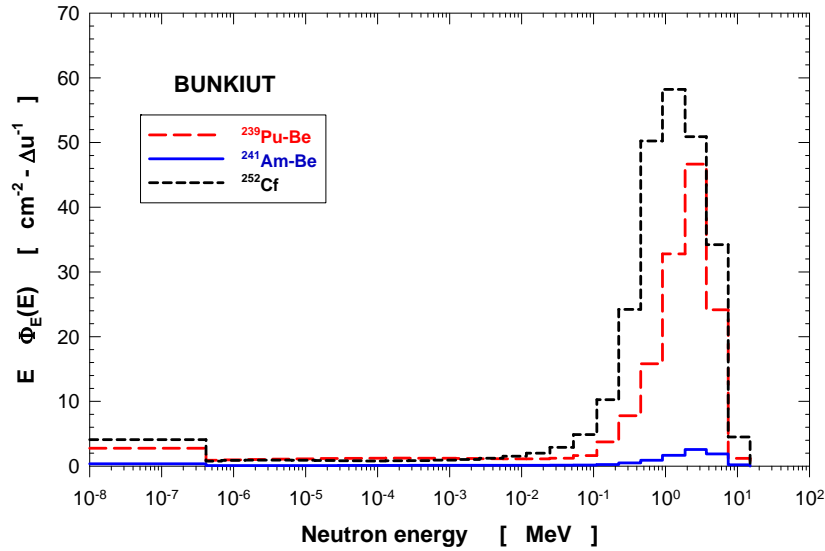


FIGURE 4.  $^{239}\text{Pu-Be}$ ,  $^{241}\text{Am-Be}$  and  $^{252}\text{Cf}$ , neutron spectra unfolded with BUNKIUT.

The dosimetric features obtained with the ANN for the neutron sources are in Table 1. It can be noticed that the use of ANN delivers 13 values of three types of dosimetric magnitudes,  $E$ ,  $H^*(10)$ , and  $H_p$ . The uncertainty of dosimetric values is 5%.

TABLE 1.  $^{239}\text{Pu-Be}$ ,  $^{241}\text{Am-Be}$  and  $^{252}\text{Cf}$  dosimetric features obtained with ANN.

Dose [ $\mu\text{Sv}\cdot\text{cm}^{-2}$ ]	$^{239}\text{Pu-Be}$	$^{241}\text{Am-Be}$	$^{252}\text{Cf}$
$E_{\text{AP}}$	271	248	265
$E_{\text{PA}}$	189	170	171
$E_{\text{RLAT}}$	103	94	89
$E_{\text{LLAT}}$	118	107	104
$E_{\text{ROT}}$	174	160	161
$E_{\text{ISO}}$	135	125	125
$H^*(10)$	282	270	318
$H_p(10, 0^\circ)$	293	284	330
$H_p(10, 15^\circ)$	291	280	326
$H_p(10, 30^\circ)$	301	286	336
$H_p(10, 45^\circ)$	290	276	317
$H_p(10, 60^\circ)$	264	246	279
$H_p(10, 75^\circ)$	187	170	178

Spectra unfolded with BUNKIUT were used to fold the  $H^*(10)$  resulting in  $296 \pm 5\%$ ,  $265 \pm 6\%$ , and  $314 \pm 4\%$  pSv-cm<sup>2</sup> for <sup>239</sup>Pu-Be, <sup>241</sup>Am-Be, and <sup>252</sup>Cf respectively. These values compares well with those in Table 1 for  $H^*(10)$ .

## CONCLUSIONS

The spectra and dosimetric features of three neutron sources measured in different experimental conditions have been obtained using the ANN technology. The input required to do these calculations is the count rates of a BSS. Obtained results were compared with those obtained with the BUNKIUT code, which requires more information than the BSS count rates. Obtained results with both methods agree well.

## ACKNOWLEDGMENTS

This work is part of project LINAC partially supported by the COZCyT from Zacatecas Mexico.

## REFERENCES

1. A.V. Alevra, *Radioprotection* **34**, 305-333 (1999).
2. R. Bedogni, A. Esposito, M. Chiti and M. Angelone, *Radiat. Prot. Dosim.* **126**, 541-545 (2007).
3. H. R. Vega-Carrillo, B. W. Wehring, K. G. Veinot and N. E. Hertel, *Radiat. Prot. Dosim.* **81**, 133-139 (1999).
4. K.A. Lowry and T.L. Johnson, Naval Research Laboratory memorandum 5340 (1984).
5. R. Bedogni, *Radiat. Eff. Def. Sol.* **164**, 15-30 (2009).
6. S. Haykin, *Neural networks*, Macmillan College Publishing Co, Englewood Cliffs, NJ, 1994.
7. J.M. Ortiz-Rodriguez, M. R. Martinez-Blanco, E. Gallego, and H. R. Vega-Carrillo, *Trans. Am. Nucl. Soc.*, **101**, 647-648 (2009).
8. J.M. Ortiz-Rodriguez, M. R. Martinez-Blanco, and H. R. Vega-Carrillo, *cerma 2009*, 113-118 (2009).
9. H.R. Vega-Carrillo, E. Manzanares-Acuña, M. P. Iñiguez, E. Gallego and A. Lorente, *Radiat. Meas.*, **42**, 413-419 (2007).
10. H.R. Vega-Carrillo, E. Manzanares-Acuña, M. P. Iñiguez, E. Gallego and A. Lorente, *Radiat. Meas.*, **42**, 1373-1379 (2007).

# Neutron spectrometry and dosimetry based on a new approach called Genetic Artificial Neural Networks

José Manuel Ortiz-Rodríguez<sup>a,c</sup>, Ma. del Rosario Martínez-Blanco<sup>b</sup>, Eduardo Gallego<sup>d</sup>, Héctor René Vega-Carrillo<sup>a,b,c\*</sup>

<sup>a</sup>Universidad Autónoma de Zacatecas, Unidad Académica de Ingeniería Eléctrica, Av. Ramón López Velarde #801, C.P. 98000, Zacatecas, Zacatecas, México.

<sup>b</sup>Universidad Autónoma de Zacatecas, Unidad Académica de Estudios Nucleares, C. Ciprés #10, Fracc. La Peñuela, C.P. 98000, Zacatecas, Zacatecas, México.

<sup>c</sup>Departamento de Electrotecnia y Electrónica, Escuela Politécnica Superior, Avda. Menéndez Pidal, s/n - Escuela Politécnica Superior, Córdoba Spain.

<sup>d</sup>Polytechnic University of Madrid, Nuclear Engineering Department, José Gutierrez Abascal, 2, E-28006, Madrid, Spain.

**Abstract.** Artificial Neural Networks and Genetic Algorithms are two relatively young research areas that were subject to a steadily growing interest during the past years. The structure of a neural network is a significant contributing factor to its performance and the structure is generally heuristically chosen. The use of evolutionary algorithms as search techniques has allowed different properties of neural networks to be evolved. This paper focuses on the intersection on neural networks and evolutionary computation, namely on how evolutionary algorithms can be used to assist neural network design and training, as a novel approach. In this research, a new evolvable artificial neural network modelling approach is presented, which utilizes an optimization process based on the combination of genetic algorithms and artificial neural networks, and is applied in the design of a neural network, oriented to solve the neutron spectrometry and simultaneous dosimetry problems, using only the count rates measured with a Bonner spheres spectrometer system as entrance data.

**KEYWORDS:** *Neutron spectrometry, neutron dosimetry, genetic algorithms, artificial neural networks, evolvable artificial neural networks.*

## 1. Introduction

In recent years, the characterization of ionizing radiation fields in workplaces is one of the challenging activities in radiation protection over the world [1]. Nowadays, neutrons are widely used in many fields of both research and technology [2]. The workers subject to these radiations especially those who are submitted to neutron risk have to be well monitored and protected according to relevant national regulations which are more and more restrictive. As a result, there is an increasing demand in the field of radiation protection to quantify these various neutron fields and to determine the radiation doses involved [1]. The dosimetry of neutron radiation is one of the most complicated tasks in radiation protection [3] mainly because neutron dosimetry is a complex technique [4] and highly neutron energy dependent, and a precise knowledge on neutron spectrometry is highly essential for all dosimetry-related studies as well as many nuclear physics experiments. In consequence, it becomes necessary to develop additional measuring techniques to enhance the actual workers monitoring systems.

One of the suitable approaches to improve the knowledge on neutron radiation fields to which individuals are exposed during their work, is based on spectrometric measurements [5-8]. The measured yield of a radionuclide is the convolution of the neutron energy distribution with the response function of the spectrometer summed over the interaction energy range. At any given angle, the measured activity of a particular type is related to the neutron spectrum by equation (1), which represents the discrete form of the Fredholm's integral equation of the first kind without any unique solution [9].

---

\* Presenting author, E-mail: fermineutron@yahoo.com

$$C_j = \sum_{i=1}^N R_{i,j} * \Phi_i \quad j = 1, 2, \dots, m, \quad (1)$$

where  $C_j$  is the  $j$ th detector's count rate;  $R_{i,j}$  is the  $j$ th detector's response to neutrons at the  $i$ th energy interval;  $\Phi_i$  is the neutron fluence within the  $i$ th energy interval; and  $m$  is the number of spheres utilized.

One of the earliest devices used for neutron spectrometry is the system known as Bonner sphere spectrometer (BSS) system, which has been used over the years for a variety of measurements and under various conditions, and it remains one of the most useful spectrometers [10-14]. The main advantage of this system is its ability to cover the full range of neutron energies encountered in radiation protection application and its isotropic response. By using the integral counts of the BSS system it is possible to unfold the neutron spectra. The BSS response matrix, the count rates and the neutron spectrum are related through the equation 1, which is an ill-conditioned equations system with an infinite number of solutions. However, the weight, time consuming procedure, the need to use an unfolding procedure and a very expert user, and the low resolution spectrum are the BSS system drawbacks [4, 6, 9].

The current interest in neutron spectrometry has stimulated the development of several deconvolution procedures like SAND, BUNKI, FRUIT, MAXED, GRAVEL, ANDI-03, etc. to attain improved energy resolution through spectrum unfolding. The spectral information needs to be unfolded from the BSS system detector responses by using any suitable computational codes such as BUNKI, MAXED, SAND, etc., based on several methods like least square, iterative, Monte-Carlo. However, a serious drawback arise by using these methods, which is that a lot of experience is necessary to unfold neutron spectra using these codes, and a large number of issues can arise such as multiple stable solutions, a unique solution with negative parts, and oscillating behaviour or spurious peaks appearing after a number of iterations. To overcome these drawbacks, alternative approaches have been studied and proposed, to make an efficient neutron dosimetry, and several unfolding procedures combined with various types of experimental methods have been reported in the recent past such as Genetic algorithms (GA) [15, 16], and Artificial Neural Networks (ANN) [9, 17-21].

Many of the previous studies in neutron spectrometry and dosimetry by using the ANN approach have found serious drawbacks in the ANN design process itself, mainly in the proper determination of the structural and learning parameters of the networks being designed. These parameters are significant contributing factors to the ANN performance, however, the optimal selection of these parameters follows in practical use no rules, and their value is at most arguable, mainly because they are generally heuristically chosen by using the trial and error technique, which produces poor artificial neural networks with low generalization capacity and poor performance. For the anterior, the nuclear research community needs approaches that implement ANN models faster than what is currently available. In consequence, more research has been suggested in order to overcome these drawbacks [ 9].

In general, the development of a good ANN model depends on several factors [22-28]. The first factor is related to the data being used, the second factor is the network architecture or model structure, the third factor is the model size and complexity and finally, the quality of the ANN model is also strongly dependent on network training. This stage is essentially an identification of model parameters that fits the given data; and is perhaps the most important factor among all. Training a neural network involves updating the weights in such a manner that the error between the outputs of the neural networks and the actual response being modeled is minimized.

Until today, many researchers still prefer use the gradient search method Back Propagation (BP) in training ANN. However, this technique is a local search method and when applied to complex nonlinear optimization problems, can sometimes result in inconsistent and unpredictable performances. One of the main hindrances is due to the fact that searching of optimal weights is strongly dependent on initial weights and if they are located near local minima, the algorithm would be trapped; if the initial guess of the ANN is near local maxima, it will climb the gradient and get stuck. Several different attempts have



been proposed by various researchers to alleviate the training problems. These include imposing constraints on the search space, restarting training at many random points, adjusting training parameters and restructuring the ANN architecture. However, some approaches are problem-specific and not well accepted and different researchers tend to prefer different methodologies.

Among the limitations of ANN, the followings should be given added emphasis: network architecture, training algorithm, training data, and process relationship. All of these limitations have motivated researchers to generate ideas of merging or hybridizing ANN with other approaches in the search for better performance. Some of the available schemes include expert systems, statistical methods [29], fuzzy logic, wavelet transform and as well as GA [30-33]. Aiming at improving the accuracy and robustness of ANN model, GA was introduced in ANN modeling for connection weights or architecture evolution [34-36]. The integration of the evolutionary computational technique into ANN models is called Neuro-Evolutionary technique which can be used to enhance the learning capability of the ANN model. This technique is also used to determine the suitable topology of a network and to select the proper learning law. By evolving the ANN some of the mentioned drawbacks of conventional ANN can be overcome.

At present, one of the more promising techniques to design the structural and learning parameters of ANN is by introducing adaptation of network training using GA. The aim of the present work is focused in analyzing the intersection of the artificial neural networks and the GA, analyzing like it is that GA can be used to help in the design processes and training of ANN, i.e., in the optimum selection of the structural and learning parameters of ANN, improving its generalization capacity, in such a way that the neural network designed is able to unfold in an efficient way neutron spectra and to calculate equivalent doses, starting only from the count rates obtained of a Bonner spheres spectrometric system.

## **2. Materials and methods**

There are two major attempts to evolve ANN. The first attempt is to conjugate GA with ANN by the evolution of connection weights. The evolution process can further divided into two stages. The first stage only dealt with the offline set-up of the network that GA was used in training of the connection weights instead of using classical training algorithm. The second stage extended the approach of off-line training, by means of enabling on-line retraining strategy to connections weights in a fixed topology network. This increased the capability of ANN to follow real-time interactive environment via continuous updating the model knowledge from retraining process data. The second attempt in providing adaptability to the neural model is to evolve its architecture. With the term architecture, intend not only for the topological structure, but also the transfer functions of the neurons. The evolution of architectures allows neural network to adapt their topologies to different tasks or to a non stationary changing environment without human intervention, introducing an approach to automatic neural network design

In this work, 300 genetically evolved neural networks were designed, trained and tested in a time of 00:01:43, selecting the best of all of them. To train the networks were used the count rates coming from 7 Bonner spheres as input and a data set of 187 neutron spectra and 13 equivalent doses as outputs [8, 9, 37]. In the analysis of the 187 data used in the training and testing process of the ANN design, were used seven neurons in the input layer (corresponding to the seven Bonner Spheres used as input variables) and 44 neurons in the output layer (corresponding 31 of them to the spectra to be unfolded and the 13 remaining to the equivalent doses to be calculated). In the ANN design process, was used the Root-Mean-Square Error of Prediction (RMSEP) as objective function, which is the square root of the sum of the squared differences between the observed and predicted values for all observations in the test set divided by the number of such observations, to estimate the prediction error. To design the optimal ANN was used the software NeuroGenetic Optimizer® (NGO), version 2.6, from BioComp Systems, Inc. [38]. The original data were automatically subdivided by the software into training and test sets by using a random procedure. For the 187 neutron spectra and equivalent doses samples included in the dataset, 150 samples were used as the modelling/training set, and the remaining samples as the test set.

According to NGO, the processes of GA in the context of ANN are the following. The GA process is based on a fundamental cyclic process. This process consists of: (1) Creating an initial population of “genotypes” (genetic representations of the neural networks); (2) Building neural networks (“phenotypes”) based on the genotypes; (3) Training and testing the neural networks to determine how fit they are; (4) Comparing the fitness of the networks and keeping the best; (5) Selecting those networks in the population which are better, discarding those which aren’t; (6) Refilling the population back to the defined size; (7) Pairing up the genotypes of the neural networks; (8) “Mating” the genotypes by exchanging genes (features) of the networks; (9) “Mutating” the genotypes in some random fashion; Then returning back to step (2) and continuing this process until some stopping criteria is reached or manually stops the process.

Through the process described previously, the better networks survive and their features carry forward into future generations and are combined with others to find better and better networks for the problem considered. This genetic search capability is much more effective than random searching, as the genetic process of recombining features vastly improves the speed of identifying highly fit networks. The design parameters of the ANN as well as the GA, used to evolve an ANN able to unfold neutron spectra and to calculate equivalent doses, by utilizing the NGO, were the following: The GA parameters - generations run: 10, population size: 30, selection was performed by the top 50% surviving, refilling of the population was done by cloning the survivors, mating was performed by using the TailSwap technique, mutations were performed using the following technique(s): random exchange technique at a rate of 25%.

The ANN parameters used were: the minimum network training passes for each network were 20, the cutoff for network training passes was 50, the input neural node influence factor used was 0, the hidden neural node influence factor used was 0, and the limit on hidden neurons was 64. The network type was a Fast-Back Propagation neural network, the network employed 7 inputs and 1 hidden layer with 21 Logistic 21 Tanh 21 Linear neurons (selected by NGO), and finally there were 44 output neurons, using a linear transfer function.

### 3. Results

The general idea of combining GA and ANN was the following: Information about the neural network was encoded in the genome of the genetic algorithm. At the beginning, a number of random individuals were generated. The parameter strings were evaluated, which means a neural network was designed according to the genome information. Its performance was determined after training with back-propagation. Then, they were evaluated and ranked. The fitness evaluation may take more into consideration than only the performance of the individual. Finally, crossover and mutation created new individuals that replaced the worst - or all - members of the population. This general procedure was quite straight-forward.

The best genetic ANN was found on generation 7 after a runtime of 00:01:43 with the following architecture 7 inputs and 1 hidden layer with 21 Logistic 21 Tanh 21 Linear neurons and 44 output neurons, using a linear transfer function. The Root Mean Squared Error reached on training set was 0.0191 and the Min. Root Mean Squared Error reached on test set was 0.017. Once concluded the training and testing processes of all the designed RNA by means of NGO, it was observed that the best RNA selected, it was even able to continue learning, the anterior makes infer that if the parameters of the AG used to evolve the net in question, are modified, the ANN performance as well as the generalization capability can be improved, producing in consequence better neutron spectra and calculated doses.

The tool explored in this work, denominated Genetic Artificial Neural Networks (GANN), it is broadly well-known for the researchers, and however, it is applied for first time in the nuclear sciences area, specifically for the neutron spectrometry and dosimetry research. However, several drawbacks were observed with the use of NGO applied in the solution of the neutron spectra unfolding and equivalent dose calculus problems. The first one was that NGO has not the capability to realize statistical tests to validate the obtained results. The second one was that NGO has not the ability to

separate the information of the unfolded neutron spectra and the 13 equivalent doses calculated, to be presented to the end user in a proper way. Thus, the spectra and dose calculus information is presented in a non convenient way for its interpretation to the researcher.

Because the novelty of this methodology can be observed that there are no tools to overcome the drawbacks before mentioned and encountered during this research, being necessary to develop scientific tools for such end. Because the anterior was designed and developed an automated tool, in the Matlab® programming environment, which is capable to realize the tasks before mentioned.

The designed GANN computer tool is capable to develop statistical tests between the desired and the obtained data as the correlation, which is an indicative of the generalization capacity of the ANN being designed. Must be highlighted that the correlation as an indicator of the ANN generalization capability, has not been reported before in similar works of the literature reviewed previously, being reported for first time in this work.

Another statistical tool included in the GANN computer tool is the Chi square test, which is an indicator of the error encountered between the desired data and the obtained. For this work, the Chi square test was established with a value of 18.5 for a confidence level of 95% for 30 degree of freedom for all the neutron spectra (187) and a value of 5.226 for a confidence level of 95% for 12 degree of freedom for all the calculated equivalent doses (187).

The designed GANN computer tool also has the capability to compare, in a graphical way, the neutron spectra unfolded and the equivalent doses, desired and obtained, just reading a spreadsheet edited for a such end, which contain the information of the neutron spectra an equivalent doses desired and the neutron spectra and doses obtained by means of NGO and extracted for its analysis, as is showed in figures 1 through 4.

Figure 1, shows the best neutron spectra obtained with NGO and its corresponding 13 equivalent doses among the 187 spectra utilized as data set, after the training and testing stages. In this figure can be seen that, in this case, the neutron spectra is better than the equivalent doses calculated. However according the statistical test effectuated by means of the GANN tool, showed in figure 1, can be seen that there is not statistical difference between the neutron spectra unfolded and the 13 equivalent doses desired (red line) and obtained (blue line), because the value obtained for the Chi square test for both neutron spectra and doses, it is so inferior to the critical value of the Chi square test (18.5). At the same time, the value obtained applying the correlation test, near at optimum value equal to one, reveals that the ANN generalization ability is high.

**Figure 1:** Best Neutron spectra and the corresponding 13 equivalent doses obtained with NGO.

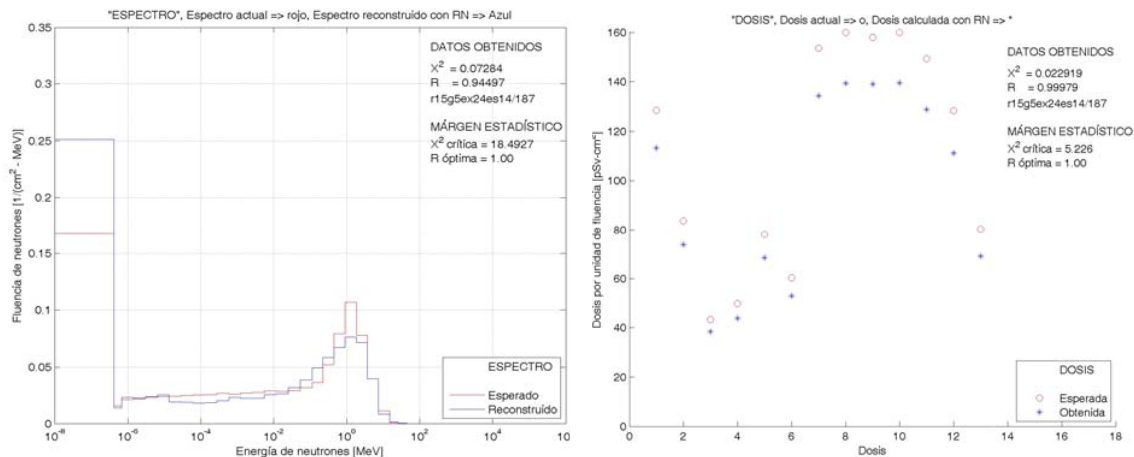


Figure 2, shows the better equivalent doses calculated and its corresponding neutron spectra obtained with NGO after training and testing of the better ANN. In this figure can be observed that opposite to figure 1, the equivalent doses are better than the neutron spectra unfolded, however the statistical tests show that there are not differences between the spectra and doses desired (blue line) and obtained (red line). In a similar way the generalization capacity of the designed ANN is high according the correlation test effectuated for both neutron spectra and doses.

**Figure 2:** Best equivalent doses calculated and the corresponding neutron spectra obtained with NGO

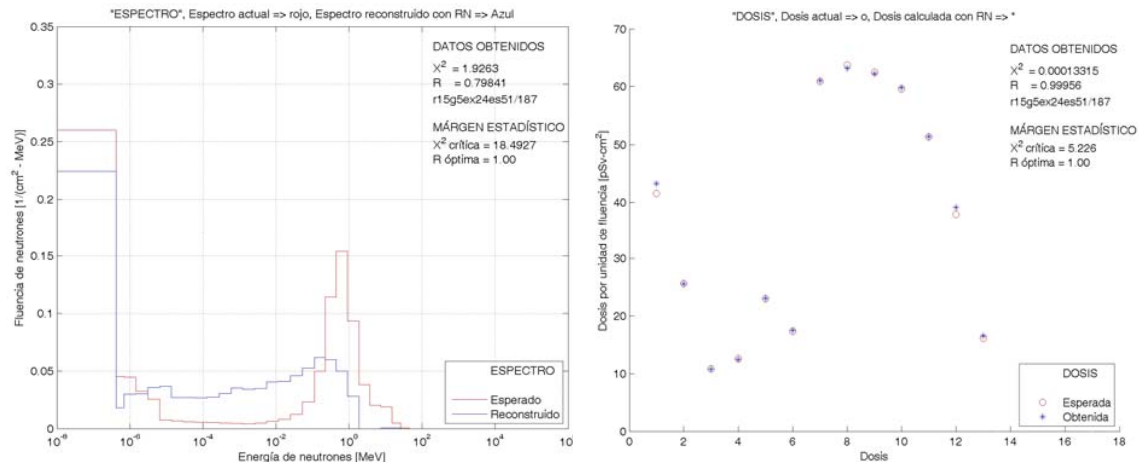


Figure 3, shows the worst neutron spectra and its corresponding 13 equivalent doses calculated (red line) compared with the desired data (blue line). Newly in figure 3, can be seen that after applying the statistical test there are not statistical differences between the desired data and the obtained. In this case the generalization capacity is low in the neutron spectra case and high in the calculated doses case according the results obtained after applying the correlation test, as can be appreciated in figure 3.

**Figure 3:** Worst neutron spectra and the corresponding 13 equivalent doses obtained with NGO

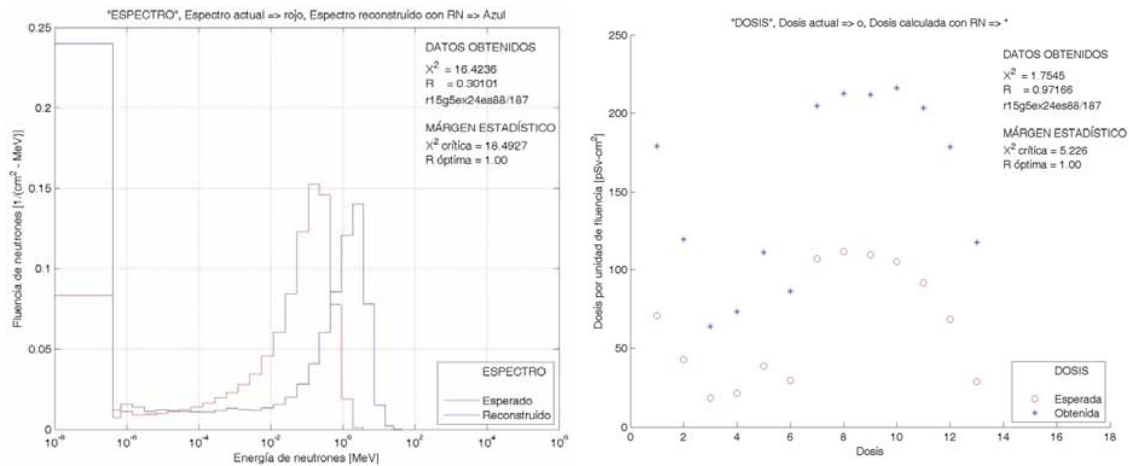
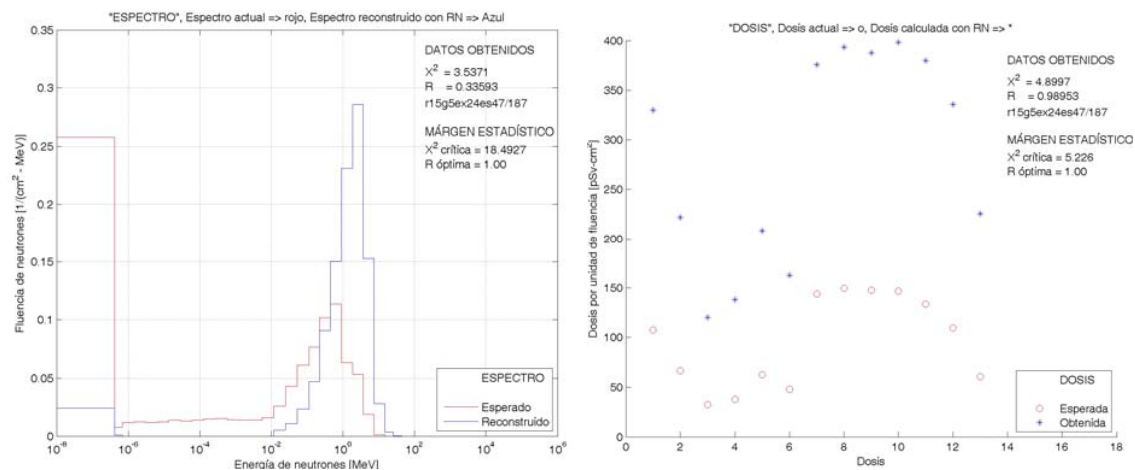


Figure 4, shows the worst 13 equivalent doses and its corresponding neutron spectra. In a similar way as in the case 3, after applying the statistical tests, was observed that there are not statistical differences among the desired (red line) and obtained (blue line) data. From figures 3 and 4 can be seen that although the reported cases are the worst, the generalization capability of the ANN designed by means of NGO is high for the calculated doses and low for the neutron spectra. This pattern is repeated for the majority of the cases effectuated (187 neutron spectra and equivalent doses). 140 from the 187 cases have a correlation value equal or bigger than 0.9 for the equivalent doses and 28 from the 187 cases have a correlation value equal or bigger than 0.9 for the neutron spectra. The anterior

reveals that the ANN designed by means of NGO, is capable to train better for the equivalent doses case. According the results obtained in this work, it is evident that more research is needed, in order to improve the ANN performance, because the combination of GA and ANN seems to be a very useful approach.

**Figure 4:** Worst equivalent doses and the corresponding neutron spectra obtained with NGO



#### 4. Conclusions

In this research, a new evolvable ANN modelling approach called Genetic Artificial Neural networks (GANN) methodology was presented, which utilizes an optimization process based on the combination of genetic algorithms and artificial neural networks applied in the ANN design, oriented to solve the neutron spectrometry and simultaneous dosimetry problems, using only the count rates measured with a Bonner spheres spectrometer system as input. The experiments described in the present work, demonstrate that the GA technology can be applied for finding the optimal ANN parameters and architecture in the neutron spectrometry and dosimetry domains of nuclear sciences, reducing significantly the time spent in the ANN design process itself if compared with the trial and error approach, reported in prior works.

The correlation test as indicator of the generalization capability of the ANN being designed, it is reported for first time in this work, and it is a useful tool to analyze the performance of the network in early stages of the training and testing of the ANN.

During the ANN design process, by means of NGO, was observed that the best ANN designed, showed a tendency to train better the information corresponding to the equivalent doses, which is evident when analyzing the correlation and Chi Square tests of the data set desired and obtained with NGO by means of the GANN computer tool.

Once concluded the training and testing processes of all the designed RNA by means of NGO, it was observed that the best RNA selected, it was even able to continue learning, the anterior makes infer that if the parameters of the AG used to evolve the net in question, are modified, the ANN performance as well as the generalization capability can be improved, producing in consequence better neutron spectra and calculated doses. However, a new problem arise which is the proper selection of the GA parameters for the ANN design. At present, work is being done to this respect in order to solve these serious drawbacks.

The genetic search capability in ANN design is much more effective than random searching approaches, as the genetic process of recombining features vastly improves the speed of identifying highly fit networks. It also has a potential advantage over just using personal experience in building neural networks, as new and potentially better solutions may be found through this process than might

be found using the nearly unavoidable assumptions made by the user. The new ideas and concepts of GA and ANN bring new life into Artificial Intelligence research. However, the problem of combining GA and ANN lies in the encoding of the network.

Unlike BP training algorithm of ANN, GA is a global search algorithm based on the principle “survival of fittest”. It simultaneously searches for solutions in several regions, thus increasing the probability of global convergence. Furthermore, since it is impossible to formulate an a priori exact model of the system, a more practical approach is off-line set up a rough model, followed by on-line update of the model using GA. In this way, the merging of GA and ANN will gain adaptability to dynamic environment and lead to significantly better intelligent systems than relying on ANN or GA alone. In other words, the GA- ANN model presented here should be more robust to dynamic nonlinearity of the process involved.

### **Acknowledgments**

This work is part of the SYNOPSIS project supported by CONACyT (México) under contract SEP-2004-C01-46893.

### **REFERENCES**

- [1] MAZROU, H., et al., “Characterization of the CRNA Bonner sphere spectrometer based on  $^6\text{Li}$  scintillator exposed to an  $^{241}\text{AmBe}$  neutron source”, *Radiation Measurements*, 43, (2008) 1095-1099.
- [2] WIELUNSKI, M., Wet al., “Intercomparison exercise with MeV neutrons using various electronic personal dosimeters”, *Radiation Measurements*, 43, (2008) 1063-1067.
- [3] SOUTO, E.B. et al., “Development of a brazilian-neutron dosimeter”, *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research*, 226 (B), (2008) 3174-3177.
- [4] BEGDONI, R., et al., “FRUIT: An operational tool for multisphere neutron spectrometry in workplaces”, *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research*, A 580, 1301-1309 (2007).
- [5] Thomas J. D., “Neutron spectrometry for radiation protection”, *Radiation Protection Dosimetry*, 110 (2004).
- [6] BROOKS, F.D. et al., “Neutron spectrometry – historical review and present status”, *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research*, 476 (A), (2002) 1-11.
- [7] McDONALD, J.C., et al., “Neutron spectrometry for radiation protection purposes”, *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research*, A, 476 (2002).
- [8] VEGA-CARRILLO, H.R, et al., “Neutron spectra re-binning and dose calculation using Monte Carlo methods”, *Revista Mexicana de Física*, 53, (2007) 3.
- [9] VEGA-CARRILLO, H.R, et al., “Neutron spectrometry using artificial neural networks”, *Radiation Measurements*, 41, (2006) 425.
- [10] MATZKE M., “Unfolding procedures”, *Radiation Protection Dosimetry*, 107, (2003).
- [11] EL MESSAOUDI, M., et al., “Performance of three different unfolding procedures connected to Bonner sphere data”, *Radiation Protection Dosimetry*, 108, (2004).
- [12] LACOSTE V., et al., “Characterization of Bonner spheres systems at monoenergetic and thermal neutron fields”, *Radiation Protection Dosimetry*, 110, (2004).
- [13] VYLET, V., “Response matrix of an extended Bonner sphere system”, *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research*, A, 476, (2002).
- [14] VEGA-CARRILLO, H.R, et al., “Response matrix of a multisphere neutron spectrometer with an  $^3\text{He}$  proportional counter”, *Revista Mexicana de Física*, 51, (2005).
- [15] MUKHERJEE, B., “A high-resolution neutron spectra unfolding method using the genetic algorithm technique”, *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research*, A, 476, (2002).
- [16] FREEMAN, D.W., et al., “Genetic algorithms-A new technique for solving the neutron spectrum unfolding problem”, *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research*, A, 425, (1999).

- [17] VEGA-CARRILLO, H.R, et al., “Artificial neural networks in neutron dosimetry”, Radiation Protection Dosimetry, 118, (2006) 251.
- [18] BRAGA, C.C. et al., “Application of neural networks for unfolding neutron spectra measured by means of Bonner spheres”, Nuclear Instruments and Methods in Physics Research, A, 476 (2002).
- [19] CORDES, A., Fehrenbacher et al., “An approach to unfold the response of a multi-element system using artificial neural networks”, Wahl W., IEEE Transaction of Nuclear Science, 45 (1998).
- [20] FEHRENBACHER, G., et al., “Proposal of a new method for neutron dosimetry based on spectral information obtained by application of artificial neural networks”, Radiation Protection Dosimetry, 83, (1999).
- [21] KARDAN, M.R., et al., “Fast neutron spectra determination by threshold activation detectors using neural networks”, Radiation Measurements, 38, (2004).
- [22] FAUSETT, L., Fundamentals of neural networks, Prentice-Hall, (1993).
- [23] GUPTA, M.M., et al., Static and Dynamic Neural Networks. From Fundamentals to Advanced Theory, John Wiley & Sons, (2003).
- [24] HAYKIN, S., Neural Networks: A Comprehensive Foundation, Prentice Hall, (1999).
- [25] JAIN, A.K., et al., “Artificial neural networks: a tutorial”, IEEE, 29, (1996).
- [26] LIPPMANN, R.P., “An introduction to computing with neural networks”, IEEE ASSP MAGAZINE, 4, (1987) 2.
- [27] GUPTA, M.M., et al., Static and Dynamic Neural Networks from Fundamentals to Advanced Theory, John Wiley & Sons, (2003).
- [28] KOHONEN, T., “The self-organizing map”, Proceedings IEEE, 78, (9), (1990) 1464-1480.
- [29] ORTIZ-RODRÍGUEZ, J.M., et al., “Robust design of artificial neural networks applying the Taguchi methodology and DoE”, CERMA (2006).
- [30] GOLDBERG, David E., Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning, Addison-Wesley (1989).
- [31] RANDY, L. Haupt and Sue Ellen Haupt, Practical genetic algorithms, Wiley (2004).
- [32] FRANZ, R., Representations for Genetic and Evolutionary Algorithms, Springer (2006).
- [33] MITCHELL, M., An Introduction to Genetic Algorithms, MIT Press (1998).
- [34] XIN, Yao, “A review of evolutionary artificial neural networks”, International Journal of Intelligent Systems, 8, (1993).
- [35] LAKHMI, C., et al., Fusion of Neural Networks, Fuzzy Systems and Genetic Algorithms: Industrial Applications, CRC Press (1998).
- [36] WHITESON, S., et al., “Evolutionary Function Approximation for Reinforcement Learning”, Journal of Machine Learning Research, 7, (2006).
- [37] VEGA-CARRILLO, H.R, et al., “Catalogue to select the initial guess spectrum during unfolding”, Nuclear Instruments and Methods in Physics Research, A, (2002).
- [38] BIOCOSYSTEMS, (2008), <http://www.biocompsystems.com>

# A Neutron spectrometry and dosimetry computer tool based on ANN

José Manuel Ortiz-Rodríguez<sup>a,c</sup>, Ma. del Rosario Martínez-Blanco<sup>b</sup>, Eduardo Gallego<sup>d</sup>, Héctor René Vega-Carrillo<sup>a,b,c\*</sup>

<sup>a</sup>Universidad Autónoma de Zacatecas, Unidad Académica de Ingeniería Eléctrica, Av. Ramón López Velarde #801, C.P. 98000, Zacatecas, Zacatecas, México.

<sup>b</sup>Universidad Autónoma de Zacatecas, Unidad Académica de Estudios Nucleares, C. Ciprés #10, Fracc. La Peñuela, C.P. 98000, Zacatecas, Zacatecas, México.

<sup>c</sup>Departamento de Electrotecnia y Electrónica, Escuela Politécnica Superior, Avda. Menéndez Pidal, s/n - Escuela Politécnica Superior, Córdoba Spain.

<sup>d</sup>Polytechnic University of Madrid, Nuclear Engineering Department, José Gutierrez Abascal, 2, E-28006, Madrid, Spain.

**Abstract.** In the neutron spectrometry and dosimetry research areas by means of the Bonner spheres spectrometric system utilizing classical approaches, such as Monte Carlo, parametrization and iterative procedures, the weight, time consuming procedure, the need to use an unfolding procedure, the low resolution spectrum, and the need to use the neutron fluence-to-dose conversion coefficients for calculating the equivalent doses are some drawbacks which these approaches offer. Each of the mentioned difficulties has motivated the development of complementary procedures such as maximum entropy, genetic algorithms and artificial neural networks. The use of neural networks to unfold neutron spectra and to calculate equivalent doses from the count rates measured with BSS system has become in an alternative procedure, which has been applied with success, however, it is observed that doesn't exist computer tools based on ANN technology to unfold neutron spectra and to calculate equivalent doses. In this work a customized front end user interface software application, called Neutron Spectrometry and Dosimetry by means of Artificial Neural Networks (NSDANN) based on ANN technology, is presented, which is capable to unfold neutron spectra and to simultaneously calculate 13 equivalent doses, by using only the count rates of a BBS system as input, in just a few seconds.

**KEYWORDS:** *Artificial Neural Network, Neutron Spectrometry, Neutron Dosimetry, Software Development.*

## 1. Introduction

The dosimetry of neutron radiation is one of the most complicated tasks in radiation protection [1]. This arises from several factors, related to either the definition of the operational quantities, or the practical problems in the instrument design and calibration [2]. Reliable determination of neutron doses in workplaces is still an issue in the field of radiation protection [3].

Although there is a wide range of different devices used for neutron spectrometry, the majority of the instruments can be grouped together into a small number of broad categories, each one based on a common underlying technique [4-6]. Among the many available neutron spectrometry techniques, the multisphere or Bonner sphere spectrometer (BSS) system is the most used for radiation protection purposes [7-9], due to advantageous characteristics as wide energy range (from thermal to GeV neutrons), large variety of active or passive thermal sensors allowing adapting the sensitivity to the specific workplace, good photon discrimination and simple signal management. Disadvantages are the poor energy resolution, which does not allow appreciating fine structures as narrow peaks, the weight, and the need to sequentially irradiate the spheres, requiring, in general, long exposure periods [1].

In the neutron spectrometry by means of the BSS system and utilizing the classical approaches, as for example Monte Carlo, parametrization and iterative procedures, the weight, time consuming procedure,

---

\* Presenting author, E-mail: fermineutron@yahoo.com



the need to use an unfolding procedure, the low resolution spectrum, and the need to use the neutron fluence-to-dose conversion coefficients for calculating the equivalent doses are some drawbacks which these approaches offer. Each of the mentioned difficulties has motivated the development of complementary procedures such as maximum entropy, Genetic Algorithms (GA) and Artificial Neural Networks (ANN). The use of ANN to unfold neutron spectra and to calculate equivalent doses from the count rates measured with BSS system has become in an alternative procedure [10-15], which has been applied with success, and some authors have expressed that this technology merit attention because of success obtained [2].

In the ANN design process, the choice of the ANN's basic parameters (network topology, learning rate, initial weights, etc) often determines the success of the training process. The selection of these parameters follows in practical use no rules, and their value is at most arguable, because users have to choose the architecture and determine many of the parameters in a selected network by employing the trial and error technique which produces ANN with poor performance and low generalization capability spending often large amount of time. To overcome these drawbacks a new approach known as Robust Design of Artificial Neural Networks (RDANN) methodology has been proposed [22-27]. The RDANN methodology is a powerful method based on parallel processes where all the experiments are planned a priori and the results are analyzed after all experiments are completed. RDANN can help to provide answers to critical design and construction issues of ANN.

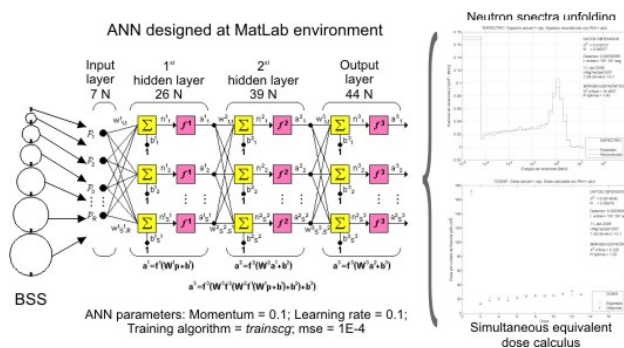
As mentioned before, by using the integral counts of the BSS system it is possible to unfold the neutron spectra by using several methods like Monte Carlo, parametrization and iterative procedures, considered as classical approaches. The use of ANN to unfold neutron spectra and to calculate equivalent doses from the count rates measured with BSS system has become in an alternative procedure which has been applied with success [10-15], however, the optimum ANN parameter determination problem remains. RDANN has been used to alleviate this drawback [22-27].

Provided a well-established response matrix and adequate irradiation conditions, the most delicate part of the BSS-based spectrometry are the unfolding process. Many computerized BSS unfolding codes have been developed, as for instance BONDI-97, SAND, MAXED, BUNKIT [28]. Other than conventional methods used to unfold the neutron spectra, considered as new approaches, have recently been developed such as MITOM [29], FRUIT [2], GRAVEL [3,30] and NUBAY [3,30]. The critical points of these neutron spectra unfolding codes are, in general, the complexity of the codes, the need of a very expert user and the need of realistic a priori information, such as a "default spectrum" as close as possible to the spectrum to be obtained [2]. These considerations, together with those suggested by the experience in radiation protection around neutron producing facilities, suggest that an unfolding code devoted to the operational workplace neutron monitoring would be of great help to the radiation protection community [2]. With this purpose, a new computer tool based on ANN technology was developed. In this work is presented a customized front end user interface software application, called Neutron Spectrometry and Dosimetry by means of Artificial Neural Networks (NSDANN) based on ANN technology, capable to unfold neutron spectra and to simultaneously calculate 13 equivalent doses, by using only as input data the count rates coming of a BSS system, in just a few seconds if compared with the time spent with the classical techniques, not being needed a priori information about the spectra being calculated.

## **2. Materials and methods**

In prior works, a large variety of neural network architectures and topologies were developed, by using the RDANN methodology, in order to build an ANN capable to solve the neutron spectrometry and dosimetry problems. The best ANN selected was: network topology: 7:26:39:44, momentum: 0.1, learning rate: 0.1, training algorithm: trainscg, target mean square error: 1e-4, as is showed in figure 1, where can be seen a basic scheme of the ANN designed. In this figure, can be highlighted that the ANN requires only as input data, the count rates coming from a BSS system; the neutron spectra is unfolded and 13 equivalent doses are simultaneously calculated in an automated way, after just a few seconds and in an independent way, i.e., for calculating the equivalent doses, this ANN does not require the spectrometric information.

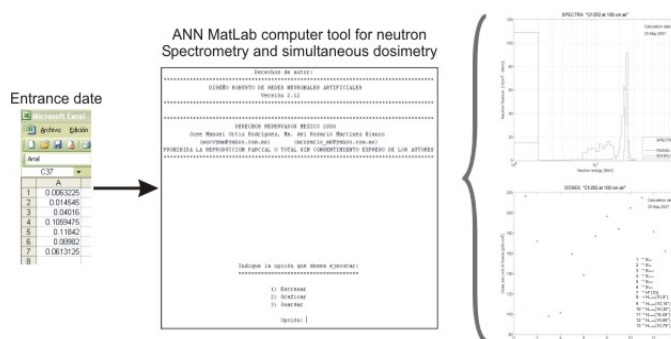
**Figure 1:** Neutron spectrometry-dosimetry based on ANN



Once the network's parameters were determined (which was the harder task), the same was trained and tested, however, from the literature reviewed, it was observed that doesn't exists computer tools based on ANN technology to make neutron dosimetry in nuclear workplaces, in such a way that it exists the necessity for building a computational tool for such an end, which is the aim of this work.

The NSDANN computer tool was designed under Matlab® programming environment extracting the numerical data stored at synaptic weights, and building an end user interface as is showed in figure 2, where can be seen that the NSDANN computer tool requires as entrance data, only the measured Bonner spheres counts rate which must be stored in an spreadsheet in a local folder of the computer. After the counts rate are reading by NSDANN, it produces the output, i.e., the neutron spectra unfolded and 13 equivalent doses, after a few seconds in a completely automated way. The information produced by NDSANN is available in both graphical and numerical format for a further analysis and manipulation of the researcher.

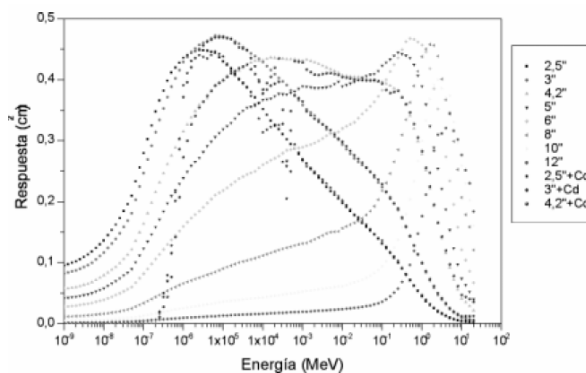
**Figure 2:** NSDANN computer tool designed with ANN



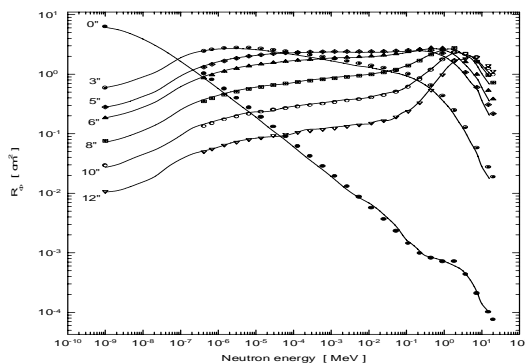
By using NSDANN tool, showed in figure 2, two cases were carried out in order to probe and to validate the designed tool comparing the results obtained against classical and contemporary neutron spectrometry approaches. The first one case was as follows: a BBS system with a 0.4x0.4 cm<sup>2</sup> 6LiI(Eu) scintillator as thermal neutron was used to obtain the counts rate of a of 252Cf neutron source at 100 on air, in the Unidad Académica de Estudios Nucleares of the Universidad Autónoma de Zacatecas (UAZ), Mexico. Then the obtained data were introduced to NSDANN. The results were compared against the results obtained for the same count rate but using the neutron spectra unfolding code known as BUNKI. For the second case, was used a data set obtained from an experiment reported and carried out with a new neutron spectrometric tool (MITOM) proposed by Universidad Autónoma de Barcelon (UAB), Spain [31]. Several important differences exist between the UAB experiment by means of MITOM and the UAZ experiment by means of NSDANN tool.

The most important difference relies in the type of detector used in each case. In figure 3 can be seen the response matrix of the UAB for 12 Bonner spheres and a detector of the type  $^3\text{He}$ , whereas in figure 4 can be seen the response matrix of the UAZ for 7 Bonner spheres and a  $\text{cm}^2$   $^6\text{Li}(\text{Eu})$  scintillator as detector. It is important to mention that the UAZ response matrix was used to train the ANN contained in NSDANN [27]. Table 1, shows the counts rate readings of the UAB BSS system. In table 1, can be seen highlighted the data used to compare and validate the NSDANN computer tool.

**Figure 3:** BBS response matrix of the  $^3\text{He}$  detector (UAB)



**Figure 4:** BBS response matrix of the  $^6\text{Li}(\text{Eu})$  detector (UAZ)



**Table 1:** Bonner spheres counts rate of the UAB BSS system for a realistic spectra used in UAZ-NSDANN

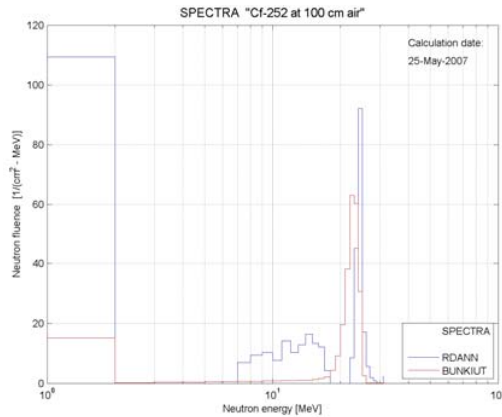
Sphere diameter [inches]	Measured count rate [cps]
2.5	5703e-4
3	6120e-4
4.2	6111e-4
5	5436e-4
6	4452e-4
8	2389e-4
10	1132e-4
12	5120e-4
2.5/Cd	2638e-4
3/Cd	3396e-4
4.2/Cd	4235e-4

### 3. Results

In this work was presented a front end computer tool, based on the ANN technology and RDANN methodology, called NSDANN, with the following characteristics: it is a front end computer tool application, simple for the use of the end user, fast in the neutron spectra unfolding process. This tool is capable to unfold neutron spectra and simultaneously calculates 13 different equivalent doses in an independent way, with just the count rates of the BSS system as entrance data, not requiring the neutron spectra information to calculate the equivalent doses. The NSDANN tool after analyzing the input data, presents the results obtained in both graphical and numerical way. From the two cases considered in this work were obtained the following results:

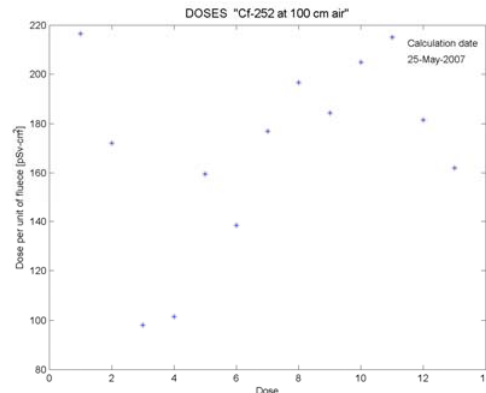
Figure 5 shows the neutron spectra obtained with NSDANN (blue line) which is compared with the obtained by means of BUNKI code (red line). Whereas Figure 6 shows 13 equivalent doses calculated by means of NSDANN. The equivalent doses are:  $E_{AP}$ ,  $E_{PA}$ ,  $E_{RLAT}$ ,  $E_{LLAT}$ ,  $E_{ROT}$ ,  $E_{ISO}$ ,  $H^*(10)$ ,  $H_{p,slab}(10,0^\circ)$ ,  $H_{p,slab}(10,15^\circ)$ ,  $H_{p,slab}(10,30^\circ)$ ,  $H_{p,slab}(10,45^\circ)$ ,  $H_{p,slab}(10,60^\circ)$ ,  $H_{p,slab}(10,75^\circ)$ . [14]

**Figure 5:** Case one - Comparison between the neutron spectra unfolded by means of BUNKI code and NSDANN at UAZ

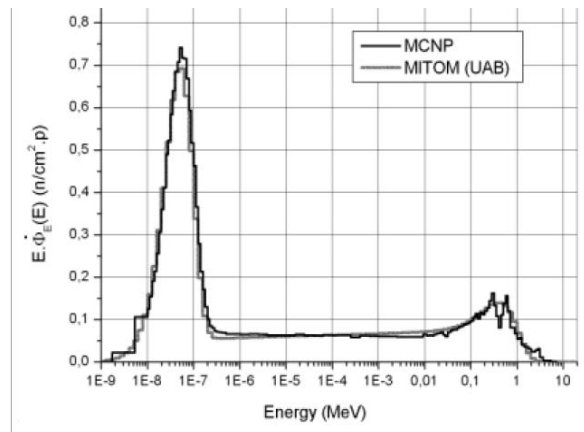


On the other hand, figure 7 shows the neutron spectra obtained by means of MITOM code at a nuclear reactor in canel/T400 of Cadarache France, which is compared with the neutron spectra obtained by NSDANN, showed in figure 8. Finally in figure 9 is shown the 13 equivalent doses calculated by NSDANN. From the results obtained in this work, it is demonstrated that the designed ANN (contained in the NSDANN computer tool) has a high generalization capability, because it is capable to unfold the neutron spectra, even in the case two, where the spectrometric conditions (neutron detector, Bonner spheres and response matrix) are too different of the trained ANN contained in the designed NSDANN computer tool.

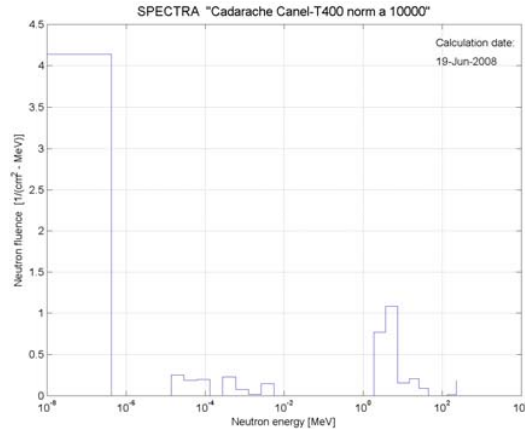
**Figure 6:** Case one – 13 equivalent doses calculated by means of NSDANN (UAZ).



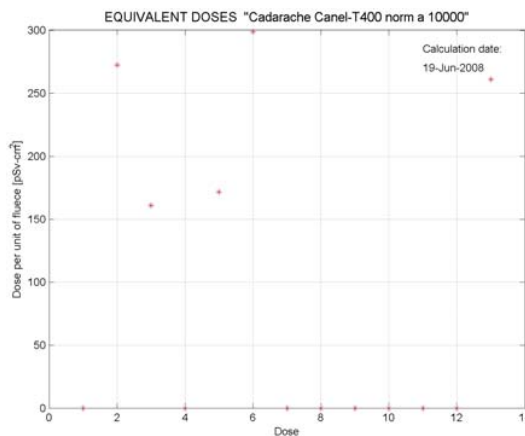
**Figure 7:** Neutron spectra unfolded by mean of MITOM tool of UAB for the reference realistic spectra at Canel/T400 de Cadarache.



**Figure 8:** Neutron spectra unfolded by mean of UAZ-SDANN for the reference realistic spectra of case two.



**Figure 9:** 13 equivalent doses calculated by means of NSDANN (UAZ) for case two.



From the results obtained in this research, it is evident that Matlab is a powerful programming software for ANN design; however it presents some drawbacks which make undesirable the use of this programming language in the implementation of the NSDANN computer tool, because of several inconveniences such as the NDSANN tool depends totally on Matlab to be executed, if a user does not

have installed Matlab NSDANN can not be executed. Another inconvenience is that the front end application is based in text which makes it not friendly, and although within Matlab it is possible to develop graphical interfaces, the first drawback continues being present. Fortunately Matlab allows extract the knowledge of the ANN trained and tested, which is stored at the synaptic weights, as numerical data in a matrix form, which makes possible the design of a customized graphical user interface outside of the Matlab environment. Work is being done to this respect.

#### **4. Conclusions**

In this work, a new computer tool called NSDANN, based on ANN technology, was designed to unfold neutron spectra and to simultaneously calculate 13 equivalent doses within Matlab® programming environment. Important characteristics of NSDANN are the following: first, the user does not need to be a very expert user; second, the tool is not complex to use for the end user, third, it is not required a priori information about the spectra being calculated. The proposed computer tool reduces significantly the time required to prepare, to process and to present the information, in an appropriate way to the researcher, if compared with the traditional approaches. This tool overcome some drawbacks of the classical methodologies, reducing the time spent in the entire neutron spectra unfolding and dose calculus processes.

One notable characteristic of NSDANN is that for the equivalent doses calculus is not required the spectrometric information, because in the ANN training the neutron spectra and the calculus of the equivalent doses were considered as independent problems but they were solved simultaneously just with one ANN.

From the examples carried out in this work can be seen that the ANN designed by means of RDANN methodology and implemented in the NSDANN computer tool has high performance and generalization capability, because was capable to generalize in order to solve a neutron spectra problem with conditions very different in which the ANN was trained.

Matlab, is a powerful programming software which has, so far been successfully used for solve ANN problems in engineering and scientific environments; however it presents some drawbacks which make undesirable the use of this programming language because of several inconveniences. The knowledge extraction of the synaptic weights as numerical data in a matrix way, makes possible the design of a customized graphical user interface outside of the Matlab environment. Work is being done to this respect.

Just two experiments were carried out with the NSDANN computer tool based on ANN technology, to verify its effectiveness. More experiments are required in order to verify the results obtained comparing them with another probed approaches.

The use of ANN technology is a useful alternative to solve the neutron spectrometry and dosimetry problems; however, some drawbacks must be solved in the ANN design process, such as the proper synaptic weight initialization, and the optimum ANN topology selection, in order to obtain the best results which this approach is capable to offer. At present research and development of tools in this sense are been carried out.

In future works, would be necessary to perform statistical tests to validate if exists statistical difference between the desired data and the obtained. Work is being carried out in this sense [32]

#### **Acknowledgments**

This work is part of the SYNOPSIS project supported by CONACyT (México) under contract SEP-2004-C01-46893.

## REFERENCES

- [1] BEGDONI R., Neutron spectrometry and dosimetry for radiation protection around a high energy electrón-positron collider, PhD Thesis, Universidad Autonoma de Barcelona, (2006).
- [2] BEGDONI, R., et al., “FRUIT: An operational tool for multisphere neutron spectrometry in workplaces”, Nuclear Instruments and Methods in Physics Research, A 580, 1301-1309 (2007).
- [3] LACOSTE, V., et al., “Bonner sphere neutron spectrometry at nuclear workplaces in the framework of the evidos project”, Radiation Protection Dosimetry, 125 (1-4), 304-208, (2007).
- [4] McDONALD, J.C., et al., “Neutron spectrometry for radiation protection purposes”, Nuclear Instruments and Methods in Physics Research, A, 476, (2002).
- [5] THOMAS, J. D., “Neutron spectrometry for radiation protection”, Radiation Protection Dosimetry, 110, (2004).
- [6] MATZKE, M., “Unfolding Procedures”, Radiation Protection Dosimetry, 107, (2003).
- [7] EL MESSAOUDI, M, et al., “Performance of three different unfolding procedures connected to Bonner sphere data”, Radiation Protection Dosimetry, 108, (2004).
- [8] LACOSTE, V., et al., “Characterization of Bonner spheres systems at monoergetic and thermal neutron fields”, Radiation Protection Dosimetry, 110, (2004).
- [9] VYLET, V., “Response matrix of an extended Bonner sphere system”, Nuclear Instruments and Methods in Physics Research, A, 476, (2002).
- [10] BRAGA, C.C., et al., “Application of neural networks for unfolding neutron spectra measured by means of Bonner spheres”, Nuclear Instruments and Methods in Physics Research, A, Vol. 476, (2002).
- [11] CORDES, A., et al., “An approach to unfold the response of a multi-element system using an artificial neural network”, IEEE Transaction of Nuclear Science, 45, (1998).
- [12] FEHRENBACHER, G., et al., “Proposal of a new method for neutron dosimetry based on spectral information obtained by application of artificial neural networks”, Radiation Protection Dosimetry, 83, (1999).
- [13] KARDAN, M.R., et al., “Fast neutron spectra determination by threshold activation detectors using neural network”, Radiation Measurements, 38, (2004).
- [14] VEGA-CARRILLO, H.R., et al, “Artificial neural networks in neutron dosimetry”, Radiation Protection Dosimetry, 118, (2006) 251.
- [15] VEGA-CARRILLO, H.R., et al., “Neutron spectrometry using artificial neural networks”, Radiation Measurements, 41, (2006) 425.
- [16] FAUSETT, L., Fundamentals of neural networks, Prentice-Hall, (1993).
- [17] GUPTA, M.M., et al., Static and Dynamic Neural Networks. From Fundamentals to Advanced Theory, John Wiley & Sons, (2003).
- [18] HAYKIN, S., Neural Networks: A Comprehensive Foundation, Prentice Hall, (1999).
- [19] JAIN, A.K., et al., “Artificial neural networks”, a tutorial, computer, IEEE, 29, (1996).
- [20] LIPPMANN, R.P., “An introduction to computing with neural networks”, IEEE ASSP MAGAZINE, 4, (1987) 2.
- [21] KOHONEN, T., “The self-organizing map”, Proceedings IEEE, 78, (1990) 9.
- [22] ORTIZ-RODRÍGUEZ, J.M., et al., “Problemas críticos en el diseño y construcción de redes neuronales en la espectrometría de neutrones, utilizando la metodología de diseño robusto de redes neuronales artificiales”, 1er. Congreso Panamericano del IRPA, VII Congreso Regional de Seguridad Radiológica y Nuclear, XIV Reunion Anual de la SMSR y XVII Congreso Anual de la SNM, Acapulco, Guerrero, México (2006); Contributed Papers (CD-ROM).
- [23] MARTÍNEZ-BLANCO M.R., et al., “Neutron spectrometry and dosimetry by means of Bonner spheres system and artificial neural networks applying robust design of artificial neural networks”, 1er. Congreso Panamericano del IRPA, VII Congreso Regional de Seguridad Radiológica y Nuclear, XIV Reunión Anual de la SMSR y XVII Congreso Anual de la SNM, Acapulco, Guerrero, México (2006); Contributed Papers (CD-ROM).
- [24] ORTIZ-RODRÍGUEZ, J.M., et al., “A proposal to order the neutron data set in neutron spectrometry using the RDANN methodology”, IX International Symposium, XIX National Congress on Solid State Dosimetry, Mexico city (2006); Contributed Papers (CD-ROM).

- [25] ORTIZ-RODRÍGUEZ, J.M., et al., “RDANN a new methodology to solve the neutron spectra unfolding problem, IX International symposium”, XIX National Congress on Solid State Dosimetry, Mexico city (2006); Contributed Papers (CD-ROM).
- [26] MARTÍNEZ BLANCO, M.R., et al., “Neutron spectrometry and dosimetry by means of Bonner spheres system and artificial neural networks applying robust design of artificial neural networks”, IX International Symposium, XIX National Congress on Solid State Dosimetry, Mexico city (2006); Contributed Papers (CD-ROM).
- [27] ORTIZ RODRÍGUEZ, J.M., et al., “Robust design of artificial neural networks applying the taguchi methodology and DoE”, CERMA (2006).
- [28] MILLER, S.C., “AFITBUNKI: A Modified Iterative Code to Unfold Neutron Spectra from Bonner Sphere Detector Data”, Master's thesis, Air force inst of tech wright-pattersonafb oh school of engineering, (1993).
- [29] TOMÁS, M., et al., “MITOM: A new unfolding code based on a spectra model method applied to neutron spectrometry”, Radiation Protection Dosimetry, 110 (1-4), (2004) 545-548.
- [30] COECK, M., et al., “Neutron spectrometry around the venus reactor using Monte Carlo simulations and Bonner spheres measurements”, Radiation Protection Dosimetry, advance access, (2007).
- [31] FERNÁNDEZ, F., “Espectrometría aplicada a la dosimetría”, Radioprotección, 37, IX, (2002).
- [32] ORTIZ RODRÍGUEZ, J.M., et al., “Genetic Artificial Neural Networks in Neutron Spectrometry and Dosimetry”, work being accepted for its presentation at the 12<sup>th</sup> International congress of IRPA, Buenos Aires, Argentina, (2008).



## Evolutionary Artificial Neural Networks in Neutron Dosimetry

Ortiz-Rodriguez J.M.<sup>1,3</sup>, Martinez-Blanco M.R.<sup>2</sup>, Gallego E.<sup>4</sup> and Vega-Carrillo H.R.<sup>1,2,3</sup>.

*Universidad Autónoma de Zacatecas, U. Académicas: 1-Ingeniería Eléctrica y 2-Estudios Nucleares  
Av. R.L. Velarde No. 801, Col. Centro, C.P. 98000, Zacatecas, México*

*3-Universidad de Córdoba en España, Depto. de Electrotecnia y Electrónica, Escuela Politécnica Superior  
Avda. Menendez Pidal, s/n - Escuela Politécnica Superior, Córdoba, España*

*4-Universidad Politécnica de Madrid, Depto. de Ingeniería Nuclear  
José Gutierrez Abascal, 2, E-28006, Madrid, España  
morvymm@yahoo.com.mx*

### INTRODUCTION

The dosimetry of neutron radiation is one of the most complicated tasks in radiation protection mainly because it is a complex technique, highly dependent of the neutron energy, and a precise knowledge on neutron spectrometry is highly essential for all dosimetry-related studies as well as many nuclear physics experiments. In consequence, it becomes necessary to develop additional measuring techniques to enhance the actual workers monitoring system. In the last decade, several approaches based on Artificial Intelligence (AI) techniques, such as Genetic Algorithms (GA) and Artificial Neural Networks (ANN) have been reported in the literature as alternative approaches for the neutron spectrometry and dosimetry problems [1], starting from the count rates of the Bonner spheres system. ANN have received the higher attention among researchers, however, the use of this technology is not free of problems, as the researches advance new questions arise and new scientific and technological problems are presented [2].

Many of the previous studies in the neutron spectrometry and dosimetry domain by means of ANN have found serious drawbacks in the design process of the nets [2]. One of the most promising techniques for the ANN design, is to introduce the capacity of adaptation to the net by using Evolutionary Algorithms (EA), which can be used to adapt the connections among the synaptic weights, the design of the architecture, the adaptation of the learning rule, etc. [3] The use of EA for the modeling of ANN applied in the neutron spectrometry and dosimetry problems, is an alternative technique that has demonstrated to be convenient in the design process of neural networks, opposite to the problems experienced by other researchers which use the trial and error technique.

Because this is an emergent technology, at present there are no tools for the analysis of the results obtained, therefore, in this work is presented the design of a computational tool known as *Neutron Spectrometry and Dosimetry Toolbox*, for the analysis of the spectrometric and dosimetric information obtained by means of the Evolutionary Artificial Neural networks (EANN) methodology.

### DESCRIPTION OF THE ACTUAL WORK

In previous works, 300 EANN were designed, trained and tested, each in a time of 0.34 seconds average. For each one of the ANN designed, were used seven neurons in the input layer (corresponding to seven Bonner Spheres, as input variables) and 44 neurons in the output layer (corresponding 31 of them to the spectra to be unfolded and the remaining 13, to equivalent doses calculated) [4]. For the training process of the networks, a data set of 187 neutrons spectra was used, and to design the optimal ANN evolved by means of GA the software NeuroGenetic Optimizer (NGO). Because the novelty of this methodology and the lack of tools for the analysis of the spectrometric and dosimetric results obtained with NGO, a computer code denominated *Neutron Spectrometry and Dosimetry Toolbox* (NSDTB) was designed under the LabVIEW programming environment in a graphical user interface, oriented to the end user, in order to overcome these drawbacks.

### RESULTS

Figure 1, shows the main window of NSDTB, where can be seen that it is divided in two sections: The upper section shows the graphical (left side) and numerical (right side) information of the neutron spectra unfolded. In a similar way, the lower section shows information of the equivalent doses calculated by the EANN. As additional element NSDTB has the ability to realize the Chi square statistical test among the spectra and doses being analyzed.

The general operation of NSDTB is the following: after executing the main program, will appear the main window showed in figure 1. To analyze the spectrometric and dosimetric information obtained with NGO, the user must click in the *Load data* button, a window will appear requesting to the user a text file containing the corresponding information to analyze. The text file should be edited previously for the user as follows: due to the nature of the ANN training process, the first 31 rows of each column will correspond to the spectra to be analyzed and the remaining 13 to the equivalent doses (each column must be separate by tabulations).

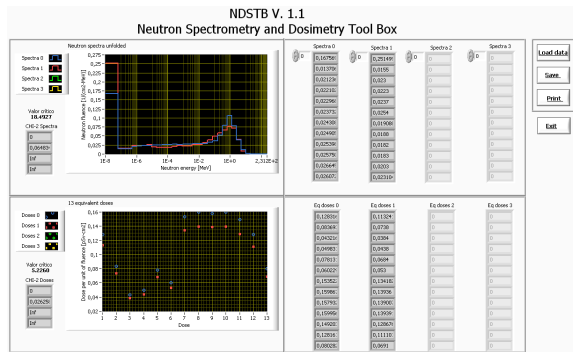


Fig. 1. Neutron spectra and 13 equivalent doses obtained with NGO, compared with its expected values, by means of NSDTB.

Figure 1, shows the spectrometric and dosimetric comparison obtained with the best EANN designed with NGO in just 0.34 seconds, and the spectra and doses expected contained in the data set used for the EANN training. As can be seen in this figure, the chi square statistical tests calculated, demonstrate that there are not statistical differences between both spectrum and doses expected and obtained, which make the EANN technology a very convenient approach in the neutron spectrometry and dosimetry domain because the time spent in the EANN design process and the high generalization capacity if compared with the trial and error technique.

## CONCLUSIONS

In this work was presented a computer tool which analyzes the spectrometric and dosimetric information obtained by means of the EANN technology by using the software NGO. The results obtained in this work, reveal that the hybrid technology of EANN in the neutron spectrometry and dosimetry domain of the nuclear sciences it is a very convenient approach for the ANN design if compared with the trial and error technique used for the researchers.

NSD-TB has the capability to analyze spectrometric and dosimetric information obtained with several neutron unfolding techniques as for example: iterative procedures and the approaches based on ANN or EANN, as is the case of the present work.

According to the results obtained in this work, more research is needed in order to improve the EANN performance.

## ACKNOWLEDGMENTS

This work is part of the SYNOPSIS project supported by CONACyT (México) under contract SEP-2004-01-46893.

## REFERENCES

1. H.R. Vega-Carrillo, H.-D. V.M., M.-A. E., M.-S. G.A., I. de la Torre M.P., B. R., P.-F. S., M.-V. R., A.-A. T., and O.-R. J.M. Neutron spectrometry using artificial neural networks. *Radiation Measurements*, **41**:425–431 (2006).
2. J.M Ortiz-Rodriguez, M.R. Martinez-Blanco and H.R. Vega-Carrillo. Robust design of artificial neural networks applying the Taguchi methodology and DoE. *Procc. Electronics, Robotics and Automotive Mechanics Conference (CERMA)*, Cuernavaca, Morelos, Mexico, 26-29 September, Vol. II, 131-136, IEEE Computer society, (2006).
3. X. Yao. Evolutionary artificial neural networks. *International Journal of Neural Systems*, **4**(3):203–222 (1993).
4. J.M Ortiz-Rodriguez, M.R. Martinez-Blanco and H.R. Vega-Carrillo. Artificial neural networks modeling evolved genetically, a new approach applied in neutron spectrometry and dosimetry research areas. *Procc. Electronics, Robotics and Automotive Mechanics Conference (CERMA)*, Cuernavaca, Morelos, Mexico, 30 September – 3 October, Vol. 0, 87-392, IEEE Computer society, (2008).

## NSDann, a LabVIEW tool for neutron spectrometry and dosimetry based on the RDANN methodology

Martinez-Blanco M.R.<sup>2</sup>, Ortiz-Rodriguez J.M.<sup>1,3</sup> and Vega-Carrillo H.R.<sup>1,2,3</sup>

Universidad Autonoma de Zacatecas

U. Academicas: 1-Ingeneieria Electrica y 2-Estudios Nucleares

Avda. R.L. Velarde No. 801, Col. Centro, C.P. 98000, Zacatecas, Mexico

3-Universidad de Cordoba en Espana

Depto. de Electrotecnia y Electronica, Escuela Politecnica Superior

Avda. Menendez Pidal, s/n - Escuela Politecnica Superior, Cordoba, Espana

mrosariomb@yahoo.com.mx

### Abstract

*Nowadays the ANN theory it is offering an alternative for those problems in which the traditional methods have not given very convincing or not very convenient results. The most successful applications in ANN are: planning, prediction, optimization and recently has been applied in the neutron spectrometry and dosimetry research area. The use of the ANN technology is a useful alternative to solve the neutron spectrometry and dosimetry problems, however, several drawbacks must be solved in order to simplify the use of these procedures. In the present work was developed under the LabVIEW programming enviroment, a computer tool based on AI technology. Starting from the extracted knowledge of an ANN designed by means of the Robust Design of Artificial Neural Networks methodology, which is capable to unfold neutron spectra and to simultaneously calculate 13 equivalent doses. The designed tool presents the following characteristics: was designed in a user's graphic interface, it is easy to use, is not essential on the part of the user, to have knowledge of ANN neither of neutron spectrometry and dosimetry to operate the tool, the execution speed and performance of the program is high and, contrary to classical existent codes based on iterative algorithms, in the application developed in this work, is not required an initial guess spectrum to obtain the neutron spectra wanted. Finally, this tool needs as entrance data just the count rates coming from the BBS.*

### 1. Introduction

In their wider sense, the term Artificial Intelligence (AI), indicates the capacity that has a device to carry out the same

types of functions that characterize to the human thought. The search of the AI has taken two fundamental roads: the psychological and physiologic researching of the human thought nature, and consequently the technological development of more and more complex computer systems. In this sense, the term AI has been applied to systems and computer programs able to carry out complex tasks, simulating the operation of the human thought, although still very far from this [20].

The aim of the AI is the development of paradigms or algorithms that require machines to develop cognitive tasks, in those that the humans are usually better. A system of AI should be able to make three things: to store knowledge, to apply the knowledge stored in the solution of problems and to acquire new knowledge by means of the experience, this is, a system of AI has three key components: representation, reasoning and learning [20].

At the present, diverse tendencies exist for the development of AI systems such as: expert systems (ES), genetic algorithms (GA) [8, 9], fuzzy logic (FL) [18], artificial neural networks (ANN) [14, 19], etc. The ES try to reproduce the human reasoning in a symbolic way. The GA use the Darwinian theory of the survival and ANN make it from a more biological perspective recreating the structure of a human brain.

The theory of ANN has offered an alternative to the classic calculation for those problems in which the traditional methods have not given very convincing or not very convenient results. The most successful applications in ANN are: image and voice processing, recognition of patterns, planning, adaptive interfaces for man-machine systems (robotics), prediction, optimization and control and recently has been applied in the neutron spectrometry and dosimetry research area of the nuclear sciences, by means

of the Bonner spectrometric system (BSS) [4, 11, 16, 15]. However, several drawbacks are present with the use of the ANN technology and more research is needed in order to overcome them.

### 1.1 Neutron spectrometry by means of the BSS

Among all the available techniques for the neutron spectrometry, the BSS has been the more used for the purposes of the radiological protection [23], due to the advantageous characteristic that this system presents [2]. With the BSS, which is a thermal neutron detector that is located at the center of a high-density polyethylene spheres whose diameters are 2, 3, 5, 8, 10, 12, 16 and 18 inches [10], neutron spectrum from thermal to several MeV can be obtained. The BSS response matrix, the count rates and the neutron spectrum are related through the Fredholm integro-diferential equation of the first type, whose discrete version is.

$$C_j = \sum_{i=1}^n R_{i,j} \phi_i, i = 1, 2, \dots, m \quad (1)$$

where  $C_j$  is the j-th count's rate,  $R_{i,j}$  is the j-th detector response to neutrons at the i-th energy interval,  $\phi_i$  is the neutron fluence within the i-th energy interval and  $m$  is the number of spheres utilized.

The most delicate part in the neutron spectrometry based on the BSS, is the unfolding process. The unfolding spectra of the neutrons measured consist on establishing the rate of energy distribution of fluency  $\phi(E)$ , known as the response matrix,  $R_{i,j}$ , and the group of carried out measures,  $C_j$ . Because the number of incognits overcomes to the number of equations, this is an ill-conditioned system and has an infinite number of solutions. The procedure of selecting the solution that has meaning for the problem type, is part of the unfolding process. [17, 25, 24].

When using the integral counts of the BSS it is possible to unfold the neutron spectrum, using diverse methods such as: Monte Carlo, parametrization and iterative procedures. However, the weight, the unfolding spectra procedure, the necessity of a very expert user, the high time consuming, the necessity to use an unfolding code (BUNKI, SAND, etc.) and the resolution of the spectrum, are some of the problems that this system presents. Each of the mentioned difficulties have motivated the development of alternative techniques, some of them based on AI technology such as GA [21] or ANN [16, 4].

### 1.2 Neutron spectrometry by means of ANN

The current interest in the neutron spectrometry problem, has stimulated the development of diverse unfolding procedures which try to obtain a better energy resolution

through the reconstruction of the spectrum. During the last years have been carried out intents to develop new codes of neutron spectra unfolding like: MITOM [23], FRUIT [3], BUMS [22], etc., all of them based on iterative unfolding algorithms. However, still present the serious drawback of requiring a very expert user for their operation and the necessity to provide an initial guess spectrum for the deconvolution of the spectrum.

These considerations together with those suggested by the experience in the radiological protection around the facilities, suggests that a reconstruction code dedicated to the neutrons monitory in operational workspaces would be of great help for the community that is devoted to the radiological protection [3]. To solve the mentioned problems the researchers are studying and proposing alternative methods, which have as purpose to carry out an efficient neutron dosimetry. Inside these alternative techniques, several unfolding procedures have been reported, combined with several types of experimental methods, based in AI technology, such as: GA, ANN and Evolutive ANN [6].

Recently, the use of the ANN technology has been applied with success in the neutron spectrometry and dosimetry problems, however, the learning and structural parameters determination of the ANN still remains a serious problem for the researchers. The learning and structural parameters are factors that contribute in a significant way with the performance of the net that is being designed, and it has been observed that the researchers in the nuclear sciences area, carry out the selection of this parameters through the trail and error technique, which produces ANN of poor performance and low generalization capacity.

For the ANN design, the net topology should be determined, however, many factors affect the ANN training, learning and performance. Over the past years new proposals of ANN design have been made because the serious drawbacks due to the trial and error technique. Recently, a novel approach known as Robust Design of Artificial Neural Networks (RDANN) Methodology has been applied in the design process of ANN [5]. The RDANN methodology is a systematic and methodological approach of ANN design based on statistical methods which maximize the ANN performance and their capacity of generalization.

The RDANN methodology was used with success in the ANN parameter determination of the neutron spectrometry and dosimetry problems, which has become in an alternative procedure in the research area of nuclear sciences. However, it has been observed that due to the novel of such proposals there are no tools for the end user, which allow to carry out in an efficient way the neutron spectra unfolding and dose calculus, and with it to simplify the procedures and answer times for obtaining the spectrum and the wanted dose.

The aim of the present work was to develop a com-

puter tool for the end user, under the LabVIEW programming environment, starting from the extracted knowledge of an ANN designed by means of the RDANN methodology, which is capable to unfold neutron spectra and to simultaneously calculate 13 equivalent doses. The designed tool presents the following characteristics: was designed in a user's graphic interface, it is easy to use, is not essential on the part of the user, to have knowledge of ANN neither of neutron spectrometry and dosimetry to operate the tool, the execution speed and performance of the program is high and, contrary to the classical existent codes based on iterative algorithms, in the application developed in this work, is not required an initial guess spectrum to obtain the wanted neutron spectra. Finally, this tool needs as entrance data just the count rates coming from the BBS.

## 2. Materials and Methods

As was mentioned before, in previous works a new approach known as RDANN methodology was used to build several net topologies able to solve the neutron spectrometry and dosimetry problems [6]. The parameters of the best net designed are: 7 neurons in the entrance layer, corresponding to the count rates taken from the BSS, 26 neurons in the first hidden layer, 39 neurons in the second hidden layer and 44 neurons in the output layer, corresponding 31 of them to the neutron spectra unfolded and the remaining ones to the equivalent doses [7]. Unfortunately, the end user do not have access to a computer system designed specifically to obtain the neutron spectra and the equivalent doses. For the anterior, was extracted the knowledge stored at synaptic weights of the mentioned ANN, and a graphical tool was builded for the end user, based on this information.

### 2.1 ANN Structure and knowledge extraction

Most of ANN models share the basic concepts of distributed and highly interconnected processing elements (neurons). The computer tool proposed in this work, will be builded on these simple concepts, implementing an interconnection scheme and structure similar to the ANN designed with the RDANN methodology in order to design an application oriented to the end user, showed in figure 2, capable to solve the neutron spectrometry and dosimetry problems in a friendly graphical user interface, easy to use and with high speed of operation and performance.

As shows figure 1, the general design process consists on extract the information stored at synaptic weights matrices of the ANN designed and then build a framework under the LabVIEW programming environment, which the structure of the ANN previously designed. Once the information was extracted and the framework was builded, the next step will be to introduce on the ANN framework the synaptic weight

information and build the main program (front end of the final user) of the application.

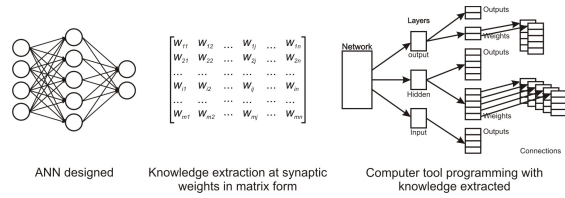


Figure 1. Knowledge extraction of the ANN

In order to design the computational tool based on ANN technology, the neural network structure is defined as a collection of parallel processors connected together in the form of a direct graph, organized such that the network structure solves the problem being considered. Referring to figure 2, as a typical network diagram, each processing element in the network can be represented schematically as a node, with connections between units.

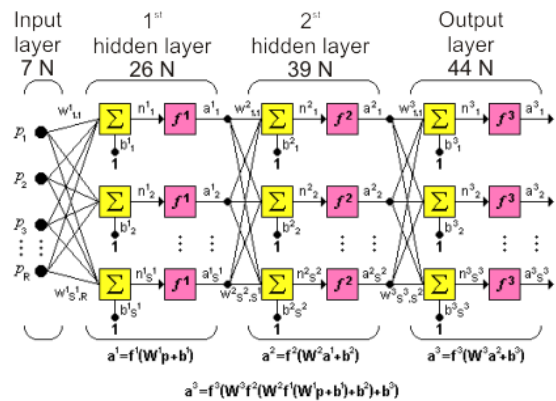


Figure 2. Multilayer ANN schema

In this ANN scheme, the processing elements (neurons) are grouped into layers. A layer is a collection of neurons. The layer receives different names, according with its location in the network. The input layer, receives the input signals of the network ( $p_1, p_2, \dots, p_R$ ). The hidden layers, don't have contact with the exterior, their elements can have different connections which determine the net topology, however, a serious drawback is to determine the proper selection of the optimum number of hidden layers and nodes per layer for each particular problem, which usually is made through the trail and error technique. The output layer, receives the information from the hidden layers and transmit the response to the exterior ( $a_1, a_2, \dots, a_S$ ). If a net with several layers is considered, each layer will have their own weight matrix  $W$ , adds  $\sum$ , their own bias vector  $b$ , an input vector  $\vec{p}$ , a transfer function  $f$  and an output vector  $\vec{a}$

[1].

## 2.2 LabVIEW Implementation of NSDann

Applications created with LabVIEW, a powerful graphical programming software developed by National Instruments, are referred as Virtual Instruments (VI) [12, 13]. VI source code is created using the graphical programming language G in a window called the block diagram. Input and output interfacing with the VI is performed in another window called the front panel. The graphical icon based source code and interfacing creates very user-friendly applications and eliminates typing in lengthy character-based code.

LabVIEW has the unique ability to develop data flow diagrams that are highly parallel in structure. So LabVIEW seems to be a very effective approach for building neural nets based applications, and has been used here for building a computer tool for neutron spectrometry and simultaneous dosimetry based on ANN technology designed by means of the RDANN methodology.

In order to build the computer tool denominated *Neutron Spectrometry and Dosimetry By means of Artificial Neural Networks (NSDann)* within LabVIEW programming environment, the neuron, the basic building block of an ANN was examined. As shows figure 3, neurons are processing elements that accept signal inputs  $Y_j$ , process them using a function  $f$  and then form an output signal  $Y_i$ . Each input to a neuron has a weight or gain associated with it.

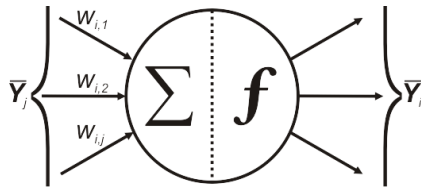


Figure 3. Simple artificial neuron model

The neuron output  $Y_i$  is a function of the weighted input that can be expressed by:

$$f\left(\sum_{j=1}^n W_{i,j} * Y_j\right) \quad (2)$$

where  $W_{i,j}$  are the weights associated with the  $i$ -th neuron,  $n$  is the number of neurons and  $Y_j$  are the inputs to the neuron.  $Y_i$  is the output of the  $i$ th neuron.

Taking in consideration the examination made for a single neuron, as first step in the design process of the NSDann computer tool, was designed the basic model of a single neuron configuration under LabVIEW, showed in figure 4, where can be seen that a sigmoid function is applied to the

dot product of the weight vectors and input vector. The dot product  $W_{ij} * Y_j$  (for  $j = 1, 2, \dots, n$ ) is the net input to the  $i$ -th neuron. Also the output of the neuron could be an input to some other neuron through another set of weights.

In Figure 4, the dot product of the weight vector and the input vector is performed. This is the net input to the neuron in which a sigmoid activation function is applied to the net input of the neuron. The Sigmoid function is a sub-VI, which is similar to function-call or sub-routine in text based programming languages. The main library function that is used here is the Dotproduct.VI, which performs the dot product of two vectors.

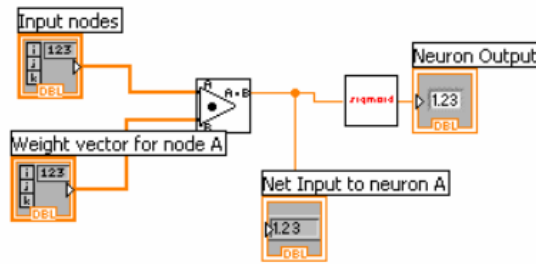


Figure 4. Simple neuron model in LabVIEW

The next stage in the design process of the ANN structure was to design a model of a layer of neurons. With the general model of the neuron, was designed the LabVIEW block diagram showed in Figure 5, which is a general programming structure of a layer of neurons.

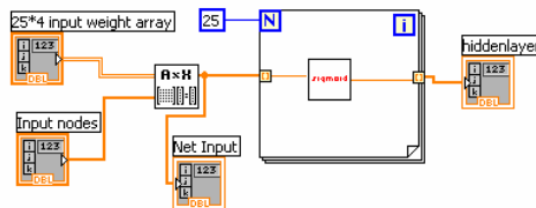


Figure 5. ANN layer design in LabVIEW

From figure 5, it is assumed that there are 25 neurons in a hidden layer. The net inputs to the 25 neurons in the hidden layer are obtained by using the A\* Vector.VI which performs the dot product of each weight vector in the weight matrix and the input data vector. Following that, a for loop is used to apply the non-linear sigmoid activation function (Sigmoid.VI) to these net inputs. The enable indexing option available to the for loop could be used to apply the sigmoid function to each of those 25 net inputs. Even the output of the for loop could be indexed so that one obtains 25 hidden layer outputs in the form of a 25 x 1 vector.

Once the layer of neurons was created, the next step was to build the general model of the ANN designed by means of the RDANN methodology, capable to solve the neutron spectrometry and dosimetry problems. For the anterior, the knowledge stored at synaptic weights of the ANN was extracted and inserted in the framework designed according to the structure of the designed network topology, as shows figure 6.

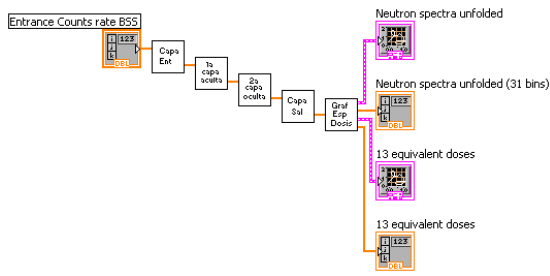


Figure 6. Block diagram of NSDann

From figure 6, can be seen that according the net topology described before, in the general framework which contains the synaptic weights extracted to the ANN previously designed, there are four layers. The input layer are the seven count rates taking from the BSS. The first and second hidden layers have 26 and 39 neurons respectively. Finally, the output layer has 44 neurons as was explained before. In this figure can be observed that was programmed an additional routine which graph the neutron spectra and doses calculated by means of the ANN structure programmed on LabVIEW.

As next step, was designed the front end graphical user interfase of the NSDann computer tool, showed in figure 7, where can be seen that the NSDann computer tool just requires as entrance data seven count rates comming from a BSS, showed on the left side of the main window. After writing this information and pressing the *Spectra unfold* button, after a few seconds, the application graph the neutron spectra unfolded as well as the equivalent doses calculated, showed at the center of the main window. At the same time, the numerical information calculated, is showed on the right side of the main window.

### 3. Results

In figure 7, is showed the neutron spectra unfolded and the simultaneous calculation of 13 equivalent doses by means of the NSDann computer tool, for a  $^{239}\text{PuBe}$  neutron source. In the right side of the main window, the end user writes the counts rate readed from a BSS, then pressing the *Spectra unfold* button, after a few seconds the neutron spectra is unfolded and simultaneously 13 equivalent doses are calculated. An interesting characteristic of the NSDann

computer tool is that for the calculation of the equivalent doses is not required the information of the neutron spectra, contrary to the unfolding codes used at present which use the neutron spectra and the dose conversion factors for calculating the equivalent doses. NSDann calculate the equivalent doses independently of the neutron spectra and in a simultaneous time because the original training of the network.

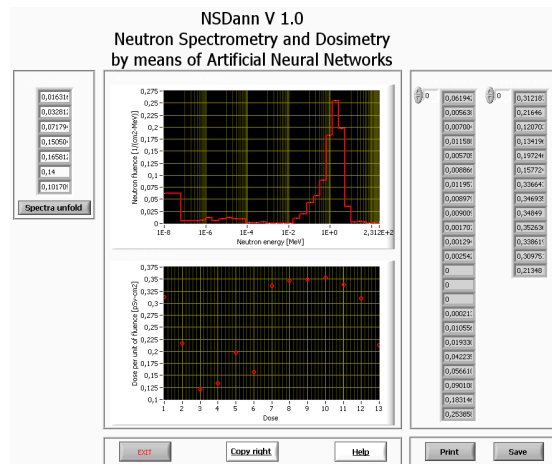


Figure 7.  $^{239}\text{PuBe}$  neutron spectra unfolded and 13 doses calculated with NSDann

In a similar way, in figure 8 is showed the neutron spectra unfolded and its corresponding 13 equivalent doses of a  $^{241}\text{AmBe}$  neutron source.

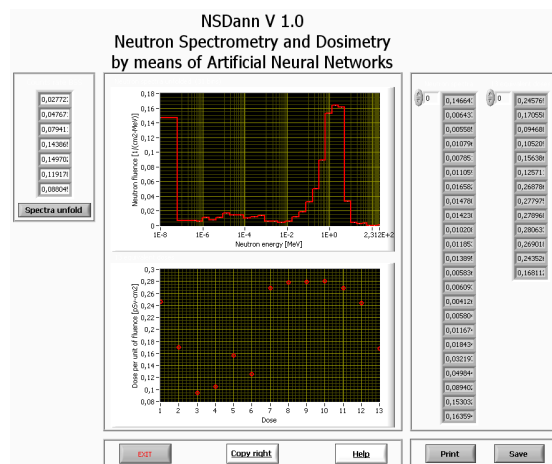


Figure 8.  $^{241}\text{AmBe}$  neutron spectra unfolded and 13 doses calculated with NSDann

## 4. Conclusions

The neutron spectra unfolding and the determination of the equivalent doses, are not well conditioned problems whose solution is carried out by means of codes of free distribution, where the obtained results turn out not to be reliable because the same ones depend on the experience of the experimenter and of the quality of an “*a priori*” available answer (the initial guess spectrum).

The neutron spectra unfolding measured by means of the BBS system and making use of the ANN technology is an alternative technique, which is being used at the present time, because the better results obtained in comparison to the classical methodologies, however, it has been observed that due to the novel of such proposals there are no tools for the end user, which allow to carry out in an efficient way the neutron spectra unfolding and dose calculus, and with it to simplify the procedures and answer times for obtaining the spectrum and the wanted dose.

In this work a new computer tool based on AI technology was designed by means of the knowledge extracted to an ANN designed with the RDANN methodology in prior works in order to solve the neutron spectrometry and dosimetry problems in a graphical user interface oriented to the end user. The computational code which takes as entrance data just the counts rate coming from a BSS, constitutes a compact tool able to be used in the characterization of neutron fields in nuclear facilities as for example: nuclear centrals, hospitals, research centers, neutron sources of industrial use, etc.

## References

- [1] Artificial neural networks matlab tool box, ver.7.0, 2007.
- [2] C. M. H. J. B. T. D. J. Alegra A. V. and S. H. Experimental determination of the response of four bonner sphere sets to monoenergetic neutrons (ii). *Radiation Protection Dosimetry*, 40(2):91–102, 1992.
- [3] D. C. E. A. Bedogni R. and F. F. Fruit: An operational tool for multisphere neutron spectrometry in workplaces. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research A*, 580(3):1301–1309, 2007.
- [4] D. M. S. Braga C. C. Application of neural networks for unfolding neutron spectra measured by means of bonner spheres. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A*, 476(1-2):252–255, 2002.
- [5] CERMA. *Robust design of artificial neural networks applying the Taguchi methodology and DoE*. Proceedings of the 2006 Electronics, Robotics and Automotive Mechanics Conference, 2006.
- [6] CERMA. *Artificial Neural Networks Modeling Evolved Genetically, a New Approach Applied in Neutron Spectrometry and Dosimetry Research Areas*, volume 00. Proceedings of the 2008 Electronics, Robotics and Automotive Mechanics Conference, 2008.
- [7] CERMA. *A New Computer Tool Based on ANN Technology, Applied in Neutron Spectrometry and Dosimetry Research Areas*, volume 00. Proceedings of the 2008 Electronics, Robotics and Automotive Mechanics Conference, 2008.
- [8] D. L. Chambers. *Handbook of genetic algorithms. Applications*, volume 1. CRC Press, 2001.
- [9] D. E. Goldberg. *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*. Addison Wesley, 1989.
- [10] P. Goldhagen. Bonner-sphere neutron spectrometry, 1997.
- [11] V.-C. H.R., H.-D. V.M., M.-A. E., M.-S. G.A., I. de la Torre M.P., B. R., P.-F. S., M.-V. R., A.-A. T., and O.-R. J.M. Neutron spectrometry using artificial neural networks. *Radiation Measurements*, 41:425–431, 2006.
- [12] N. Instruments. Manual de referencia de funciones y iv.
- [13] N. Instruments. Manual de referencia de programación en g.
- [14] M. J. Jain A. K. and M. K. M. Artificial neural networks: a tutorial. *IEEE: Computer*, 29(3):31–44, 1996.
- [15] K.-F. R. S. S. Kardan M. R. and G.-N. M. Fast neutron spectra determination by threshold activation detectors using neural networks. *Radiation Measurements*, 38:185–191, 2004.
- [16] K.-F. R. S. S. Kardan M. R. and G.-N. M. Neutron spectra unfolding in bonner spheres spectrometry using neural networks. *Radiation Protection Dosimetry*, 104(1):27–30, 2004.
- [17] S. S. K.-F. R. Kardan M. R. and G.-N. M. Neutron spectra unfolding in bonner spheres spectrometry using neural networks. *Radiation Protection Dosimetry*, 104(1):27–30, 2003.
- [18] C. J. Lakhmi. *Fusion of neural networks, fuzzy sets, and genetic algorithms: industrial applications*. 1st edition, 1998.
- [19] R. Lippmann. An introduction to computing with neural nets. *IEEE ASSP Magazine*, 4(2):4–22, 1987.
- [20] M.-B. M.R. Espectrometría de neutrones y cálculo simultáneo de dosis equivalentes empleando la metodología de diseño robusto de redes neuronales, 2006.
- [21] B. Mukherjee. Andi-03: a genetic algorithm tool for the analysis of activation detector data to unfold high-energy neutron spectra. *Radiation Protection Dosimetry*, 110(1-4):249–254, 2004.
- [22] H. N. Sweezy J. and V. K. Bums–bonner sphere unfolding made simple: an html based multisphere neutron spectrometer unfolding package. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*, 476(1-2):263–269, 2002. doi: DOI: 10.1016/S0168-9002(01)01466-8.
- [23] F. F. B. M. Tomás M. and M. H. Mitom: a new unfolding code based on a spectra model method applied to neutron spectrometry. *Radiation Protection Dosimetry*, 110(1-4):545–548, 2004.
- [24] H.-D. V. M. M.-A. E. G. E. L. A. Vega-Carrillo H. R. and I. M. P. Artificial neural networks technology for neutron spectrometry and dosimetry. *Radiation Protection Dosimetry*, 126(1-4):408–412, 2007.
- [25] H.-D. V. M. M.-A. E. M. S. G. A. A. T. Vega-Carrillo H. R. and O. R. J. M. Neutron spectra unfolding with artificial neural networks. *ENINVIE 2005, Encuentro de Investigación en Ingeniería Eléctrica*, pages 132–139, 2005.



# A Computational Tool Design for Evolutionary Artificial Neural Networks in Neutron Spectrometry and Dosimetry

Ortiz-Rodriguez J.M.<sup>1,3</sup>, Martinez-Blanco M.R.<sup>2</sup>, Gallego Eduardo<sup>4</sup> and Vega-Carrillo H.R.<sup>1,2,3</sup>

Universidad Autonoma de Zacatecas

U. Academicas: 1-Ingenieria Electrica y 2-Estudios Nucleares

Avda. R.L. Velarde No. 801, Col. Centro, C.P. 98000, Zacatecas, Mexico

3-Universidad de Cordoba en Espana

Depto. de Electrotecnia y Electronica, Escuela Politecnica Superior

Avda. Menendez Pidal, s/n - Escuela Politecnica Superior, Cordoba, Espana

4-Universidad Politecnica de Madrid

Depto. de Ingenieria Nuclear

Jose Gutierrez Abascal, 2, E-28006, Madrid, Espana

morvymm@yahoo.com.mx

## Abstract

*Evolutionary Artificial Neural Networks have been studied widely in recent years. They provide not only an automatic method to design ANN, but also an approach to study evolution and learning in the same framework. In prior works was analyzed the intersection of artificial neural networks and evolutionary algorithms applied in the neutron spectrometry and dosimetry research area, however, several drawbacks were encountered, due mainly to the novel of this approach. Because this is an emergent technology, a lack of tools exists to carry out the analysis of the obtained results. In this work, it is presented the design of a computer tool which allows to analyze the neutron spectrometry and dosimetry results obtained by means of the hybrid technology based on evolutionary artificial neural networks. This tool was designed under the LabVIEW programming environment in a graphic user interface, which make easy, intuitive and friendly their use. At the same time, the operation speed of the program is high, carrying out the analysis in seconds.*

## 1. Introduction

Evolution and learning are two fundamental forms of adaptation [32, 22]. Artificial neural networks (ANN) [12, 34, 23, 10] and evolutionary algorithms (EA) [25, 29, 13, 6] are both abstraction of natural processes. Since early 1990, they have been combined into a general and unified compu-

tational model of adaptive systems, i.e, Evolutionary Artificial Neural Networks (EANN) [33], to utilize the learning power of neural networks and adaptive capabilities of evolutionary algorithms. EANN refer to a special class of ANN in which evolution is another fundamental form of adaptation in addition to learning. EANN can be regarded as a general framework for adaptive systems, i.e., systems that can change their architectures and learning rules adaptively without human intervention. The evolution and learning of EANN make their adaptation to a dynamic environment much more effective and efficient.

### 1.1 Evolutionary Artificial Neural Networks

Artificial neural networks (ANN) have been used widely in many application areas in recent years. A network consists of a number of network nodes connected by links, and the specific pattern of connections defines the network's topology [16, 15, 19]. Most applications use feedforward ANN and the backpropagation (BP) training algorithm. There are numerous variants of the classical BP training algorithm and other training algorithms which assume a fixed ANN architecture. They only train weights in the fixed architecture that includes both connectivity and node transfer functions. Although the BP learning algorithm, provides a method to train feedforward ANN, it is not free of problems. Many factors affect the learning and they should be treated to have a process of successful learning. The problem of designing a near optimal ANN architecture for an application remains unsolved, however this is an important issue [33].

The design of a near optimal ANN architecture can be formulated as a search problem in the architecture space where each point represents an architecture [31]. Given some performance criteria, e.g., minimum error, fastest learning, lowest complexity, etc., about architectures, the performance level of all architectures forms a surface in the space. The optimal architecture design is equivalent to finding the highest point in the surface. According to the work developed for Yao in 1993 [33] there are several characteristics which such surface which make EA better candidates for searching the surface.

Evolution can be introduced at various levels of ANN. EA has been introduced into ANN at roughly three different levels: connection weights, architectures and learning rules. The evolution of connection weights introduces an adaptive and global approach to training, especially when gradient information is unavailable or too costly to obtain for gradient-based training algorithms to work. Architectural evolution enables ANN to adapt their topologies to different tasks without human intervention. The evolution of learning rules can be regarded as a process of "learning to learn" in ANN where the adaptation of learning rules is achieved through evolution.

There has been a strong interest in recent years in exploring these two forms of adaptation and their roles and interactions in adaptive systems, in the solution of problems of the real world. In the research area of nuclear sciences, the ANN technology has been used with success as an alternative approach in the solution of the neutron spectrometry and dosimetry problems, however, still present some serious drawbacks in the optimal determination of the net topology, and researchers have mentioned the necessity to have new alternatives in order to solve these problems. In prior works was analyzed the evolution of ANN architectures where evolutionary algorithms were used to evolve ANN in the solution of the neutron spectrometry and dosimetry problems [5].

## 1.2 Neutron spectrometry by means of EANN

In recent years, the characterization of ionizing radiation fields in workplaces is one of the challenging activities in radiation protection over the world [3, 24]. Nowadays, neutrons are widely used in many fields of both research and technology [9]. The workers subject to these radiations especially those who are submitted to neutron risk have to be well monitored and protected according to relevant national regulations which are more and more restrictive. As a result, there is an increasing demand in the field of radiation protection to quantify these various neutron fields and to determine the radiation doses involved [7].

The dosimetry of neutron radiation is one of the most complicated tasks in radiation protection [8] mainly be-

cause neutron dosimetry is a complex technique [1] and highly neutron energy dependent, and a precise knowledge on neutron spectrometry is highly essential for all dosimetry-related studies as well as many nuclear physics experiments. In consequence, it becomes necessary to develop additional measuring techniques to enhance the actual workers monitoring systems.

The current interest in neutron spectrometry and dosimetry has stimulated the development of several deconvolution procedures, based on Monte Carlo [17], maximum entropy [30] and iterative algorithms [26, 1]. The neutron spectra unfolding and the dose equivalent calculation problems by means of AI technologies such as GA [27, 28], ANN [2, 18, 20, 11] and EANN [5], starting from the count rates of the Bonner spectrometric system (BSS) [14, 21], is an alternative procedure on the nuclear sciences domain, which has received great attention during the last years due to the successful results that have been obtained.

ANN have received the higher attention among researchers, however, the use of this procedure is not free of problems. Because this is an emergent technology, as the investigations advance, new questions arise and new scientific and technological problems are presented. Many of the previous studies in the neutron spectrometry and dosimetry by means of ANN have found serious problems in the design process of the nets, i.e., the appropriate determination of the structural and learning parameters of the neural networks [4]. EA and ANN are two relatively young research areas that are subject to a steadily growing interest. As was mentioned before, the structure of an ANN is a significant contributing factor to its performance and the structure has been generally heuristically chosen in most works on neutron spectrometry and dosimetry by means of ANN. The use of EA as search techniques has allowed different properties of ANN to be evolved in this research area.

Due to the above-mentioned, it is evident the necessity that faces the scientific community of the nuclear research area of having methods that allow to improve the applications developed by means of AI technologies and at the same time the necessity to develop new technological tools in order to solve the inconveniences encountered along the research carried out. In previous works was examined the use of EA to optimize the structural and learning parameters of ANN applied in the neutron spectrometry and dosimetry problems, however, and because this is an emergent technology, was observed that there are no tools to carry out the analysis of the obtained results, i.e. to prove and to validate the neutron spectra and doses obtained by means of EANN.

In this work, it is presented the design of a computational tool designed under the LabVIEW programming environment, that allows to analyze the spectra of neutrons and equivalent doses obtained by means of EANN. This tool was developed in a graphical user interface, is friendly, in-



### 3. Results

The NSDTB computer tool has the capability to compare in a graphical and numerical way, and at the same time to analyze statistically by means of the Chi square test, the neutron spectrometry and dosimetry information of several unfolding procedures, just reading a text file which contains such information. In this work, is analyzed the spectrometric and dosimetric information obtained with NGO by means of EANN, as is showed in figures 4 through 7, where can be seen a comparison of the the neutron spectra expected (blue line) against the obtained with NGO (red line) and its corresponding 13 equivalent doses, after the training and testing stages made in a time of 0.34 seconds average, of the best EANN selected.

From figure 4 can be seen that there are graphical differences among the spectral and dosimetric information obtained with NGO and the desired information, taken from the testing data set. In this case, the neutron spectra unfolded is better than the equivalent doses calculated. However according the Chi square statistical test, can be seen that there is not statistical difference between the neutron spectra unfolded and the 13 equivalent doses desired and obtained, because the value obtained for the Chi square test, equal to 0.065 for the neutron spectra and 0.027 for the equivalent doses, it is inferior to the critical value of the Chi square tests, equal to 18.49 for the spectra and 5.23 for the doses.

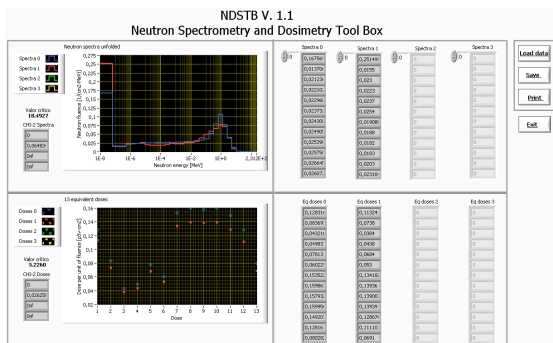


Figure 4. Best neutron spectra with NGO

In a similar way for figure 5, is showed the better equivalent doses calculated and its corresponding neutron spectra obtained with NGO after the training and testing stages of the better EANN. In this figure can be observed that the equivalent doses are better than the neutron spectra unfolded, however the statistical tests show that there are not differences between the spectra and doses desired and obtained.

Figure 6, shows the worst neutron spectra and its corresponding 13 equivalent doses calculated compared with the

desired data. From this figure, can be seen that after applying the statistical test, there are not statistical differences between the desired and the obtained data.

Figure 7, shows the worst 13 equivalent doses and its corresponding neutron spectra. In a similar way as in the case 3, after applying the statistical tests, was observed that there are not statistical differences among the desired and obtained data.

From figures 6 and 7 can be seen that although the reported cases are the worst, the generalization capacity of the EANN designed by means of NGO is high. However, considering that the training time of the EANN was 0.34 seconds average, more training time is needed in order to improve the performance and generalization capacity of the best EANN selected.

The experiments described in the present work, demonstrate that the EA technology can be applied for finding the optimal architectural and learning parameters of EANN in order to solve the neutron spectrometry and dosimetry problems of nuclear sciences, reducing significantly the time spent in the ANN design process itself if compared with the trial and error approach, reported in the literature.

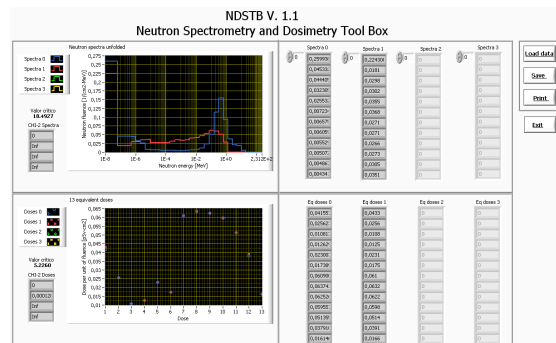


Figure 5. Best equivalent doses with NGO

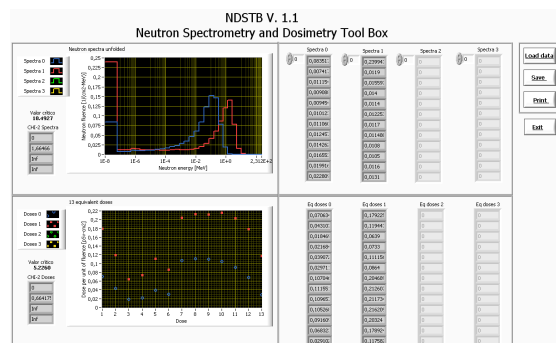


Figure 6. Worst neutron spectra with NGO

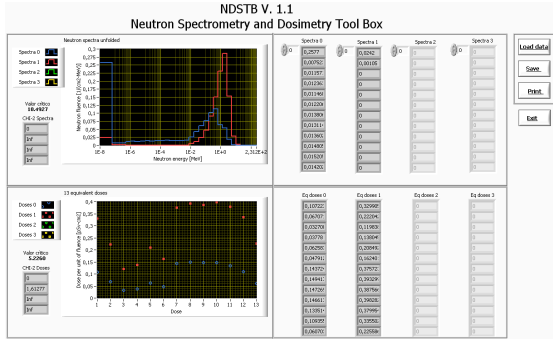


Figure 7. Worst equivalent doses with NGO

#### 4. Conclusions

In real world applications such as the encountered in the neutron spectrometry and dosimetry problems by means of ANN, a serious drawback is the ANN design itself. EA seems to be a proper alternative to solve this problem. EA can be used to assist in the ANN design and training, as a novel approach in the nuclear sciences area, however the lack of information and tools for the analysis of the results obtained with these new technologies, makes difficult the work in this research area.

In this research, was presented a new computer tool designed in a graphical interface under the LabVIEW graphical programming environment, which analyzes the information obtained with EANN designed by means of NGO and oriented to solve the neutron spectrometry and simultaneous dosimetry problems, using only the count rates measured with a Bonner spheres spectrometer system as entrance data.

The results obtained in this work reveals that the hybrid technology of EANN applied in the neutron spectrometry and dosimetry problems it is a very convenient approach of ANN design in comparison with the classical approaches based on the trial and error technique. According the results obtained in this work, it is evident that more research is needed, in order to improve the EANN performance, because the combination of EA and ANN seems to be a very useful approach.

The genetic search capability in ANN design is much more effective than random searching approaches, as the genetic process of recombining features vastly improves the speed of identifying highly fit networks. It also has a potential advantage over just using personal experience in building neural networks, as new and potentially better solutions may be found through this process than might be found using the nearly unavoidable assumptions made by the user.

The new ideas and concepts of EANN bring new life into Artificial Intelligence research applied in the nuclear

sciences. However, new problems arise of combining EA and ANN, such as the proper determination of the EA parameters, and more research is needed in order to overcome these drawbacks.

#### References

- [1] D. C. E. A. Bedogni R. and F. F. Fruit: An operational tool for multisphere neutron spectrometry in workplaces. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research A*, 580(3):1301–1309, 2007.
- [2] D. M. S. Braga C. C. Application of neural networks for unfolding neutron spectra measured by means of bonner spheres. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A*, 476(1-2):252–255, 2002.
- [3] K. H. Brooks F. D. Neutron spectrometry historical review and present status. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research A*, 476:1–11, 2002.
- [4] CERMA. *Robust design of artificial neural networks applying the Taguchi methodology and DoE*. Proceedings of the 2006 Electronics, Robotics and Automotive Mechanics Conference, 2006.
- [5] CERMA. *Artificial Neural Networks Modeling Evolved Genetically, a New Approach Applied in Neutron Spectrometry and Dosimetry Research Areas*, volume 00. Proceedings of the 2008 Electronics, Robotics and Automotive Mechanics Conference, 2008.
- [6] D. L. Chambers. *Handbook of genetic algorithms. Applications*, volume 1. CRC Press, 2001.
- [7] et al Mazrou H. Characterization of the crna bonner spectrometer based on 6lii scintillator exposed to an 241ambe. *Radiation Measurements*, 43:1095–1099, 2008.
- [8] et al Souto E. B. Development of a brazilian-neutron dosimeter. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research A*, 226:3174–3177, 2008.
- [9] et al Wielunski M. Intercomparison exercise with mev neutrons using various electronic personal dosimeters. *Radiation Measurements*, 43:1063–1067, 2008.
- [10] L. V. Fausett. *Fundamentals of neural networks*. Prentice Hall, 1<sup>st</sup> edition, 1993.
- [11] S. R. H. K. S. M. C. E. B. J. P. Fehrenbacher G. and W. W. Proposal of a new method for neutron dosimetry based on spectral information obtained by application of artificial neural networks. *Radiation Protection Dosimetry*, 83(4):293–301, 1999.
- [12] S. D. M. Freeman J. A. *Neural networks: algorithms, applications, and programming techniques*. Addison Wesley Longman Publishing Co., Inc., 1991.
- [13] D. E. Goldberg. *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*. Addison Wesley, 1989.
- [14] P. Goldhagen. Bonner-sphere neutron spectrometry, 1997.
- [15] J. L. Gupta M. M. and H. N. *Static and dynamic neural networks: from fundamentals to advanced theory*. 2003.
- [16] S. Haykin. *Neural Networks: A Comprehensive foundation*. Prentice-Hall, 2<sup>nd</sup> edition, 1999.
- [17] V.-C. H.R., M.-A. E., O.-R. J.M., and A.-A. T. Neutron spectra re-ginning and dose calculation using monte carlo methods. *Revista Mexicana de Física*, 53:1–7, 2007.

- [18] V.-C. H.R., H.-D. V.M., M.-A. E., M.-S. G.A., I. de la Torre M.P., B. R., P.-F. S., M.-V. R., A.-A. T., and O.-R. J.M. Neutron spectrometry using artificial neural networks. *Radiation Measurements*, 41:425–431, 2006.
- [19] M. J. Jain A. K. and M. K. M. Artificial neural networks: a tutorial. *IEEE: Computer*, 29(3):31–44, 1996.
- [20] K.-F. R. S. S. Kardan M. R. and G.-N. M. Neutron spectra unfolding in bonner spheres spectrometry using neural networks. *Radiation Protection Dosimetry*, 104(1):27–30, 2004.
- [21] R. M. A. B. Lacoste V. and M. H. Bonner sphere neutron spectrometry at nuclear workplaces in the framework of the evidos project. *Radiation Protection Dosimetry*, 125(1-4):304–308, 2007.
- [22] C. J. Lakhmi. *Fusion of neural networks, fuzzy sets, and genetic algorithms: industrial applications*. 1st edition, 1998.
- [23] R. Lippmann. An introduction to computing with neural nets. *IEEE ASSP Magazine*, 4(2):4–22, 1987.
- [24] S. B. R. L. McDonald J. C. and A. W. G. Neutron spectrometry for radiation protection purposes. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research A*, 476(1-2):347–352, 2002.
- [25] M. Melanie. *An Introduction to Genetic Algorithms*. MIT Press, 1998.
- [26] S. C. Miller. *AFITBUNKI: A Modified Iterative Code to Unfold Neutron Spectra from Bonner Sphere Detector Data*. PhD thesis, 1993.
- [27] B. Mukherjee. A high-resolution neutron spectra unfolding method using the genetic algorithm technique. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research A*, 479(1-2):247–251, 2002.
- [28] B. Mukherjee. Andi-03: a genetic algorithm tool for the analysis of activation detector data to unfold high-energy neutron spectra. *Radiation Protection Dosimetry*, 110(1-4):249–254, 2004.
- [29] W. G. Periaux J. *Genetic algorithms in engineering and computer science*. John Wiley & Sons, 1995.
- [30] Z. A. Reginatto M. Bayesian and maximum entropy methods for fusion diagnostic measurements with compact neutron spectrometers. *Review of Scientific Instruments*, 79(2):023505–+, 2008.
- [31] F. Rothlauf. *Representations for Genetic and Evolutionary Algorithms*. Springer, 2006.
- [32] S. P. Whiteson S. Evolutionary function approximation for reinforcement learning. *The Journal of Machine Learning Research*, 7:877–917, 2006.
- [33] X. Yao. Evolutionary artificial neural networks. *International Journal of Neural Systems*, 4(3):203–222, 1993.
- [34] J. Zupan. Introduction to artificial neural network (ann) methods: what they are and how to use them. *Acta Chimica Slovenica*, 41(3):327–352, 1994.

## Artificial Neural Networks Modeling Evolved Genetically, a New Approach Applied in Neutron Spectrometry and Dosimetry Research Areas

Ortiz-Rodríguez José Manuel<sup>1,3</sup>, Martínez-Blanco Ma. del Rosario<sup>2</sup>, Gallego Eduardo<sup>4</sup> and Vega-Carrillo Héctor Rene<sup>1,2,3</sup>

*Unidades Académicas de la Universidad Autónoma de Zacatecas:*

*1- Ingeniería Eléctrica, 2 - Estudios Nucleares*

*Av. Ramón López Velarde No.801, Col. Centro, 98000, Zacatecas, México.*

*3 - Departamento de electrotecnia y electrónica, Escuela Politécnica Superior, Avda. Menéndez Pidal, s/n, Universidad de Córdoba, Córdoba Spain*

*4 - Depto. de Ing. Nuclear de la Universidad Politécnica de Madrid*

*C. José Gutiérrez Abascal No. 2, 28006 Madrid, Spain*

*E-mail authors: [morvymm@yahoo.com.mx](mailto:morvymm@yahoo.com.mx), [mrosariomb@yahoo.com.mx](mailto:mrosariomb@yahoo.com.mx) and [fermineutron@yahoo.com](mailto:fermineutron@yahoo.com)*

### Abstract

*Recently, the use of the artificial neural networks technology has been applied with success in the research area of nuclear sciences, mainly in the neutron spectrometry and dosimetry domains, however, the structure (net topology), as well as the learning parameters of the neural networks, are factors that contribute in a significant way in the networks performance. It has been observed that the researchers in the nuclear sciences area carry out the selection of the network parameters through the trial and error technique, which produces poor artificial neural networks with low generalization capacity and poor performance. It has been observed that the use of the evolutionary algorithms, seen as search and optimization approaches, it has allowed to be possible to evolve and to optimize different properties of artificial neural networks, such as the proper synaptic weight initialization, the optimum selection of the network architecture or the selection of the training algorithms. The aim of the present work is focused in analyzing the intersection of the artificial neural networks and the evolutionary algorithms, analyzing like it is that the evolutionary algorithms can be used to help in the design processes and training of an artificial neural network, in such a way that the neural network designed is able to unfold in an efficient way neutron spectra and to calculate equivalent doses, starting only from the count rates obtained from a Bonner spheres spectrometric system.*

### 1. Introduction

In last years, the Artificial Neural Networks (ANN) technology has been utilized in the neutron spectrometry and dosimetry research areas [1-6]. By using the integral counts of the Bonner Spheres Spectrometer (BSS) system it is possible to unfold the neutron spectra [7-14]. The BSS response matrix, the count rates and the neutron spectrum are related through the Fredholm integro-differential equation which is an ill-conditioned equations system with an infinite number of solutions. The weight, time consuming procedure, the need to use an unfolding procedure and the low resolution spectrum are the BSS system drawbacks. Each of the mentioned difficulties has motivated the development of complementary procedures such as maximum entropy, GA [15, 16] and ANN [1-6].

ANNs have been well recognized for its approximation capability provided the input-output data are available. Nevertheless, the conventional training algorithm utilized in the model development is always encountering difficulties to converge at global solution. Many of the previous studies in neutron spectrometry and dosimetry by using the ANN approach have found serious drawbacks in the ANN design process itself, mainly in the proper determination of the structural and learning parameters of the ANN, which are significant contributing factors to its performance, because the optimal selection of

these parameters follows in practical use no rules, and their value is at most arguable, mainly because they are generally heuristically chosen by using the trial and error technique, which produces poor artificial neural networks with low generalization capacity and poor performance. In consequence more research has been suggested in order to overcome these serious drawbacks [1, 2].

In general, the development of a good ANN model depends on several factors [17-23]. The first factor is related to the data being used, the second factor is the network architecture or model structure, the third factor is the model size and complexity and finally, the quality of the ANN model is also strongly dependent on network training. This stage is essentially an identification of model parameters that fits the given data; and is perhaps the most important factor among all. Training a neural network involves updating the weights in such a manner that the error between the outputs of the neural networks and the actual response being modeled is minimized. Until today, many researchers still prefer use the gradient search method Back Propagation (BP) in training ANN. However, this technique is a local search method and when applied to complex nonlinear optimization problems, can sometimes result in inconsistent and unpredictable performances. One of the main hindrances is due to the fact that searching of optimal weights is strongly dependent on initial weights and if they are located near local minima, the algorithm would be trapped; if the initial guess of the ANN is near local maxima, it will climb the gradient and get stuck. Several different attempts have been proposed by various researchers to alleviate the training problems. These include imposing constraints on the search space, restarting training at many random points, adjusting training parameters and restructuring the ANN architecture. However, some approaches are problem-specific and not well accepted and different researchers tend to prefer different methodologies.

Among the limitations of ANN, the followings should be given added emphasis: network architecture, training algorithm, training data, and process relationship. All of these limitations have motivated researchers to generate ideas of merging or hybridizing ANN with other approaches in the search for better performance. Some of the available schemes include expert systems, statistical methods such as the Robust Design of Artificial Neural Networks (RDANN) methodology [24], fuzzy logic, wavelet transform and as well as GA [25-28]. Aiming at improving the accuracy and robustness of ANN model, GA [29-31] was introduced in ANN modeling for connection weights or architecture evolution. By evolving the

ANN some of the drawback of conventional ANN can be overcome.

One of the more promising techniques to design the structural and learning parameters of ANN is by introducing adaptation of network training using GA. The aim of the present work is focused in analyzing the intersection of the artificial neural networks and the GA, analyzing like it is that GA can be used to help in the design processes and training of ANN, i.e., in the optimum selection of the structural and learning parameters of ANN, improving its generalization capacity, in such a way that the neural network designed is able to unfold in an efficient way neutron spectra and to calculate equivalent doses, starting only as entrance data from the count rates obtained of a Bonner spheres spectrometric system.

## 2. Materials and Methods

Evolving Artificial Neural Networks refer to a special class of ANN in which evolution is another fundamental form of adaptation in addition to learning [29-31]. In this case, GA can be used to adapt connection weights, architecture design, learning rule adaptation, input feature selection and so on. The evolution of ANN can increase model adaptability to a dynamic environment. In other words, the models developed are more robust to dynamic nonlinear process system. This benefits the ANN since its generalization capability can be improved. In terms of architecture design and learning algorithm, GA can also help to reduce the uncertainties in some parameter selection.

There are two major attempts to evolve ANN. The first attempt is to conjugate GA with ANN by the evolution of connection weights. The evolution process can further divided into two stages. The first stage only dealt with the offline set-up of the network that GA was used in training of the connection weights instead of using classical training algorithm. The second stage extended the approach of off-line training, by means of enabling on-line retraining strategy to connections weights in a fixed topology network. This increased the capability of ANN to follow real-time interactive environment via continuous updating the model knowledge from retraining process data. The second attempt in providing adaptability to the neural model is to evolve its architecture. With the term architecture, intend not only for the topological structure, but also the transfer functions of the neurons. The evolution of architectures allows neural network to adapt their topologies to different tasks or to a non stationary



changing environment without human intervention, introducing an approach to automatic neural network design

In this work, 300 genetically evolved neural networks were designed, trained and tested in a time of 00:01:43, selecting the best of all of them. To train the networks were used the count rates coming from 7 Bonner spheres as input and a data set of 128 neutron spectra and 13 equivalent doses as outputs [1,2,32]. In the analysis of the 128 data used in the training and testing process of the ANN design, were used seven neurons in the input layer (corresponding to the seven Bonner Spheres used as input variables) and 44 neurons in the output layer (corresponding 31 of them to the spectra to be unfolded and the 13 remaining to the equivalent doses to be calculated). In the ANN design process, was used the Root-Mean-Square Error of Prediction (RMSEP) as objective function, which is the square root of the sum of the squared differences between the observed and predicted values for all observations in the test set divided by the number of such observations, to estimate the prediction error. To design the optimal ANN was used the software NeuroGenetic Optimizer® (NGO), version 2.6, from BioComp Systems, Inc. [33]. The original data were automatically subdivided by the software into training and test sets by using a random procedure. For the 128 neutron spectra and equivalent doses samples included in the dataset, 112 samples were used as the modelling/training set, and the remaining samples as the test set.

According NGO, the processes of GA in the context of ANN are the following. The GA process is based on a fundamental cyclic process. This process consists of: (1) Creating an initial population of “genotypes” (genetic representations of the neural networks); (2) Building neural networks (“phenotypes”) based on the genotypes; (3) Training and testing the neural networks to determine how fit they are; (4) Comparing the fitness of the networks and keeping the best; (5) Selecting those networks in the population which are better, discarding those which aren’t; (6) Refilling the population back to the defined size; (7) Pairing up the genotypes of the neural networks; (8) “Mating” the genotypes by exchanging genes (features) of the networks; (9) “Mutating” the genotypes in some random fashion; Then returning back to step (2) and continuing this process until some stopping criteria is reached or manually stops the process. Through the process described previously, the better networks survive and their features carry forward into future generations and are combined with others to find better and better networks for the problem considered. This genetic search capability is much more effective than

random searching, as the genetic process of recombining features vastly improves the speed of identifying highly fit networks. The design parameters of the ANN as well as the GA, used to evolve an ANN able to unfold neutron spectra and to calculate equivalent doses, by utilizing the NGO, were the following: The GA parameters - generations run: 10, population size: 30, selection was performed by the top 50% surviving, refilling of the population was done by cloning the survivors, mating was performed by using the TailSwap technique, mutations were performed using the following technique(s): random exchange technique at a rate of 25%. The ANN parameters used were: the minimum network training passes for each network were 20, the cutoff for network training passes was 50, the input neural node influence factor used was 0, the hidden neural node influence factor used was 0, the limit on hidden neurons was 8, the Root Mean Squared Error on training set was 1.4455, the Min. Root Mean Squared Error on test set was 0.4002, the Root Mean Squared Error on validation set was 0.00, the network type was a Fast-Back Propagation neural network, the network employed 255 inputs and 1 hidden layer with 1 Logistic 1 Tanh 1 Linear neurons, there were 1 output neurons using the Tanh transfer function.

### 3. Results

ANN have the potential to be used in the neutron spectrometry and dosimetry research areas due to its nonlinear mapping ability that enabled the capability to accurately describe the behavior of complex systems. The genetic search capability in ANN design is much more effective than random searching approaches, as the genetic process of recombining features vastly improves the speed of identifying highly fit networks.

The general idea of combining GA and ANN was the following: Information about the neural network was encoded in the genome of the genetic algorithm. At the beginning, a number of random individuals were generated. The parameter strings were evaluated, which means a neural network was designed according to the genome information. Its performance was determined after training with back-propagation. Then, they were evaluated and ranked. The fitness evaluation may take more into consideration than only the performance of the individual. Finally, crossover and mutation created new individuals that replaced the worst - or all - members of the population. This general procedure was quite straight-forward.

In this work, by using NGO for the genetically evolved ANN modeling applied in neutron

spectrometry and dosimetry, 34 training records at training stage were selected at random by NGO, as is showed in figure 1, where can be seen a comparison between the desired neutron spectra (black line) and predicted (blue line) of the optimal genetic ANN designed. In figure 1, can be appreciated that the error obtained in the optimal genetic ANN is small, which implies that the ANN learning was good. Statistical tests would be necessary to validate this inference.

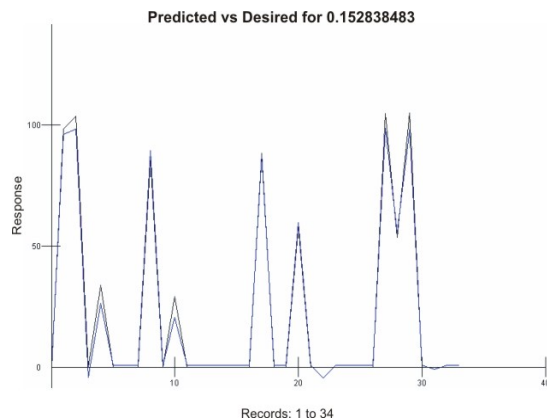


Figure 1. A comparison between 34 training records at training stage, of the optimal genetic ANN designed

In a similar way, in the testing stage, NGO selected randomly 9 records to carry out another comparison between the desired neutron spectra (black line) and predicted (blue line) of the optimal genetic ANN designed, with the purpose of checking the ANN generalization capability, by using data that were not included in the training stage, as shows figure 2, where can be seen that as in the training stage case, the error among the selected records is small, which is an indicator that this ANN has good generalization capability and in consequence this makes infer that this ANN unfold neutron spectra of high performance.

Figure 3, shows a comparison among the curve of errors obtained during the training and testing stages of the best ANN evolved genetically. The vertical scale of the figure shows the square root of the mean square error, and the horizontal scale shows the number of occasions in that the dataset was used to train the net. As it is observed, at the beginning the error is big in both cases, but it descends as the number of cycles is increased with which the net was trained. In figure 3 can be appreciate that the error obtained in the training stage (line in blue color), presents a soft curve if it is compared with the error obtained in the test stage (line in red color), which presents strong oscillations, which implies that the testing stage was easier and better than the training of modeling.

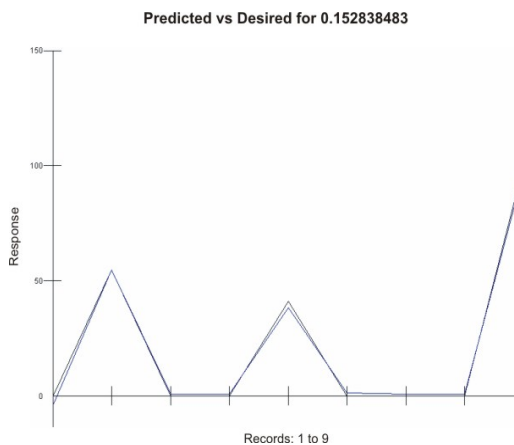


Figure 2. A comparison between 9 testing records at testing stage, of the optimal genetic ANN

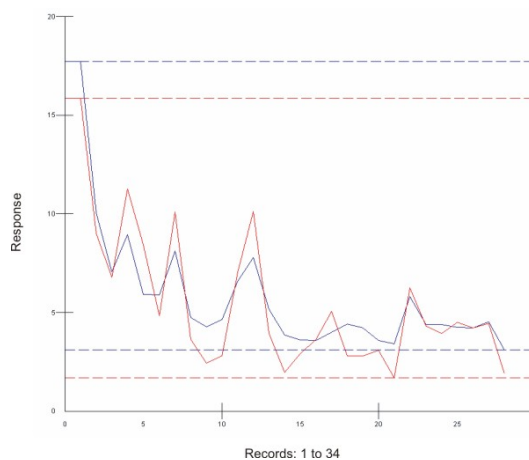


Figure 3. Root square mean error comparison at training and testing stages of the optimal genetic ANN

The best genetic ANN was found on generation 9 after a runtime of 00:01:43. Once concluded the training and testing processes of all the designed ANN by means of NGO, it was observed that the best ANN selected, it was even able to continue learning, the anterior makes infer that if the AG-ANN parameters used to evolve the net in question are modified, for example by giving more training time and using more times the data set training, the ANN performance as well as the generalization capability can be significantly improved, producing in consequence better neutron spectra and calculated doses.

A drawback was observed with the use of NGO applied in the neutron spectrometry and dosimetry domain, and is that the form of presenting the obtained information to the nuclear researcher is not adequate, since the information of the spectrum of neutrons and the equivalent doses have to be separated and presented in different graphics which not occurs in NGO, because it presents the neutron spectra and dose calculus in the same graphic, as is observed in figure 1 and 2. Because the tool explored in this work, denominated Genetic Artificial Neural Networks (GANN), although it is broadly well-known for the investigators, but however, it is applied for first time in the nuclear sciences area, specifically to solve both the neutrons spectrometry and dosimetry problems, it is observed that tools don't exist to solve the drawbacks encountered with the use of NGO, reason why it is necessary to carry out more investigation with the aim of building tools that allow to solve the outlined problems. At the present time are being carried out spread works to propose solutions to the same ones [34].

#### 4. Conclusions

In this work, GA technology by means of NGO was used for first time, for the modeling and optimization of an ANN capable to solve the neutron spectra unfolding and simultaneous calculus of 13 equivalent doses problems. The time spent in the ANN design process and the performance obtained with the use of this new methodology, is so inferior and at the same time so superior, respectively, if compared with heuristic approaches. [1-6]

The genetic search capability in ANN design is much more effective than random searching approaches, as the genetic process of recombining features vastly improves the speed of identifying highly fit networks. It also has a potential advantage over just using personal experience in building neural networks, as new and potentially better solutions may be found through this process than might be found using the nearly unavoidable assumptions made by the user. The new ideas and concepts of GA and ANN bring new life into Artificial Intelligence research. However, the problem of combining GA and ANN lies in the encoding of the network.

Unlike BP training algorithm of ANN, GA is a global search algorithm based on the principle "survival of fittest". It simultaneously searches for solutions in several regions, thus increasing the probability of global convergence. Furthermore, since it is impossible to formulate an a priori exact model of

the system, a more practical approach is off-line set up a rough model, followed by on-line update of the model using GA. In this way, the merging of GA and ANN will gain adaptability to dynamic environment and lead to significantly better intelligent systems than relying on ANN or GA alone. In other words, the GA-ANN model presented here should be more robust to dynamic nonlinearity of the process involved.

Once concluded the training and testing processes of all the designed RNA by means of NGO, it was observed that the best RNA selected, it was even able to continue learning, the anterior makes infer that if the GA-ANN parameters used to evolve the net in question, are modified, the ANN performance as well as the generalization capability can be improved, producing in consequence better neutron spectra and calculated doses.

A serious drawback was observed with the use of the NGO in the neutron spectrometry and dosimetry solution problems, and is that it has not the capability to separate the information of the unfolded spectra and the 13 equivalent doses calculated, to be presented to the end user in a proper way. Thus, the spectra and dose calculus information is presented in a non convenient way for its interpretation to the researcher. Because the novelty of this methodology there are no tools at this moment, to overcome the drawbacks encountered in this research, being necessary to develop scientific tools for such end. At present, work is being carried out in this to alleviate this inconvenience.

In this research, a new evolvable ANN modeling approach called Genetic Artificial Neural networks (GANN) methodology was presented for first time, which utilizes an optimization process based on the combination of genetic algorithms and artificial neural networks applied in the design of an ANN, oriented to solve the neutron spectrometry and simultaneous dosimetry problems, using the count rates measured with a Bonner spheres spectrometer system. The experiments described in the present work, demonstrate that the GA technology can be applied for finding the optimal network parameters and architecture for ANN, in the neutron spectrometry and dosimetry domains of nuclear sciences.

In future works, would be necessary to perform statistical tests to validate if exists statistical difference between the desired data and the obtained.

#### 5. References

- [1] H.R. Vega-Carrillo, V.M. Hernandez-Davila, E. Manzanares-Acuña, G.A. Mercado, E. Gallego, E. Lorente, W.A. Perales, J.A. Robles, "Artificial neural networks in neutron dosimetry", *Radiat. Prot. Dosim.*, 118 251 (2006).
- [2] H.R. Vega-Carrillo, V.M. Hernández-Dávila, E. Manzanares-Acuña, G. Mercado, M.P. Iñiguez, R. Barquero, F. Palacios, R. Méndez, T. Arteaga, J.M. Ortiz, "Neutron spectrometry using artificial neural networks", *Radiat. Measur.*, 41 425 (2006).
- [3] Braga, C.C. and Dias M.S., "Application of neural networks for unfolding neutron spectra measured by means of Bonner spheres", *Nucl. Instrum. Meth. Phys. Res.*, A 476 (2002).
- [4] Cordes A., Fehrenbacher G., Schutz R., Sprunk M., Hahn K., Hofmann R., Biersack J.P., "An approach to unfold the response of a multi-element system using artificial neural networks", *Wahl W.*, *IEEE Trans. Nucl. Sci.*, 45 (1998).
- [5] Fehrenbacher G., Schutz R., Hahn K., Sprunk M., Cordes, A., Biersack J.P., Wahl W., "Proposal of a new method for neutron dosimetry based on spectral information obtained by application of artificial neural networks", *Radiat. Prot. Dosim.*, 83 (1999).
- [6] Kardan M.R., Koochi-Fayegh R., Setayeshi S., Ghiassi-Nejad M., "Fast neutron spectra determination by threshold activation detectors using neural networks", *Radiat. Measur.*, **38** (2004).
- [7] McDonald J.C., Siebert B.R.L., Alberts W.G., "Neutron spectrometry for radiation protection purposes", *Nucl. Instrum. Meth. Phys. Res.*, A 476 (2002).
- [8] Thomas J. D., "Neutron spectrometry for radiation protection", *Radiat. Prot. Dosim.*, 110 (2004).
- [9] H.R. Vega-Carrillo, E. Manzanares Acuña, J.M. Ortiz-Rodríguez, and T. Arteaga Arteaga, "Neutron spectra re-binning and dose calculation using Monte Carlo methods", *Revista Mexicana de Física*, 53 3 (2007).
- [10] Matzke M., "Unfolding procedures", *Radiation Protection Dosimetry*, 107 (2003).
- [11] El Messaoudi M, Chouak A, Lferde M, Cherkaoui R., "Performance of three different unfolding procedures connected to Bonner sphere data", *Radiat Prot Dosim.*, 108 (2004).
- [12] Lacoste V., Gressier V., Pochat J.-L., Fernandez F., Bakali M., Boassoule T., "Characterization of Bonner spheres systems at monoenergetic and thermal neutron fields", *Radiat. Prot. Dosim.*, 110 (2004).
- [13] Vylet V., "Response matrix of an extended Bonner sphere system", *Nucl. Instrum. Meth. Phys. Res.*, A 476 (2002).
- [14] Vega-Carrillo, H.R., Manzanares-Acuña, E., Hernández-Dávila, V.M, and Mercado, G.A., "Response matrix of a multisphere neutron spectrometer with an  $^3\text{He}$  proportional counter", *Rev. Méx. Fis.*, 51 (2005).
- [15] Mukherjee B., "A high-resolution neutron spectra unfolding method using the genetic algorithm technique", *Nucl. Instrum. Meth. Phys. Res.*, A 476 (2002).
- [16] Freeman, D.W., Edwards, D.R., Bolon, A.E., "Genetic algorithms-A new technique for solving the neutron spectrum unfolding problem", *Nucl. Instrum. Meth. Phys. Res. A*, 425 (1999).
- [17] Fausett L., *Fundamentals of neural networks*, Prentice-Hall, (1993).
- [18] Gupta M.M., Lin J., and Homma N., *Static and Dynamic Neural Networks. From Fundamentals to Advanced Theory*, John Wiley & Sons, (2003).
- [19] Haykin S., *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*, Prentice Hall, (1999).
- [20] Jain, A.K., Mao J., and Mohuiddin, K.M., "Artificial neural networks: a tutorial", *IEEE*, 29 (1996).
- [21] Lippmann R.P., "An introduction to computing with neural networks", *IEEE ASSP MAGAZINE*, 4 2 (1987).
- [22] M.M. Gupta, J. Lin, and N. Homma, *Static and Dynamic Neural Networks from Fundamentals to Advanced Theory*, John Wiley & Sons, 2003.
- [23] Kohonen, T., *Procc. IEEE*, 78 9 (1990).
- [24] J.M. Ortiz Rodríguez, M.R. Martínez Blanco, and H.R. Vega carrillo, "Robust design of artificial neural networks applying the taguchi methodology and DoE", *CERMA* (2006).
- [25] Goldberg, David E., *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*, Addison-Wesley (1989).
- [26] Randy L. Haupt and Sue Ellen Haupt, *Practical genetic algorithms*, Wiley (2004).
- [27] Franz Rothlauf, *Representations for Genetic and Evolutionary Algorithms*, Springer (2006).
- [28] Mitchell Melanie, *An Introduction to Genetic Algorithms*, MIT Press (1998).
- [29] Xin Yao, a review of evolutionary artificial neural networks, *international journal of intelligent systems*, 8 (1993).
- [30] Lakhmi C. Jain; N.M. Martin, *Fusion of Neural Networks, Fuzzy Systems and Genetic Algorithms: Industrial Applications*, CRC Press (1998).
- [31] S. Whiteson and P. Stone, *Evolutionary Function Approximation for Reinforcement Learning*, *journal of machine learning research*, 7 (2006).
- [32] H.R.Vega-Carrillo, M.P. Iñiguez, "Catalogue to select the initial guess spectrum during unfolding", *Nucl. Instrum. Meth. Phys. Res. A* (2002)
- [33] <http://www.biocompsystems.com>
- [34] Martínez-Blanco Ma. del Rosario, Ortiz-Rodríguez José Manuel and Vega-Carrillo Héctor Rene, "A New Computer Tool Based on ANN Technology, applied in neutron spectrometry and dosimetry research areas", accepted to be presented at *CERMA* (2008).

## A New Computer Tool Based on ANN Technology, applied in neutron spectrometry and dosimetry research areas

Martínez-Blanco Ma. del Rosario<sup>2</sup>, Ortiz-Rodríguez José Manuel<sup>1,3</sup> and Vega-Carrillo Héctor Rene<sup>1,2,3</sup>

Universidad Autónoma de Zacatecas:

Unidades Académicas: 1- Ingeniería Eléctrica, 2 - Estudios Nucleares

3 - Departamento de electrotecnia y electrónica, Escuela Politécnica Superior, Avda. Menéndez Pidal, s/n - Escuela Politécnica Superior, Córdoba Spain

E-mail authors: [mrosariomb@yahoo.com.mx](mailto:mrosariomb@yahoo.com.mx), [morvymm@yahoo.com.mx](mailto:morvymm@yahoo.com.mx) and, [fermineutron@yahoo.com](mailto:fermineutron@yahoo.com)

### Abstract

*In the neutron spectrometry and dosimetry research areas by means of the Bonner spheres spectrometric system utilizing classical approaches, such as Montecarlo, parametrization and iterative procedures, the weight, time consuming procedure, the need to use an unfolding procedure, the low resolution spectrum, and the need to use the neutron fluence-to-dose conversion coefficients for calculating the equivalent doses are some drawbacks which these approaches offer. Each of the mentioned difficulties has motivated the development of complementary procedures such as maximum entropy, genetic algorithms and artificial neural networks. The use of neural networks to unfold neutron spectra and to calculate equivalent doses from the count rates measured with BSS system has become in an alternative procedure, which has been applied with success, however, it is observed that doesn't exist computer tools based on ANN technology to unfold neutron spectra and to calculate equivalent doses. In this work a customized front end user interface software application, called Neutron Spectrometry and Dosimetry by means of Artificial Neural Networks (NSDANN) based on ANN technology, is presented, which is capable to unfold neutron spectra and to simultaneously calculate 13 equivalent doses, by using only the count rates of a BSS system, in just a few seconds.*

### 1. Introduction

The dosimetry of neutron radiation is one of the most complicated tasks in radiation protection [1]. This arises from several factors, related to either the definition of the operational quantities, or the practical problems in the instrument design and calibration [2]. Reliable determination of neutron doses in workplaces is still an issue in the field of radiation protection [3].

Although there is a wide range of different devices used for neutron spectrometry, the majority of the instruments can be grouped together into a small number of broad categories, each one based on a common underlying technique [4-6]. Among the many available neutron spectrometry techniques, the multisphere or Bonner sphere spectrometer (BSS) system is the most used for radiation protection purposes [7-9], due to advantageous characteristics as wide energy range (from thermal to GeV neutrons), large variety of active or passive thermal sensors allowing adapting the sensitivity to the specific workplace, good photon discrimination and simple signal management. Disadvantages are the poor energy resolution, which does not allow appreciating fine structures as narrow peaks, the weight, and the need to sequentially irradiate the spheres, requiring, in general, long exposure periods [1].

In the neutron spectrometry by means of the BSS system and utilizing the classical approaches, as for example Montecarlo, parametrization and iterative procedures, the weight, time consuming procedure, the need to use an unfolding procedure, the low resolution spectrum, and the need to use the neutron fluence-to-dose conversion coefficients for calculating the equivalent doses are some drawbacks which these

approaches offer. Each of the mentioned difficulties has motivated the development of complementary procedures such as maximum entropy, Genetic Algorithms (GA) and Artificial Neural Networks (ANN). The use of ANN to unfold neutron spectra and to calculate equivalent doses from the count rates measured with BSS system has become in an alternative procedure [10-15], which has been applied with success, and some authors have expressed that this technology merit attention because de success obtained [2].

In the ANN design process, the choice of the ANN's basic parameters (network topology, learning rate, initial weights, etc) often determines the success of the training process. The selection of these parameters follows in practical use no rules, and their value is at most arguable, because users have to choose the architecture and determine many of the parameters in a selected network by employing the trial and error technique which produces ANN with poor performance and low generalization capability spending often large amount of time. To overcome these drawbacks a new approach known as Robust Design of Artificial Neural Networks (RDANN) methodology has been proposed [22-27]. The RDANN methodology is a powerful method based on parallel processes where all the experiments are planned a priori and the results are analyzed after all experiments are completed. RDANN can help to provide answers to critical design and construction issues of ANN.

As mentioned before, by using the integral counts of the BSS system it is possible to unfold the neutron spectra by using several methods like Montecarlo, parametrization and iterative procedures, considered as classical approaches. The use of ANN to unfold neutron spectra and to calculate equivalent doses from the count rates measured with BSS system has become in an alternative procedure which has been applied with success [10-15], however, the optimum ANN parameter determination problem remains. RDANN has been used to alleviate this drawback [22-27].

Provided a well-established response matrix and adequate irradiation conditions, the most delicate part of the BSS-based spectrometry are the unfolding process. Many computerized BSS unfolding codes have been developed, as for instance BONDI-97, SAND, MAXED, BUNKIT [28]. Other than conventional methods used to unfold the neutron spectra, considered as new approaches, have recently been developed such as MITOM [29], FRUIT [2], GRAVEL [3,30] and NUBAY [3,30]. The critical points of these neutron spectra unfolding codes are, in general, the complexity of the codes, the need of a very expert user and the need of realistic a priori

information, such as a "default spectrum" as close as possible to the spectrum to be obtained [2]. These considerations, together with those suggested by the experience in radiation protection around neutron producing facilities, suggest that an unfolding code devoted to the operational workplace neutron monitoring would be of great help to the radiation protection community [2]. With this purpose, a new computer tool based on ANN technology was developed. In this work is presented a customized front end user interface software application, called Neutron Spectrometry and Dosimetry by means of Artificial Neural Networks (NSDANN) based on ANN technology, capable to unfold neutron spectra and to simultaneously calculate 13 equivalent doses, by using only as input data the count rates coming of a BSS system, in just a few seconds if compared with the time spent with the classical techniques, not being needed a priori information about the spectra being calculated.

## 2. Materials and methods

In prior works, a large variety of neural network architectures and topologies were developed, by using the RDANN methodology, in order to build an ANN capable to solve the neutron spectrometry and dosimetry problems. The best ANN selected was: network topology: 7:26:39:44, momentum: 0.1, learning rate: 0.1, training algorithm: *trainscg*, target mean square error:  $1e-4$ , as is showed in figure 1, where can be seen a basic scheme of the ANN designed. In this figure, can be highlighted that the ANN requires only as input data, the count rates coming from a BSS system; the neutron spectra is unfolded and 13 equivalent doses are simultaneously calculated in an automated way, after just a few seconds and in an independent way, i.e., for calculating the equivalent doses, this ANN does not require the spectrometric information.

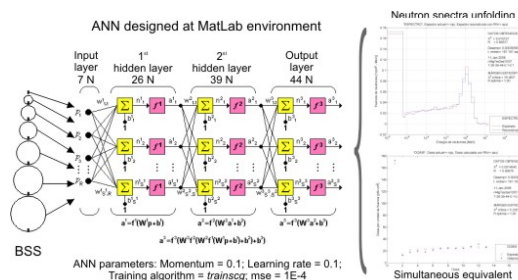


Figure 1. Neutron spectrometry-dosimetry based on ANN

Once the network's parameters were determined (which was the harder task), the same was trained and

tested, however, from the literature reviewed, it was observed that doesn't exists computer tools based on ANN technology to make neutron dosimetry in nuclear workplaces, in such a way that it exists the necessity for building a computational tool for such an end, which is the aim of this work.

The NSDANN computer tool was designed under Matlab® programming environment extracting the numerical data stored at synaptic weights, and building an end user interface as is showed in figure 2, where can be seen that the NSDANN computer tool requires as entrance data, only the measured Bonner spheres counts rate which must be stored in an spreadsheet in a local folder of the computer. After the counts rate are reading by NSDANN, it produces the output, i.e., the neutron spectra unfolded and 13 equivalent doses, after a few seconds in a completely automated way. The information produced by NDSANN is available in both graphical and numerical format for a further manipulation of the researcher.

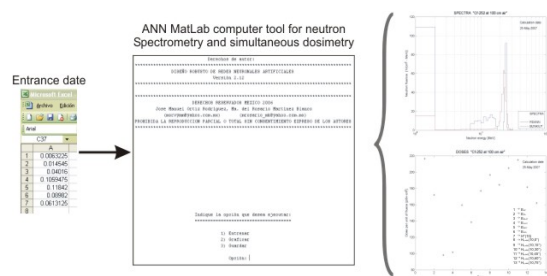


Figure 2. NSDANN computer tool designed with ANN

By using NSDANN tool, showed in figure 2, two cases were carried out in order to probe and to validate the designed tool comparing the results obtained against classical and contemporary neutron spectrometry approaches. The first one case was as follows: a BBS system with a  $0.4 \times 0.4 \text{ cm}^2$   ${}^6\text{LiI}(\text{Eu})$  scintillator as thermal neutron was used to obtain the counts rate of a of  ${}^{252}\text{Cf}$  neutron source at 100 on air, in the Unidad Académica de Estudios Nucleares of the Universidad Autónoma de Zacatecas (UAZ), Mexico. Then the obtained data were introduced to NSDANN. The results were compared against the results obtained for the same count rate but using the neutron spectra unfolding code known as BUNKI.

For the second case, was used a data set obtained from an experiment reported and carried out with a new neutron spectrometric tool (MITOM) proposed by Universidad Autónoma de Barcelon (UAB), Spain [31]. Several important differences exist between the UAB experiment by means of MITOM and the UAZ experiment by means of NSDANN tool.

The most important difference relies in the type of detector used in each case. In figure 3 can be seen the

response matrix of the UAB for 12 Bonner spheres and a detector of the type  ${}^3\text{He}$ , whereas in figure 4 can be seen the response matrix of the UAZ for 7 Bonner spheres and a  $\text{cm}^2$   ${}^6\text{LiI}(\text{Eu})$  scintillator as detector. It is important to mention that the UAZ response matrix was used to train the ANN contained in NSDANN [27]. Table 1, shows the counts rate readings of the UAB BSS system. In table 1, can be seen highlighted the data used to compare and validate the NSDANN computer tool.

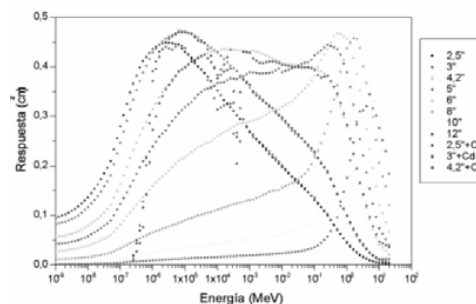


Figure 3. BBS response matrix of the  ${}^3\text{He}$  detector (UAB)

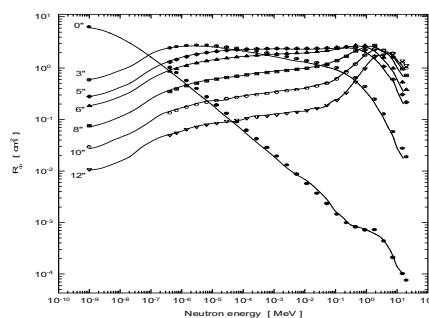


Figure 4. BBS response matrix of the  ${}^6\text{LiI}(\text{Eu})$  detector (UAZ)

Table 1. Bonner spheres counts rate of the UAB BSS system for a realistic spectra used in UAZ-NSDANN

Sphere diameter [inc]	Measured counts rate
2.5	5703e-4
3	6120e-4
4.2	6111e-4
5	5436e-4
6	4452e-4
8	2389e-4
10	1132e-4
12	5120e-4
2.5/Cd	2638e-4
3/Cd	3396e-4
4.2/Cd	4235e-4

### 3. Results

In this work was presented a front end computer tool, based on the ANN technology and RDANN methodology, called NDSANN, with the following characteristics: it is a front end computer tool application, simple for the use of the end user, fast in the neutron spectra unfolding process. This tool is capable to unfold neutron spectra and simultaneously calculates 13 different equivalent doses in an independent way, with just the count rates of the BSS system as entrance data, not requiring the neutron spectra information to calculate the equivalent doses. The NSDANN tool after analyzing the input data, presents the results obtained in both graphical and numerical way. From the two cases considered in this work were obtained the following results:

Figure 2 shows the neutron spectra obtained with NSDANN (blue line) which is compared with the obtained by means of BUNKI code (red line). Whereas Figure 6 shows 13 equivalent doses calculated by means of NSDANN. The equivalent doses are:  $E_{AP}$ ,  $E_{PA}$ ,  $E_{RLAT}$ ,  $E_{LLAT}$ ,  $E_{ROT}$ ,  $E_{ISO}$ ,  $H^*(10)$ ,  $H_{p,slab}(10,0^\circ)$ ,  $H_{p,slab}(10,15^\circ)$ ,  $H_{p,slab}(10,30^\circ)$ ,  $H_{p,slab}(10,45^\circ)$ ,  $H_{p,slab}(10,60^\circ)$ ,  $H_{p,slab}(10,75^\circ)$ . [14]

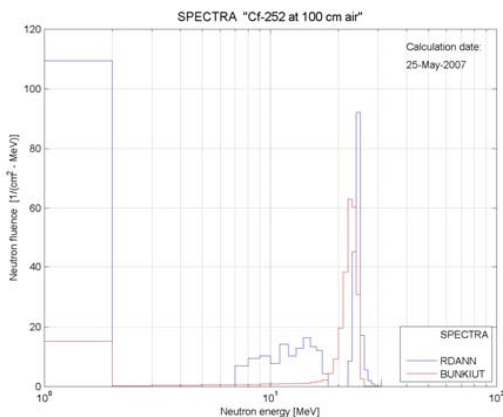


Figure 5. Case one - Comparison between the neutron spectra unfolded by means of BUNKI code and NSDANN at UAZ

On the other hand, figure 7 shows the neutron spectra obtained by means of MITOM code at a nuclear reactor in canel/T400 of Cadarache France, which is compared with the neutron spectra obtained by NSDANN, showed in figure 8. Finally in figure 9 is shown the 13 equivalent doses calculated by NSDANN. From the results obtained in this work, it is demonstrated that the designed ANN (contained in the NSDANN computer tool) has a high generalization capability, because it is capable to unfold the neutron spectra, even in the case two, where the spectrometric

conditions (neutron detector, Bonner spheres and response matrix) are too different of the trained ANN contained in the designed NSDANN computer tool.

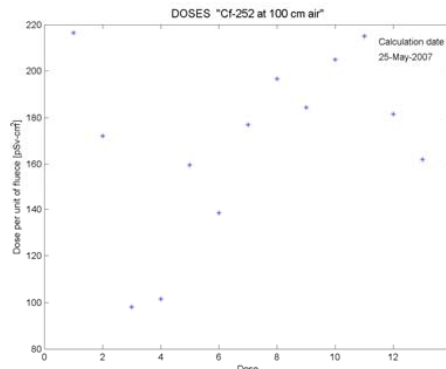


Figure 6. Case one – 13 equivalent doses calculated by means of NSDANN (UAZ).

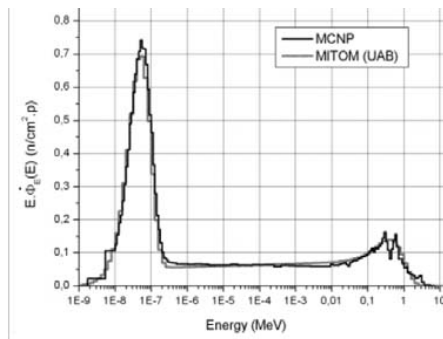


Figure 7. Neutron spectra unfolded by mean of MITOM tool of UAB for the reference realistic spectra at Canel/T400 de Cadarache.

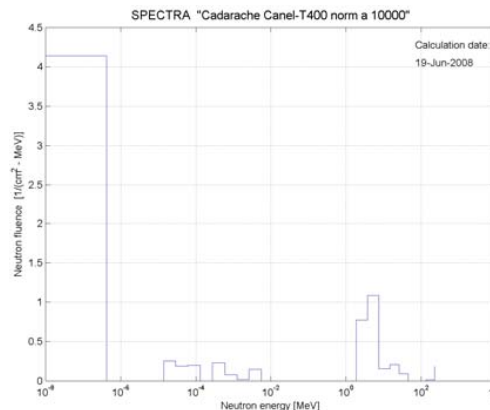


Figure 8. Neutron spectra unfolded by mean of UAZ-SDANN for the reference realistic spectra of case two.



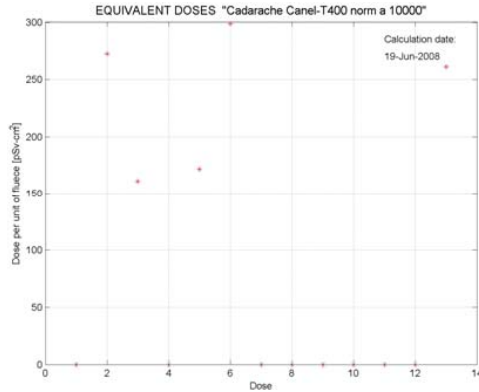


Figure 6. 13 equivalent doses calculated by means of NSDANN (UAZ) for case two.

From the results obtained in this research, it is evident that Matlab is a powerful programming software for ANN design; however it presents some drawbacks which make undesirable the use of this programming language in the implementation of the NSDANN computer tool, because of several inconveniences such as the NDSANN tool depends totally on Matlab to be executed, if a user does not have installed Matlab NSDANN can not be executed. Another inconvenience is that the front end application is based in text which makes it not friendly, and although within Matlab it is possible to develop graphical interfaces, the first drawback continues being present. Fortunately Matlab allows extract the knowledge of the ANN trained and tested, which is stored at the synaptic weights, as numerical data in a matrix form, which makes possible the design of a customized graphical user interface outside of the Matlab environment. Work is being done to this respect.

#### 4. Conclusions

In this work, a new computer tool called NSDANN, based on ANN technology, was designed to unfold neutron spectra and to simultaneously calculate 13 equivalent doses within Matlab® programming environment. Important characteristics of NSDANN are the following: first, the user does not need to be a very expert user; second, the tool is not complex to use for the end user, third, it is not required a priori information about the spectra being calculated. The proposed computer tool reduces significantly the time required to prepare, to process and to present the information, in an appropriate way to the researcher, if compared with the traditional approaches. This tool overcome some drawbacks of the classical

methodologies, reducing the time spent in the entire neutron spectra unfolding and dose calculus processes.

One notable characteristic of NSDANN is that for the equivalent doses calculus is not required the spectrometric information, because in the ANN training the neutron spectra and the calculus of the equivalent doses were considered as independent problems but they were solved simultaneously just with one ANN.

From the examples carried out in this work can be seen that the ANN designed by means of RDANN methodology and implemented in the NSDANN computer tool has high performance and generalization capability, because was capable to generalize in order to solve a neutron spectra problem with conditions very different in which the ANN was trained.

Matlab, is a powerful programming software which has, so far been successfully used for solve ANN problems in engineering and scientific environments; however it presents some drawbacks which make undesirable the use of this programming language because of several inconveniences. The knowledge extraction of the synaptic weights as numerical data in a matrix way, makes possible the design of a customized graphical user interface outside of the Matlab environment. Work is being done to this respect.

Just two experiments were carried out with the NSDANN computer tool based on ANN technology, to verify its effectiveness. More experiments are required in order to verify the results obtained comparing them with another probed approaches.

The use of ANN technology is a useful alternative to solve the neutron spectrometry and dosimetry problems; however, some drawbacks must be solved in the ANN design process, such as the proper synaptic weight initialization, and the optimum ANN topology selection, in order to obtain the best results which this approach is capable to offer. At present research and development of tools in this sense are been carried out. In future works, would be necessary to perform statistical tests to validate if exists statistical difference between the desired data and the obtained.

#### 5. References

- [1] R. Begdoni, "Neutron spectrometry and dosimetry for radiation protection around a high energy electron-positron collider", tesis doctoral, Universidad Autonoma de Barcelona, 2006
- [2] R. Begdoni, C. Domingo, A. Esposito and F. Frenandez, FRUIT: An operational tool for multisphere neutron spectrometry in workplaces, Nuclear instruments and methods in physics research, A 580, 1301-1309 (2007)

- [3] V. Lacoste, M. Reginatto, B. Asselineau and H. Muller, Bonner sphere neutron spectrometry at nuclear workplaces in the framework of the evidos project, *Radiation protection dosimetry*, 125 (1-4), 304-208, 2007
- [4] McDonald J.C., Siebert B.R.L., Alberts W.G., "Neutron spectrometry for radiation protection purposes", *Nucl. Instrum. Meth. Phys. Res. A*, 476, 2002.
- [5] Thomas J. D., "Neutron spectrometry for radiation protection", *Radiat. Prot. Dosim.*, 110, 2004
- [6] Matzke M., "Unfolding Procedures", *Radiation Protection Dosimetry*, 107, 2003
- [7] El Messaoudi M, Chouak A, Lferde M, Cherkaoui R., "Performance of three different unfolding procedures connected to Bonner sphere data", *Radiat Prot Dosim.*, 108, 2004.
- [8] Lacoste V., Gressier V., Pochat J.-L., Fernandez F., Bakali M., Boassoule T., "Characterization of Bonner spheres systems at monoenergetic and thermal neutron fields", *Radiat. Prot. Dosim.*, 110, 2004.
- [9] Vylet V., "Response matrix of an extended Bonner sphere system", *Nucl. Instrum. Meth. Phys. Res. A*, 476, 2002.
- [10] Braga, C.C. and Dias M.S., "Application of neural networks for unfolding neutron spectra measured by means of Bonner spheres", *Nucl. Instrum. Meth. Phys. Res. A* Vol. 476, 2002.
- [11] Cordes A., Fehrenbacher G., Schutz R., Sprunk M., Hahn K., Hofmann R., Biersack J.P., Wahl W., "An approach to unfold the response of a multi-element system using an artificial neural network", *IEEE Trans. Nucl. Sci.*, 45, 1998.
- [12] Fehrenbacher G., Schutz R., Hahn K., Sprunk M., Cordes, A., Biersack J.P., Wahl W., "Proposal of a new method for neutron dosimetry based on spectral information obtained by application of artificial neural networks", *Radiat. Prot. Dosim.*, 83, 1999.
- [13] Kardan M.R., Koohi-Fayegh R., Setaycshi S., Ghiassi-Nejad M., "Fast neutron spectra determination by threshold activation detectors using neural network", *Radiat. Measurement*. 38, 2004.
- [14] H.R. Vega-Carrillo, V.M. Hernandez-Davila, E. Manzanares-Acuña, G.A. Mercado, E. Gallego, E. Lorente, W.A. Perales, J.A. Robles, "Artificial neural networks in neutron dosimetry", *Radiat. Prot. Dosim.*, 118 251 (2006).
- [15] H.R. Vega-Carrillo, V.M. Hernández-Dávila, E. Manzanares-Acuña, G. Mercado, M.P. Iñiguez, R. Barquero, F. Palacios, R. Méndez, T. Arteaga, J.M. Ortiz, "Neutron spectrometry using artificial neural networks", *Radiat. Measurement*, 41 425 (2006).
- [16] Fausett L., *Fundamentals of neural networks*, Prentice-Hall, 1993.
- [17] Gupta M.M., Lin J., and Homma N., *Static and Dynamic Neural Networks. From Fundamentals to Advanced Theory*, John Wiley & Sons, 2003.
- [18] Haykin S., *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*, Prentice Hall, (1999).
- [19] Jain, A.K., Mao J., and Mohuiddin, K.M., "Artificial neural networks", *a tutorial, computer, IEEE*, 29, 1996.
- [20] Lippmann R.P., "An introduction to computing with neural networks", *IEEE ASSP MAGAZINE*, 4(2), 1987.
- [21] Kohonen, T., "The self-organizing map", *Procc. IEEE*, 78(9), 1990.
- [22] J.M. Ortiz Rodríguez, M.R. Martínez Blanco, and H.R. Vega carrillo, "Problemas críticos en el diseño y construcción de redes neuronales en la espectrometría de neutrones, utilizando la metodología de diseño robusto de redes neuronales artificiales", *1er. Congreso panamericano del IRPA, VII congreso regional de seguridad radiológica y nuclear, XIV reunion anual de la SMSR y XVII congreso anual de la SNM, Acapulco, Guerrero, México* (2006).
- [23] M.R. Martinez Blanco, J.M. Ortiz Rodríguez, and H.R. Vega carrillo, "Neutron spectrometry and dosimetry by means of Bonner spheres system and artificial neural networks applying robust design of artificial neural networks", *1er. Congreso panamericano del IRPA, VII congreso regional de seguridad radiológica y nuclear, XIV reunión anual de la SMSR y XVII congreso anual de la SNM, Acapulco, Guerrero, México* (2006).
- [24] J.M. Ortiz Rodríguez, M.R. Martinez Blanco, and H.R. Vega carrillo, "A proposal to order the neutron data set in neutron spectrometry using the RDANN methodology", *IX International symposium, XIX national congress on solid state dosimetry, Mexico city* (2006).
- [25] J.M. Ortiz Rodríguez, M.R. Martinez Blanco, and H.R. Vega carrillo, "RDANN a new methodology to solve the neutron spectra unfolding problem, IX International symposium", *XIX national congress on solid state dosimetry, Mexico city* (2006).
- [26] M.R. Martinez Blanco, J.M. Ortiz Rodríguez, and H.R. Vega carrillo, "Neutron spectrometry and dosimetry by means of Bonner spheres system and artificial neural networks applying robust design of artificial neural networks", *IX International symposium, XIX national congress on solid state dosimetry, Mexico city* (2006).
- [27] J.M. Ortiz Rodríguez, M.R. Martinez Blanco, and H.R. Vega carrillo, "Robust design of artificial neural networks applying the taguchi methodology and DoE", *CERMA* (2006).
- [28] Sean C. Miller; "AFITBUNKI: A Modified Iterative Code to Unfold Neutron Spectra from Bonner Sphere Detector Data", Master's thesis, Air force inst of tech wright-pattersonafb oh school of engineering, 1993
- [29] M. Tomás, F. Fernández, M. Bakali and H. Muller, (2004), MITOM: A new unfolding code based on a spectra model method applied to neutron spectrometry, *Radiation protection dosimetry*, 110 (1-4), 545-548 (2004).
- [30] M. Coeck, V. Lacoste and H. Muller, Neutron spectrometry around the venus reactor using Monte Carlo simulations and Bonner spheres measurements, *Radiation protection dosimetry*, advance access, 2007.
- [31] F. Fernández, "Espectrometría aplicada a la dosimetría", *Radioprotección*, 37, IX, 2002.

---

## Capítulo 5

# Conclusiones

---

El actual estado del arte de la espectrometría y dosimetría de neutrones por medio de la tecnología de IA, como se aprecia en la figura 2.22, es una técnica muy nueva en este ámbito del conocimiento. A pesar de los resultados alentadores obtenidos, sufre de una serie de inconvenientes que hacen difícil su aplicación práctica en situaciones experimentales reales, ya que se observa se carece de herramientas científico-tecnológicas que permitan aplicarla de forma ágil y eficiente.

Lo anterior, como se ilustra en la figura 5.1, puso de manifiesto que la carencia de éstas bases, así como la falta de herramientas, hacían necesario abrir una línea de investigación en éste dominio del conocimiento.

De lo expuesto a lo largo del presente documento, al apreciar la figura 5.2, se puede concluir que se alcanzaron los objetivos generales planteados en la sección 1.4, esto es, el estudio, diseño y aplicación de técnicas de optimización, metodológicas y sistemáticas, en el proceso de diseño óptimo arquitecturas robustas de RNA capaces de resolver con alto rendimiento y capacidad de generalización los problemas relacionados con la espectrometría y dosimetría de neutrones.

Como se observa en la figura 5.2, también se cumplió el segundo objetivo: el diseño de herramientas tecnológicas que permiten aplicar de forma eficiente, fácil y rápida el conocimiento adquirido por las redes diseñadas, en ambientes laborales, experimentales, y de laboratorio.

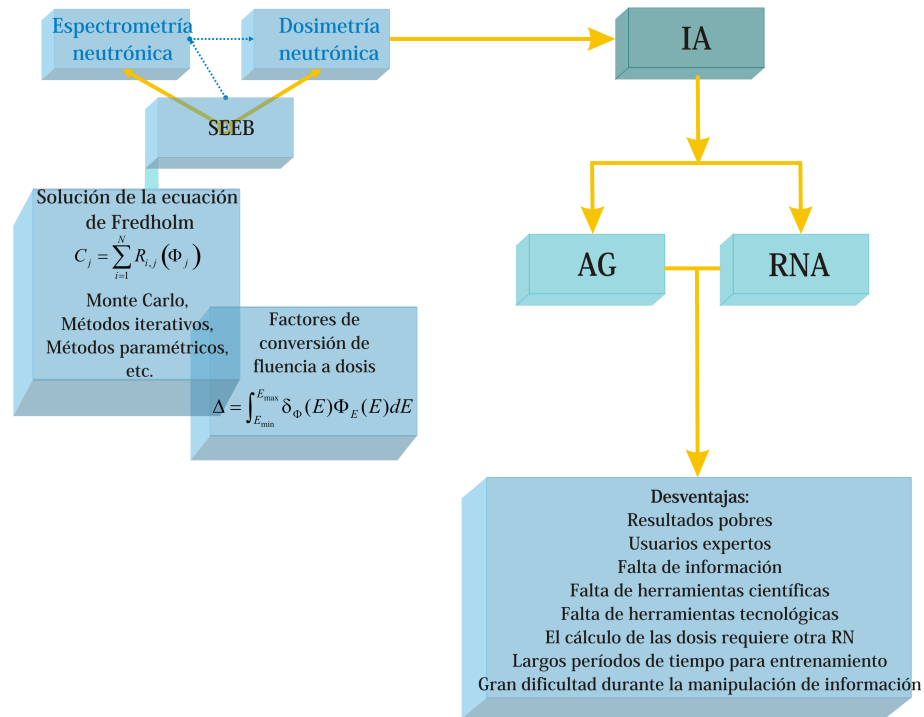


Figura 5.1: Espectrometría de neutrones con el SEEB y técnicas de IA

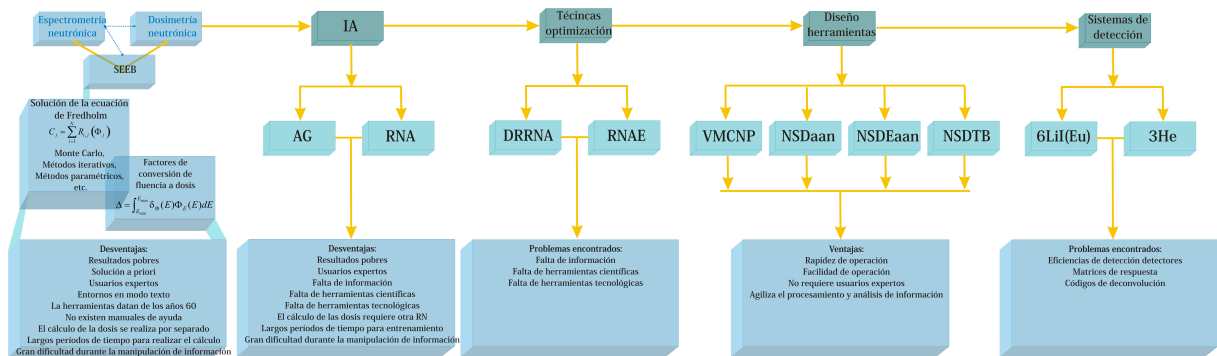


Figura 5.2: Contribución de técnicas de IA en espectrometría de neutrones con el SEEB

En su mayoría, las herramientas diseñadas presentan las siguientes características: se crearon bajo el entorno gráfico *G* de programación de LabVIEW; operan de forma independiente; cuentan con una forma eficiente de entrada y salida de datos; son fáciles de utilizar; los programas se ejecutan de forma rápida, obteniendo los resultados en cuestión de segundos; para la operación de las herramientas, no es indispensable para el usuario, el que cuente con conocimientos de espectrometría o disimetría de neutrones así como de redes neuronales; a diferencia de los códigos utilizados en la actualidad, los cuales están basados en algoritmos de

reconstrucción iterativos, mismos que requieren para la deconvolución del espectro un usuario experto, así como información “*a priori*” (espectro inicial), para la operación de las herramientas diseñadas en este trabajo no es necesaria tal información, ya que únicamente requiere como datos de entrada, las tasas de conteo provenientes del SEEB, además de las ventajas ya mencionadas.

La estrategia de diseño de arquitecturas de RNA en el ámbito de la espectrometría neutrónica, por su naturaleza y complejidad, implicó que para resolver el problema planteado fuera necesario dividirlo en múltiples etapas, entre las cuales se pueden destacar las siguientes:

1. **Pre-procesamiento de la información en el proceso de creación de las matrices de entrenamiento a ser utilizadas en las etapas de el entrenamiento de las redes a ser diseñadas.** Con el uso de las herramientas diseñadas en esta fase, se consiguió reducir el tiempo general empleado en ésta actividad de meses a horas.
  2. **El empleo de dos metodologías sistemáticas aplicadas en la determinación de los parámetros óptimos de las redes a ser entrenadas: MDRRNA y RNAE.** El empleo de las herramientas citadas permitió reducir el tiempo empleado en la selección de los parámetros de las arquitecturas de RNA de meses a minutos.
  3. *El proceso de extracción del conocimiento de las redes diseñadas y la creación de un conjunto de códigos para la reconstrucción de espectros de neutrones basado en este conocimiento, diseñados para un SEEB basado en un detector de  ${}^6\text{LiI}(\text{Eu})$  y un SEEB basado en un detector de  ${}^3\text{He}$ .* Las herramientas diseñadas hicieron posible aplicar de forma efectiva, rápida y eficiente la tecnología de RNA en el ámbito de la espectrometría neutrónicas, resolviendo muchos de los problemas asociados con las herramientas clásicas empleadas en la actualidad.
  4. **El diseño y desarrollo de una herramienta de cómputo que permite intercomparar de forma gráfica, numérica y estadística los resultados obtenidos con las herramientas diseñadas en el punto anterior.** Ésta herramienta permitió realizar una análisis de los resultados obtenidos, de forma fácil, rápida y eficiente a través del entorno gráfico diseñado.
-

5. **El diseño y desarrollo de un algoritmo basado en la estadística de Poisson, implementado en las herramientas desarrolladas en el punto anterior, para cuantificar la incertidumbre asociada con las tasas de conteo medidas con los SEEB utilizados para la espectrometría neutrónica.** Las herramientas clásicas no cuantifican las incertidumbres asociadas con el uso del SEEB. Ésta rutina permite cuantificar el error asociado con las tasas de conteo del SEEB.
6. **Aplicar las herramientas desarrolladas en ambientes experimentales reales, observado su rendimiento y desempeño.** Por las características de diseño de las topologías de RNA diseñadas por otros investigadores, resulta muy complicado aplicarlas en situaciones experimentales reales si no se cuenta con bases sólidas en el ámbito de la teoría de RNA y en el entorno de ambiente de programación de Matlab, lo que representa un serio inconveniente. Las herramientas desarrolladas se ajustan al ambiente experimental por ser autónomas de cualquier programa y ser fáciles, rápidas y eficientes en su uso por parte de cualquier persona.
7. **Comparar los resultados obtenidos con las herramientas diseñadas contra los obtenidos con códigos tradicionales empleados en la actualidad por los distintos laboratorios.** Por las características de diseño de las herramientas mencionadas fue posible realizar múltiples experimentos en la medición de fuentes de neutrones bajo distintas condiciones y comparar los resultados contra los obtenidos con las metodologías clásicas, observando que las herramientas diseñadas ofrecen ventajas significativas en cuanto a la facilidad de uso, rendimiento, velocidad de cálculo y manipulación de información.

En vista de que en la actualidad no existen herramientas tecnológicas específicas en el dominio de la espectrometría de neutrones que permitan aplicar la metodología de RNAE, en el proceso de diseño, entrenamiento y prueba de las RNA evolucionadas por medio de AE, se utilizó un programa de cómputo comercial denominado NeuroGenetic Optimizer (NGO). Dicho programa resultó poco eficiente en el aspecto operativo. Lo anterior sugiere la necesidad de desarrollar una herramienta a la medida para este dominio del conocimiento. En la actualidad se realizan trabajos tendientes a resolver este inconveniente.

---

La principal y mas seria desventaja en el uso de AE aplicados en el diseño de arquitecturas de RNA, es la selección de los parámetros de la RNA a ser diseñada y el AE aplicado para tal fin. En la actualidad se utiliza la técnica de ensayo y error, que es poco eficiente, consume mucho tiempo y no produce resultados confiables. A la fecha no existen bases científicas y metodológicas que permitan resolver éste gran inconveniente. Sin embargo, a partir de la experiencia obtenida al crear la metodología estadística MDRNA, se observa que combinarla con la teoría de AE, parece ser una buena alternativa en el proceso de solución de éste problema. En la actualidad se explora la posibilidad de fusionar las metodologías MDRRAN-AE, creando una base científica y tecnológica híbrida, en la búsqueda de una solución satisfactoria a los problemas planteados.

A diferencia de las herramientas de cómputo tradicionales basadas en códigos de reconstrucción iterativos, y las presentadas en el presente proyecto de investigación, la deconvolución del espectro de neutrones y el cálculo de las 13 cantidades dosimétricas, a partir del código de reconstrucción de espectros de neutrones NSDann, basado en la tecnología de RNA, se realiza de forma rápida, fácil y eficiente. No existe la imperiosa necesidad de proporcionar al programa información a “*priori*” o parámetro, a excepción de las tasas de conteo tomadas a partir de un SEEB. EL resultado se obtiene en cuestión de segundos, pudiendo almacenarse los valores calculados para un análisis posterior y continuar de forma inmediata con la reconstrucción de un número ilimitado de espectros de neutrones. Por sus características de diseño, ésta herramienta resulta práctica en ambientes experimentales reales.

El código NSDEann se encuentra en una etapa temprana de diseño. Se observa que aún existen múltiples inconvenientes para aplicarla de forma eficiente, como por ejemplo la dependencia con un programa externo que además es comercial, la selección de los parámetros de configuración de los AE, la incapacidad de presentar la información obtenida de acuerdo con las normas establecidas para la espectrometría neutrónica, entre otras. Sin embargo, se observa que aún no existen reglas fijas para resolver los problemas antes mencionados, por lo cual es necesario realizar mas investigación con el objetivo de construir las teorías y herramientas que permitan resolver los problemas planteados. Lo anterior abre una linea de investigación en donde se manifiesta la necesidad de desarrollar herramientas a la medida, con el objeto de

---

---

aplicar de forma eficiente la tecnología analizada. En la actualidad se están realizando trabajos tendientes a proponer soluciones a los problemas encontrados.

Al comparar el desempeño de las herramientas clásicas con las presentadas en el presente trabajo de investigación, se observó que ambas carecen de un elemento común: no disponen de una herramienta que permita cuantificar la incertidumbre asociada con el proceso de medición. Este aspecto es importante, ya que la naturaleza propia del proceso de reconstrucción del espectro de neutrones mediante el empleo del SEEB, se ve afectado por varias incertidumbres, entre las cuales se puede mencionar: el proceso de lectura de las tasas de conteo con el SEEB, el método y la calidad con la que fue calculada la matriz de respuesta del sistema, la calidad y eficiencia del detector de neutrones. En vista de la necesidad de cuantificar la incertidumbre asociada con el proceso de medición en el ámbito de la espectrometría de neutrones, se diseñó un algoritmo de programación que hace uso de la estadística de Poisson, para cuantificar la incertidumbre asociada a las lecturas tomadas con las esferas del SEEB. Éste algoritmo, en una etapa inicial de diseño se incluyó como una subrutina al código NSDann, sin embargo, se puede adaptar a códigos semejantes.

En vista de que el SEEB se ve afectado por múltiples incertidumbres, se plantea el uso de la distribución normal para incluir más de éstas incertidumbres asociadas en la cuantificación de un error mas general.

---



# Bibliografía

---

- [1] Fritzsche P. *Tools in artificial intelligence*. In-Tech, 2008.
- [2] Negnevitsky M. *Artificial Intelligence, a guide to intelligent systems*. Addison Wesley, 2005.
- [3] Coppin B. *Artificial intelligence iluminated*. Jones and Barttlet Publishers, 2004.
- [4] Russell S.J. and Norvig P. *Inteligencia artificial un enfoque moderno*. Prentice Hall, 2004.
- [5] Luger G.F. *Artificial intelligence structures and strategies for complex problem solving*. Addison-Wesley, 2005.
- [6] Luger G.F. and Stubblefield W.A. *Artificial Intelligence, structures and strategies for complex solving problems*. Addison Wesley, 1998.
- [7] Dorigo M., Bonabeau E., and Theraulaz G. *Swarm intelligence from natural to artificial systems*. Oxford University Press, 1999.
- [8] Wooldridge M.J. and Veloso M. *Artificial Intelligence today: recent trends and developments*. Springer, 1998.
- [9] Haugeland J. *Mind design philosophy psychology artificial intelligence*. The MIT Press, 1997.
- [10] Yu W. *Recent advances in intelligent control systems*. Springer-Verlag, 2009.
- [11] Munakata T. *Fundamentals of the new artificial intelligence, neural, evolutionary, fuzzy and more*. Springer, 2008.

- 
- [12] Bramer M. and Devedzic V. *Artificial intelligence applications and innovations*. Kluwer Academic Publishers, 2004.
- [13] Tanimoto S.L. *The elements of artificial intelligence, an introduction using LISP*. Computer Science Press, 1987.
- [14] Bratko I. *Programming for artificial intelligence*. Addison-Wesley, 1986.
- [15] Russell S.J. and Norvin P. *Artificial intelligence, a moder approach*. Prentice Hall, 1995.
- [16] Sugumaran V. *Distributed artificial intelligence, agent technology, and collaborative applications*. Information Science Reference, 2009.
- [17] Konar A. *Artificial intelligence and soft computing, behavioral and cognitive modelling of the human brain*. CRC Press, 2000.
- [18] Weiss G. *Multiagent systems a modern approach to distributed modern approach to artificial intelligence*. The MIT Press, 1999.
- [19] Partridge D. *Artificial intelligence and software engineering, understanding the promise of the fucture*. Glenlake Publishing Company, Ltd., 1998.
- [20] Krishnamoorthy C.S. and Rajeev S. *Artificial intelligence and expert systems for engineers*. CRC Press, 1996.
- [21] Lakhmi C. J. *Fusion of neural networks, fuzzy sets, and genetic algorithms: industrial applications*. 1st edition, 1998.
- [22] Chennakesava R.A. *Fuzzy logic and neural networks, basic concepts and applications*. New Age International Publishers, 2008.
- [23] Chiong R. *Nature-inspired informatics for intelligent applications and knowledge discovery*. Information Science Reference, 2009.
- [24] Gen M., Green, Katai O., McKay B., Namatame A., Sarker R. A., and Zhang B. T. *Intelligent and evolutionary systems*. Springer-Verlag, 2009.
- [25] Rothlauf F. *Representations for Genetic and Evolutionary Algorithms*. Springer, 2006.
-

- 
- [26] Whiteson S. and Stone P. Evolutionary function approximation for reinforcement learning. *The Journal of Machine Learning Research*, 7:877–917, month 2006.
- [27] Malioukov S.P. Kureichik V.V., Kureichik V.M., and Malioukov A.S. *Genetic algorithms for applied CAD problems*. Springer-Verlag, 2009.
- [28] Baldi P. and Brunak S. *Bioinformatics, the machine learning approach*. Mit Press, 2001.
- [29] Kasabov N.K. *Foundations of neural networks, fuzzy systems, and knowledge engineering*. MIT Press, 1998.
- [30] Beale M.H., Hagan M.T., and Demuth H.B. *Neural networks toolbox, user's guide*. Mathworks, 1992. [www.mathworks.com/help/pdf\\_doc/nnet/nnet.pdf](http://www.mathworks.com/help/pdf_doc/nnet/nnet.pdf).
- [31] Fausett L. *Fundamentals of neural networks, architectures, algorithms and applications*. Prentice Hall, 1993.
- [32] Haykin S. *Neural networks: a comprehensive foundation*. Prentice Hall, 1999.
- [33] Jain A.K., Mao J., and Mohiuddin K.M. Artificial neural networks: a tutorial. *IEEE: Computer*, 29(3):31–44, month 1996.
- [34] Zupan J. Introduction to artificial neural network methods: what they are and how to use them. *Acta Chimica Slovenica*, 41(3):327–352, month 1994.
- [35] Taylor J.G. *Mathematical approaches to neural networks*. North-Holland Mathematical library, 1993.
- [36] Gelatt C.D., Kirkpatrick S., and Vecchi M.P. Evolutionary artificial neural network for selecting flexible manufacturing systems under disparate level-of-satisfaction of decision maker. *Science*, 220(4598):671–680, 1983.
- [37] Lippmann R. An introduction to computing with neural nets. *IEEE ASSP Magazine*, 4(2):4–22, 1987.
- [38] Arbib M.A. *Brain theory and neural networks*. The Mit Press, 2003.
- [39] Perlovsky L.I. *Neural networks and intellect: using model-based concepts*. Oxford University Press, 2001.
-

- 
- [40] Sivanandam S.N. and Deepa S.N. *Introduction to genetic algorithms*. Springer-Verlag, 2008.
- [41] Rothlauf F. *Representations for Genetic and Evolutionary Algorithms*. Springer, 2006.
- [42] Yao X. Evolutionary artificial neural networks. *International Journal of Neural Systems*, 4(3):203–222, month 1993.
- [43] Affenzeller M., Winkler S., Wagner S., and Beham A. *Genetic algorithms and genetic programming, modern concepts and practical applications*. CRC Press, 2009.
- [44] Haupt R. L. and Haupt S. E. *Practical genetic algorithms*. Wiley, 2004.
- [45] Mitchell M. *An introduction to genetic algorithms*. MIT Press, 1998.
- [46] Periaux J. and Winter G. *Genetic algorithms in engineering and computer science*. John Wiley & Sons, 1995.
- [47] Goldberg D.E. *Genetic Algorithms in search, optimization, and machine learning*. Addison Wesley, 1989.
- [48] Bhattacharya A. Evolutionary artificial neural network for selecting flexible manufacturing systems under disparate level-of-satisfaction of decision maker. *International Journal of Innovative Computing, Information and Control*, 3(1):131–140, 2007.
- [49] Melin P. and Castillo O. *Hybrid intelligent system for pattern recognition using soft computing, an evolutionary approach for neural networks and fuzzy systems*. Springer, 2005.
- [50] Rasskin-Gutman D. *Chess metaphors, artificial intelligence and the human brain*. The MIT Press, 2009.
- [51] Floreano F. and Mattiussi C. *Bio-inspired artificial intelligence, theories, methods and technologies*. The MIT Press, 2008.
- [52] Periaux J. and Winter G. *Genetic algorithms in engineering and computer science*. John Wiley & Sons, 1995.
- [53] Mitchell M. *An introduction to genetic algorithms*. MIT Press, 1998.
-

- 
- [54] Fehrenbacher G., Schütz R., Hahn K., Sprunck M.E., Biersack J.P., and Wahl W. Proposal of a new method for neutron dosimetry based on spectral information obtained by application of artificial neural networks. *Radiation Protection Dosimetry*, 83(4):293–301, 1999.
- [55] Cordes E., Fehrenbacher G., Schutz R., Sprunck M., Hahn K., Hofmann R., Biersack J. P., , and Wahl W. An approach to unfold the response of a multi-element system using an artificial neural network. *IEEE Transactions on Nuclear Science*, 45(3):1464–1469, 1998.
- [56] Dreyfus G. *Neural networks, methodology and applications*. Springer, 2005.
- [57] Bassis S., Apolloni B., and Marinaro M. *New directions in neural networks*. IOS Press, 2009.
- [58] Graupe D. *Principles of artificial neural networks*. World Scientific, 2007.
- [59] Galushkin A.I. *Neural networks theory*. Springer, 2007.
- [60] Lakhmi J. and Fanelli A.M. *Recent advances in artificial neural networks design and applications*. CRC Press, 2000.
- [61] Freeman J.A. and Skapura D.M. *Neural networks: algorithms, applications, and programming techniques*. Addison Wesley Longman Publishing Co., Inc., 1991.
- [62] Braga C.C. and Dias M.S. Application of neural networks for unfolding neutron spectra measured by means of Bonner spheres. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A*, 476(1-2):252–255, 2002.
- [63] Kardan M.R., Setayeshi S., Koochi-Fayegh R. and Ghiassi-Nejad M. Neutron spectra unfolding in Bonner spheres spectrometry using neural networks. *Radiation Protection Dosimetry*, 104(1):27–30, 2003.
- [64] Kardan M.R., Koochi-Fayegh R., Setayeshi S., and Ghiassi-Nejad M. Neutron spectra unfolding in Bonner spheres spectrometry using neural networks. *Radiation Protection Dosimetry*, 104(1):27–30, 2004.
-

- 
- [65] Kardan M. R., Koochi-Fayegh R., Setayeshi S., and Ghiassi-Nejad M. Fast neutron spectra determination by threshold activation detectors using neural networks. *Radiation Measurements*, 38:185–191, 2004.
- [66] Lewis E.E. *Fundamentals of nuclear reactor physics*. Academic Press, 2008.
- [67] Jevremovic T. *Nuclear principles in engineering*. Springer, 2005.
- [68] Rich J., Basdevant J.L., and Spiro M. *Fundamentals in nuclear physics*. Springer, 2005.
- [69] Attix F.H. *Introduction to radiological physics and radiation dosimetry*. Wiley-VCH, 2004.
- [70] Lilley J. *Nuclear physics, principles and applications*. John Wiley & Sons, Ltd., 2001.
- [71] Bromley D.A. Detectors in nuclear science. *Nuclear instruments and methods*, 162, 1979.
- [72] Roy R.R. and Nigam B.P. *Nuclear physics, theory and experiment*. John Wiley & Sons, Inc., 1967.
- [73] Shani G. *Radiation dosimetry, instrumentation and methods*. CRC Press, 2001.
- [74] Bedogni R., Domingo C., Esposito A., and Fernández F. FRUIT: An operational tool for multisphere neutron spectrometry in workplaces. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research A*, 580(3):1301–1309, 2007.
- [75] Leroy C. and Rancoita P.G. *Principles of radiation interaction in matter and detection*. World scientific, 2009.
- [76] Murray R.L. *Nuclear energy, an introduction to the concepts, systems, and applications of nuclear processes*. World Scientific, 2000.
- [77] Heyde K. *Basic ideas and concepts in nuclear physics*. Institute of Physics IOP Publishing Ltd., 1999.
- [78] Carron N.J. *An introduction to the passage of energetic particles through matter*. Taylor & Francis, 2007.
- [79] Meyerhof W.E. *Elements of nuclear physics*. McGraw Hill, 1967.
-

- 
- [80] Ramayya A.V., Hamiiton J.H., and Carter H.K. *Fission and properties of neutron-rich nuclei*. World scientific Publishing Co. Re. Ltd., 2008.
- [81] Lim Y.K. *Problems and solutions on atomic, nuclear and particle physics*. World Scientific, 2000.
- [82] Knoll G.F. *Radiation detection and measurement*. John Wiley & Sons, 3<sup>a</sup> edition, 1999.
- [83] Watt D.E. *Quantities for dosimetry of ionizing radiations in liquid water*. Taylor & Francis, 1996.
- [84] Cember H. *Introduction to health physics*. McGraw-Hill, 3<sup>a</sup> edition, 1996.
- [85] IAEA. Compendium of neutron spectra in criticality accident dosimetry. Technical Report 180, 1979.
- [86] IAEA. Compendium of neutron spectra and detector responses for radiation protection purposes. Technical Report 318, 1990.
- [87] Lamarsh J.R. *Introduction to nuclear engineering*. Addison-Wesley Publishing Company, 1983.
- [88] Krane K.S. *Introductory nuclear physics*. Jhon Wiley & Sons, Inc., 1983.
- [89] Bramblett R.L., Ewing R.I., and Bonner T.W. A new type of neutron spectrometer. *Nuclear Instruments and Methods*, 9:1–12, 1960.
- [90] Bonner T.W. Measurements of neutron spectra from fission. *Nuclear Physics*, 23:116–121, 1961.
- [91] Axton E.J. The effective centre of a moderating sphere used as instrument for fast neutron flux measurement. *Journal of Nuclear Energy*, 26:581–573, 1972.
- [92] Thomas D.J. Neutron spectrometry for radiation protection. *Radiation Protection Dosimetry*, 110(1-4):141–149, 2004.
- [93] Alevra A.V., Cosack M., Hunt J.B., Thomas D.J., and Schraube H. Experimental determination of the response of four Bonner sphere sets to monoenergetic neutrons (II). *Radiation Protection Dosimetry*, 40(2):91–102, 1992.
-

- 
- [94] Matzke M. Unfolding procedures. *Radiation Protection Dosimetry*, 107(1-3):155–174, 2003.
- [95] Tomás M., Fernández F., Bakali M., and Muller H. MITOM: a new unfolding code based on a spectra model method applied to neutron spectrometry. *Radiation Protection Dosimetry*, 110(1-4):545–548, 2004.
- [96] Lacoste V., Reginatto M., Asselineau B., and Muller H. Bonner sphere neutron spectrometry at nuclear workplaces in the framework of the evidos project. *Radiation Protection Dosimetry*, 125(1-4):304–308, 2007.
- [97] Vega-Carrillo H.R., Hernández-Dávila V.M., Manzanares-Acuña E., Mercado Sánchez G.A., Gallego E., Lorente A., Perales-Muñoz W.A., and Robles-Rodríguez J.A. Artificial neural networks in neutron dosimetry. *Radiation Protection Dosimetry*, 118(3):251–259, 2006.
- [98] Vega-Carrillo H.R., Hernández-Dávila V.M., Manzanares-Acuña E., Mercado-Sánchez G.A., Iñiguez de la Torre M.P., Barquero R., Preciado-Flores S., Méndez-Villafañe R., Arteaga-Arteaga T., and Ortiz-Rodríguez J.M. Neutron spectrometry using artificial neural networks. *Radiation Measurements*, 41:425–431, month 2006.
- [99] Vega-Carrillo H.R., Hernández-Dávila V.M., Manzanares-Acuña E., Gallego E., Lorente A., and Iñiguez M.P. Artificial neural networks technology for neutron spectrometry and dosimetry. *Radiation Protection Dosimetry*, 126(1-4):408–412, 2007.
- [100] Vega-Carrillo H.R., Ortiz-Rodríguez J.M., Hernández-Dávila V.M., Martínez-Blanco M.R., Hernández-Almaraz B., Ortiz-Hernández A., and Mercado-Sánchez G.A. Different spectra with the same neutron source. *Revista Mexicana de Física S*, 56(1):35–39, month 2009b.
- [101] Vega-Carrillo H.R., Martínez-Blanco M.R., Hernández-Dávila V.M., and Ortiz-Rodríguez J.M. Ann in spectroscopy and neutron dosimetry. *Journal of Radioanalytical and Nuclear Chemistry*, 281(3):615–618, month 2009a.
- [102] Vega-Carrillo H.R., Hernández-Dávila V.M., Manzanares-Acuña E., Gallego E., Lorente A., and Iñiguez M.P. Artificial neural networks technology for neutron spectrometry and dosimetry. *Radiation Protection Dosimetry*, 126(1-4):408–412, month 2007b.
-



- 
- [103] Vega-Carrillo H.R., Martínez-Blanco M.R., Hernández-Dávila V.M., and Ortiz-Rodríguez J.M. Spectra and dose with ANN of  $^{252}\text{Cf}$ ,  $^{241}\text{Am-Be}$ , and  $^{239}\text{Pu-Be}$ . *Journal of Radioanalytical and Nuclear Chemistry*, 281(3):615–618, 2009.
- [104] Vega-Carrillo H.R., Martínez-Blanco M.R., Hernández-Dávila V.M., and Ortiz-Rodríguez J.M. Spectra and dose with ANN of  $^{252}\text{Cf}$ ,  $^{241}\text{AmBe}$  and  $^{239}\text{PuBe}$ . *Journal of Radianality and Nuclear Chemistry*, 281(3):615–618, 2009.
- [105] Kishan M., Chilukuri K., and Sanjay R. *Elements of artificial neural networks*. The MIT Press, 2000.
- [106] Dorado J., Rabuñal R., Pazos A., Rivero D., and Pereira J. Artificial neural network development by means of genetic programming with graph codification. *Proceedings of world academy of science, engineering and technology*, 15:209–214, 2006.
- [107] Leardi R. *Nature-inspired methods in chemometrics: genetic algorithms and artificial neural networks*. Elsevier, 2003.
- [108] Hammer B. and Villmann T. Mathematical aspects of neural networks. pages 59–72, 2003.
- [109] Zupan J. Introduction to artificial neural network (ANN) methods: what they are and how to use them. *Acta Chimica Slovenica*, 41(3):327–352, 1994.
- [110] Fausett L.V. *Fundamentals of neural networks*. Prentice Hall, 1 edition, 1993.
- [111] Artificial neural networks matlab tool box, ver.7.0, 2007.
- [112] Mohan K., Mehrotra C.K., and Ranka S. *Elements of artificial neural networks*. -, 1996.
- [113] Gupta M.M., Jin L., and Homma N. *Static and dynamic neural networks: from fundamentals to advanced theory*. 2003.
- [114] Haykin S. *Neural networks: a comprehensive foundation*. Prentice-Hall, 2<sup>a</sup> edition, 1999.
- [115] Frenie J.A. and Jiju A. Teaching the taguchi method to industrial engineers. *MCB University Press*, 50(4):141–149, 2001.
-

- 
- [116] Tam S.C., Chen W.L., Chen Y. H., and Zheng H.Y. Application of taguchi method in the optimization of laser micro-engraving of photomasks. *International Journal of Materials & Product Technology*, 11(3-4):333–344, 1996.
- [117] Peterson G.E., St. Clair D.C., Aylward S.R., and Bond W. E. Using taguchi's method of experimental design to control errors in layered perceptrons. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 6(4):949–961, month 1995.
- [118] Packianather M.S. and Drake P.R. Modelling neural network performance through response surface methodology for classifying wood veneer defects. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B*, 218(4):459–466, month 2004.
- [119] Packianather M.S., Drake P.R., and Rowlands H. Optimizing the parameters of multi-layered feedforward neural networks through taguchi design of experiments. *Quality and Reliability Engineering International*, 16:461–473, month 2000.
- [120] Tseng C.H. and Lin T.Y. Optimum design for artificial neural networks: an example in a bicycle derailleur system. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 13:3–14, 2000.
- [121] Alavala C.R. *Fuzzy logic and neural networks basic concepts & applications*. New Age International Publishers, 1996.
- [122] Zenkouar K., El Fadili H., and Qjidaa H. Evolving neural networks using moment method for handwritten digit recognition. *Proceedings of world academy of science, engineering and technology*, 6:304–307, 2005.
- [123] Stone P. and Whiteson S. Evolutionary function approximation for reinforcement learning. *The Journal of Machine Learning Research*, 7:877–917, 2006.
- [124] Rizki M.M. and Wicker D. and Tamburino L.A. E-net: Evolutionary neural networks synthesis. *Neurocomputing*, 42:171–196, 2002.
- [125] Delgado M., Blanco A., and Pegalajar M.C. A real-coded genetic algorithms for training recurrent neural networks. *Neural networks*, 14:93–105, 2001.
- [126] Gen M. and Cheng R. *Genetic algorithms engineering optimization*. John Wiley & Sons, Inc., 2000.
-

- 
- [127] Goldberg D.E. *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*. Addison Wesley, 1989.
- [128] Reeves C.R. and Rowe J.E. *Genetic algorithms principles and perspectives, a guide to GA theory*. Kluwer Academic Publishers, 2002.
- [129] Chambers D.L. *Handbook of genetic algorithms. New frontiers*, volume 2. CRC Press, 1995.
- [130] Chambers D.L. *Handbook of genetic algorithms. complex coding systems*, volume 3. CRC Press, 1999.
- [131] Chambers D.L. *Handbook of genetic algorithms. Applications*, volume 1. CRC Press, 2001.
- [132] De Jong R.P. and Kenneth A. and ROWE J.E. *Foundations of genetic algorithms*. CRC Press falta este dato, 2000.
- [133] De Jong K.A. *Evolutionary computation, an unified approach*. The MIT Press, 2006.
- [134] Glover F. and Kochenberger G.A. *Handbook of metaheuristics*. Kluwer Academic Publishers, 2003.
- [135] Chong E.K.P. and Zak S.H. *An introduction to optimization*. John Wiley & Sons, Inc., 2001.
- [136] Lee K.Y. and El-Sharkawi A. *Modern heuristic optimization techniques, theory and applications to power systems*. John Wiley & Sons, Inc., 2008.
- [137] Klapdor-Kleingrothaus H.V. and Staudt A. *Non-accelerator particle physics*. IOP Publishing Ltd., 1995.
- [138] Asimov I. *Understanding physics, the electron, proton and neutron*. New American Library, 1966.
- [139] Gutberlet T., Fitter J., and Katsaras J. *Neutron scattering in biology, techniques and applications*. Springer, 2006.
-

- 
- [140] Siebert B. R.L., McDonald J.C., and Alberts W.G. Neutron spectrometry for radiation protection purposes. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research A*, 476(1-2):347–352, 2002.
- [141] Wielunski M. Intercomparison exercise with meV neutrons using various electronic personal dosimeters. *Radiation Measurements*, 43:1063–1067, 2008.
- [142] Cummings F. Neutron measurements using the universal radiation spectrum analyzer. *Radiation Protection Management*, 22(2):1–9, 2005.
- [143] Fernández F. Espectrometría de neutrones aplicada a la dosimetría. *Radioprotección*, IX(34):36–44, 2002.
- [144] Dearnaley G. *Fast neutron physics*, page 173. University of Chicago, 1963.
- [145] Reuss P. *Neutron physics*. EDP Sciences, 2008.
- [146] Brooks F. D. and Klein H. Neutron spectrometry, historical review and present status. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research A*, 476:1–11, 2002.
- [147] McDonald J. C., Siebert B.R.L., and Alberts W.G. Neutron spectrometry for radiation protection purposes. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research A*, 476(1-2):347–352, month 2002.
- [148] Tripathy S. P. and Tommasino L. Hardness ratios of different neutron spectra. *Radiation Protection Dosimetry*, 110(1-4):227–231, 2004.
- [149] Sims C.S. and Dickson H.W. Neutron dosimetry intercomparison studies. *Radiation Protection Dosimetry*, 10(1-4):331–340, 1985.
- [150] Coyne J.J.; Gertenberg H.M., Caswell R.S., and Axton E.J. Basic data necessary for neutron dosimetry. *Radiation Protection*, 23(1-4):11–17, 1988.
- [151] Peurrung A.J. Recent developments in neutron detection. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A*, 443:400–415, 2000.
- [152] Seghour A. and Sens J.C. Neutron spectrometry at strasbourg university reactor. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A*, 420:243–248, 1999.
-

- 
- [153] Klein H. and Neumann S. Neutron and photon spectrometry with liquid scintillation detectors in mixed fields. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A*, 476:132–142, 2002.
- [154] Harvey J.R., Harrison K.G, and Boot S.J. The calibration of neutron instruments and dosimeters at intermediates energies. *Nuclear Instruments and Methods*, 148:511–520, 1978.
- [155] Ionita I. Focusing conditions in neutron spectrometry. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A*, 498:313–336, 2002.
- [156] Harvey J.A. and Hill N.W. Scintillation detectors for neutron physics research. *Nuclear Instruments and Methods*, 162:507–529, 1979.
- [157] Marion J.B. and Fowler J.F. *Fast neutron physics*, volume 1 & 2. Interscience, New York, 1960.
- [158] Delgado A. Mixed field dosimetry., 2000.
- [159] Grosshoeg G. Neutron ionization chambers. *Nuclear Instruments and Methods*, 162:125–160, 1979.
- [160] Hertel E.N. and Davidson J.W. The response of bonner spheres to neutrons from thermal energies to 17.3 mev. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A*, 238:509–516, 1985.
- [161] Rickard J.C. Neutron spectrometry in the energy range 1-100kev using the 6li sandwich spectrometer. *Nuclear Instruments and Methods*, 82:287–288, 1970.
- [162] Barnhart T.E., Haney J.H., and Zaidins C.S. Extraction of neutron spectral information from bonner-sphere data. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A*, 431:551–555, 1999.
- [163] Thomas D.J. and Alevra A.V. Bonner sphere spectrometers- a critical review. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A*, 476:12–20, 2002.
- [164] Bedogni R. Lembo L., Esposito A., and Morelli M. Determination of the neutron spectra around an 18 mv medical linac with a passive bonner sphere spectrometer based on gold foils and tld pairs. *Radiation Measurements*, 43:1038–1043, 2008.
-

- 
- [165] Mazrou H. Characterization of the crna bonner spectrometer based on  $^6\text{Li}$  scintillator exposed to an  $^{241}\text{Am}$  source. *Radiation Measurements*, 43:1095–1099, 2008.
- [166] Souto E. B. Development of a brazilian-neutron dosimeter. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research A*, 226:3174–3177, 2008.
- [167] Mares V., Garny S., and Ruhm W. Response functions of a bonner sphere spectrometer calculated with geant4. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A*, 604:612–617, 2009.
- [168] Goldhagen P. Bonner-sphere neutron spectrometry, 1997.
- [169] Józefowicz K., Golink N., and Králík M. Measurements of  $h^*(10)$  in reference neutron fields using bonner sphere spectrometry and let spectrometry. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A*, 476:365–368, 2002.
- [170] Lacoste V., Gressier V., Pochat J.L., Fernández F., Bakali M., and Bouassoule T. Characterization of bonner sphere systems at monoenergetic and thermal neutron fields. *Radiation Protection Dosimetry*, 110(1-4):529–532, month 2004.
- [171] Vylet V. Response matrix of an extended bonner sphere system. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research A*, 476:26–30, month 2002.
- [172] Miller W.H. and Brugger R.M. Additional experimental tests of the bonner sphere neutron spectrometer. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A*, 236:333–339, 1985.
- [173] Alevra A.V and Plostinaru V.D. Characterization of the ipne bonner sphere spectrometer by comparison with the ptb system. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research*, A(476):21–25, 2002.
- [174] Wiegel B. and Alevra A.V. Nemus- the ptb neutron multisphere spectrometer: Bonner spheres and more. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A*, 476:36–41, 2002.
- [175] Vega-Carrillo H.R., Wehring B.W., Veinot K.G., and Hertel N.E. Response matrix for a multisphere spectrometer using a  $^6\text{LiF}$  thermoluminescence dosimeter. *Radiation Protection Dosimetry*, 81(2):133–139, 1999.
-

- 
- [176] Vega-Carrillo H.R., Hernández-Dávila V.M., Manzanares-Acuña E., Mercado-Sánchez G.A., Iñiguez de la Torre M.P., Barquero R., Palacios F., Méndez-Villafañe R., Arteaga-Arteaga T., and Ortiz-Rodríguez J. M. Neutron spectrometry using artificial neural networks. *Radiation Measurements*, 41:425–431, 2006.
- [177] Su C. and Sarkar T.K. A multiscale moment method for solving fredholm integral equation of the first kind. *Progress In Electromagnetics Research*, 17:237–264, 1997.
- [178] Dietz E., Weyrauch M., and Matzke M. Determination of neutron spectra using the programs gnsr and spectrix. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A*, 476:208–212, 2002.
- [179] Joyce M.J., Peyton A.J., Weaver J.A., and Roskell J. Recent improvements to a transportable neutron spectrometer (tns). *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research A*, 476(1-2):143–148, 2002.
- [180] Alevra A. V. and Wiegel B. Nemusfthe ptb neutron multisphere spectrometer: Bonner spheres and more. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research A*, 476:36–41, 2002.
- [181] Agosteo S., Bedogni R., Caresana M., Esposito A., Fehrenbacher G., Ferranini M., Hphmann E., Hranitzki C., Kasper A., Khurana S., Mares V., Reginatto M., Rollet S., Ruhm W., Schardt D., Silari M., Simmer G., Wiegel B., and Weitzenegger E. Intercomparison of radiation protection devices in high-energy stray neutron field, part ii: Bonner sphere spectrometry. *Radiation Measurements*, 44:660–672, 2009.
- [182] Thomas D.J. Neutron spectrometry for radiation protection. *Radiation Protection Dosimetry*, 110(1-4):141–149, month 2004.
- [183] M. Wielunski, W. Wahl, N. EL-Faramawy, W. Rühm, M. Luszik-Bhadra, and H. Roos. Development of a brazilian gamma-neutron dosimeter. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research B*, 266(12-13):3174–3177, month 2008.
- [184] Wielunski M., Wahl W., EL-Faramawy N., Rühm W., Luszik-Bhadra M., and Roos H. Intercomparison exercise whith mev neutrons using various electronic personal dosimeters. *Radiation Measurements*, 43(2-6):1063–1067, month 2008.
-

- 
- [185] Mazrou H., Sidahmed T., Idiri Z., Lounis-Mokrani Z., Bedek Z., and Allab M. Characterization of the crna bonner sphere spectrometer based on 6lil scintillator exposed to an 241ambe neutron source. *Radiation Measurements*, 43:1095–1099, month 2008.
- [186] Lacoste V., Reginatto M., Asselineau B., and Muller H. Bonner sphere neutron spectrometry at nuclear workplaces in the framework of the evidos project. *Radiation Protection Dosimetry*, 125(1-4):304–308, month 2007.
- [187] Bedogni R., Domingo C., Esposito A., and Fernández F. Fruit: an operational tool for multisphere neutron spectrometry in workplaces. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research A*, 580:1301–1309, month 2007.
- [188] El Messaoudi M., Chouak A., Lferde M., and Cherkaoui R. Performance of three different unfolding procedures connected to bonner sphere data. *Radiation Protection Dosimetry*, 108(3):247–253, month 2004.
- [189] Miller S.C. Afitbunki: a modified iterative code to unfold neutron spectra from Bonner sphere detector data. Master's thesis, 1993.
- [190] weezy J., Hertel N.E., and Veinot K. BUMS–Bonner sphere unfolding made simple: an html based multisphere neutron spectrometer unfolding package. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*, 476(1-2):263–269, 2002.
- [191] Bedogni R. *Neutron spectrometry and dosimetry for radiation protection around a high energy-positron colitter*. PhD thesis, 2006.
- [192] Miller W.H. and Meyer W. Standarization of neutron spectrum unfolding codes: tests using idealized, calculated response functions. *Nuclear Instruments and Methods*, 205:185–195, 1983.
- [193] Vylet V. Response matrixof an extended bonner sphere system. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research A*, 479:26–30, 2002.
- [194] Mares V. and Schraube H. Improved response matrices of bonner sphere spectrometers with 6lil scintillation detector and 3he proportional counter between 15 and 100 mev. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A*, 366:203–206, 1995.
-



- 
- [195] Mares V. and Schraube H. Evaluation of the response matrix of a bonner sphere spectrometer with lii detector from thermal energy to 100 mev. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A*, 337:461–473, 1994.
- [196] Bakshi A.K. Sathian V. Tripathy S.M. Vega-Carrillo H.R. Nandy M. Sarkar P.K., Tripathy S.P., and Sharma D.N. Measurement of  $^{241}\text{Am}$  spectra (bare and pb-covered) using tld pairs in multi-spheres: spectrum unfolding by different methods. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A*, 598:556–560, 2009.
- [197] Sunil C. Nandy M. Sarkar P.K. Sharma D.N., Tripathy S.P., and Mukherjee B. Activation foils unfolding for neutron spectrometry: Comparison of different deconvolution methods. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A*, 583:421–425, 2007.
- [198] Siebert B.R.L. Assesment of sensitivities and uncertainties in monte carlo particle transport calculations for neutron spectrometry. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A*, 476:256–262, 2002.
- [199] Hertel N., Sweezy J., and Veinot K. Bums- bonner sphere unfolding made simple: an html based multisphere neutron spectrometer unfolding package. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A*, 476:263–269, 2002.
- [200] Itoh S. A fundamental study of neutron spectra unfolding based on the maximum likelihood method. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A*, 251:144–155, 1986.
- [201] Lacoste V., Coeck M., and Muller H. Neutron spectrometry around the venus reactor using monte carlo simulations and bonner spheres measurements. *Radiation Protection Dosimetry*, 0(2007), 2007.
- [202] Chambless D.A. and Broadway J.A. Comments on neutron spectral unfolding using the monte carlo method. *Nuclear Instruments and Methods*, 214:543–545, 1983.
- [203] O'Brien K. and Sanna R. neutron spectral unfolding using the monte carlo method. *Nuclear Instruments and Methods*, 185:277–286, 1981.
-

- 
- [204] Matzke M. and Weise K. Neutron spectrum unfolding by the monte carlo method. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A*, 234:324–330, 1985.
- [205] Fernandez F. Tomas M. Bakali M. Castelo J. Carmena P., Bouassoule T., and Lara L. Monte carlo calculations and experimental calibrations of bonner sphere systems with a new cylindrical helium-3 proportional counter. *Radiation Measurements*, 34:199–202, 2001.
- [206] Chouak A. Lferde M., El Messaoudi M., and Cherkaoui R. Performance of three different unfolding procedures connected to bonner sphere data. *Radiation Protection Dosimetry*, 108(3):247–253, 2004.
- [207] Routti J.T and Sandberg J.V. General purpose unfolding program loui78 with linear and non linear regularizations. *Computer Physics Communications*, 21:119–144, 1980.
- [208] Matzke M. Estimation of dose equivalent from reactions rates of bonner spheres without using a priori fluence information. *Radiation Protection Dosimetry*, 23(1-4):297–300, 1988.
- [209] Mares V. Weitzenegger E., Simmer G., and Ruhm W. Iterative unfolding for bonner sphere spectrometers using the msandb code - sensitivity analysis and dose calculation. *Radiation Measurements*, in press:1–9, 2009.
- [210] Roberts N.J. Investigation of combined unfolding of neutron spectra using the umg unfolding codes. *Radiation Protection Dosimetry*, 126(1-4):398–403, month 2007.
- [211] Reginatto M. and Zimbal A. Bayesian and maximum entropy methods for fusion diagnostic measurements with compact neutron spectrometers. *Review of Scientific Instruments*, 79(2):398–403, month 2008.
- [212] Freeman D.W., Edwards D.R., and Bolon A.E. Genetic algorithms - a new technique for solving a neutron spectrum unfolding problem. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research A*, 425, 1999.
- [213] Mukherjee B. Andi-03: a genetic algorithm tool for the analysis of activation detector data to unfold high-energy neutron spectra. *Radiation Protection Dosimetry*, 110(1-4):249–254, month 2004.
-

- 
- [214] Mukherjee B. A high-resolution neutron spectra unfolding method using the genetic algorithm technique. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research A*, 479(1-2):247–251, 2002.
- [215] Green R., Crout N.M.J., Taylor G.C., Koohi-Fayegh R., and Scott M.C. Neural network unfolding of photon and neutron spectra using an ne-213 scintillation detector. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A*, 329:269–276, 1993.
- [216] Sara A.P., Senada A., and Vladimir P. Detector response unfolding using artificial neural networks. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A*, 565:742–752, 2006.
- [217] Bonyadi M.R., Etaati G.R., Sharghi A., and Shahriari M. Unfolding the neutron spectrum of a ne213 scintillator using artificial neural networks. *Applied Radiation and Isotopes*, 67:1912–1918, 2009.
- [218] Ortiz-Rodríguez J.M., Martínez-Blanco M.R., Vega-Carrillo H.R., Gallego E., Lorente-Fillol A., Méndez-Villafañe R., Los Arcos-Merino J.M., and Guerrero-Araque J.E. User-friendly interface for run MCNP code for radiation physics. In *VI International Symposium on Radiation Physics. Zacatecas, Zac., México, 7-10/Mar/2010*.
- [219] Ortiz-Rodríguez J.M., Martínez-Blanco M.R., and Vega-Carrillo H.R. Robust design of artificial neural networks applying the Taguchi methodology and DoE. *Proceedings of the Electronics, Robotics and Automotive Mechanics Conference (CERMA'06), IEEE Computer Society*, 2006.
- [220] Ortiz-Rodríguez J.M., Martínez-Blanco M.R., Vega-Carrillo H.R., Gallego E., Lorente-Fillol A., Méndez-Villafañe R., Los Arcos-Merino J.M., and Guerrero-Araque J.E. Neutron spectrometry using artificial neutral networks for a Bonner sphere spectrometer with a He-3 detector. *Revista Mexicana de Física S*, 57(1):69–71, 2011.
- [221] Patrick Hui C.L. *Artificial Neural Networks - Applications*. INTECH, 2011.
- [222] Ortiz-Rodríguez J.M., Martínez-Blanco M.R., Gallego E., and Vega-Carrillo H.R. Evolutive artificial neural networks for neutron spectra unfolding. *Congreso de la Sociedad Nuclear Americana*, Nov/2009.
-

- 
- [223] Ortiz-Rodríguez J.M., Martínez-Blanco M.R., Gallego E., and Vega-Carrillo H.R. Artificial neural networks modeling evolved genetically, a new approach applied in neutron spectrometry and dosimetry research areas. *Proceedings of the Electronics, Robotics and Automotive Mechanics Conference (CERMA'08), IEEE Computer Society*, pages 387–392, 2008.
- [224] Ortiz-Rodríguez J.M., Martínez-Blanco M.R., Vega-Carrillo H.R., Gallego E., Lorente-Fillol A., Méndez-Villafañe R., Los Arcos-Merino J.M., and Guerrero-Araque J.E. Performance of artificial neural networks and genetical evolved artificial neural networks unfolding techniques. *Revista Mexicana de Física S*, 57(1):89–92, 2011.
- [225] Ortiz-Rodríguez J.M., Martínez-Blanco M.R., Gallego E., and Vega-Carrillo H.R. Redes neuronales evolutivas: una nueva alternativa para la espectrometría de neutrones. In *XI International Symposium / XXI National Congress on Solid State Dosimetry*. Hermosillo, Son., México, 28-2/Oct/2009.
- [226] Ortiz-Rodríguez J.M., Martínez-Blanco M.R., Gallego E., and Vega-Carrillo H.R. Neutron spectrometry and dosimetry based on a new approach called genetic artificial neural networks. In *12th Congress of the International Radiation Protection Association (IRPA12)*, pages xx–yy, International Atomic Energy Agency, Vienna, Oct 2010. IAEA Proceeding Series STI/PUB/1460 1-9.
- [227] Martínez-Blanco M.R., Ortiz-Rodríguez J.M., and Vega-Carrillo H.R. NSDann, a LabVIEW tool for neutron spectrometry and dosimetry based on the RDANN methodology. *Proceedings of the Electronics, Robotics and Automotive Mechanics Conference (CERMA'09), IEEE Computer Society*, 00:131–136, 2009.
- [228] Martínez-Blanco M.R., Ortiz-Rodríguez J.M., and Vega-Carrillo H.R. NSDann: Espectrometría y dosimetría de neutrones. *México Nuclear*, 9(2):19–29, 2009.
- [229] Ortiz-Rodríguez J.M., Martínez-Blanco M.R., Gallego E., and Vega-Carrillo H.R. Una comparación en la reconstrucción de espectros de neutrones utilizando técnicas iterativas clásicas y las basadas en inteligencia artificial. In *XI International Symposium / XXI National Congress on Solid State Dosimetry*. Hermosillo, Son., México, 28-2/Oct/2009.
-

- 
- [230] Martínez-Blanco M.R., Ortiz-Rodríguez J.M., and Vega-Carrillo H.R. Espectrometría y dosimetría de neutrones en aceleradores de partículas de uso médico, utilizando NS-DANN. In *XI International Symposium / XXI National Congress on Solid State Dosimetry*. Hermosillo, Son., México, 28-2/Oct/2009.
- [231] Ortiz-Rodríguez J.M., Martínez-Blanco M.R., Vega-Carrillo H.R., and Méndez-Villafañe R. Comparación del espectro de neutrones de un detector de  $^3\text{He}$  obtenido con dos códigos de deconvolución. In *11° Seminario de Investigación UAA*. Aguascalientes, Ags., México, 18-21/May/2010.
- [232] Ortiz-Rodríguez J.M., Martínez-Blanco M.R., Vega-Carrillo H.R., Gallego E., Lorente-Fillol A., Méndez-Villafañe R., Los Arcos-Merino J.M., and Guerrero-Araque J.E. Performance of artificial neural networks and genetical evolved artificial neural networks unfolding techniques. In *VI International Symposium on Radiation Physics*. Zacatecas, Zac., México, 7-10/Mar/2010.
- [233] Ortiz-Rodríguez J.M., Martínez-Blanco M.R., Vega-Carrillo H.R., Gallego E., Lorente-Fillol A., Méndez-Villafañe R., Los Arcos-Merino J.M., and Guerrero-Araque J.E. Comparing the neutron spectra unfolding features using two codes. In *VI International Symposium on Radiation Physics*. Zacatecas, Zac., México, 7-10/Mar/2010.
- [234] Martínez-Blanco M.R., Ortiz-Rodríguez J.M., and Vega-Carrillo H.R. A new computer tool based on ANN technology, applied in neutron spectrometry and dosimetry research areas. *Proceedings of the Electronics, Robotics and Automotive Mechanics Conference (CERMA'08), IEEE Computer Society*, pages 189–194, 2008.
- [235] Ortiz-Rodríguez J.M., Martínez-Blanco M.R., Gallego E., and Vega-Carrillo H.R. A computational tool design for evolutionary artificial neural networks in neutron spectrometry and dosimetry. *Proceedings of the Electronics, Robotics and Automotive Mechanics Conference (CERMA'09), IEEE Computer Society*, pages 113–118, 2009.
- [236] Ortiz-Rodríguez J.M., Martínez-Blanco M.R., Gallego E., and Vega-Carrillo H.R. A neutron spectrometry and dosimetry computer tool based on ann. In *12th Congress of the International Radiation Protection Association (IRPA12)*, pages xx–yy, International Atomic Energy Agency, Vienna, Oct 2010. IAEA Proceeding Series STI/PUB/1460 1-9.
-

- 
- [237] Ortiz-Rodríguez J.M., Martínez-Blanco M.R., Vega-Carrillo H.R., and Méndez-Villafañe R. Espectrometría y dosimetría neutrónicas con redes neuronales artificiales para un detector de  $^3\text{He}$ . In *11° Seminario de Investigación UAA*. Aguascalientes, Ags., México, 18-21/May/2010. Trabajo distinguido como la mejor ponencia.
- [238] Ortiz-Rodríguez J.M., Martínez-Blanco M.R., Vega-Carrillo H.R., Los Arcos-Merino J.M., and Méndez-Villafañe R. Cálculo del error producido por las lecturas de conteo en la espectrometría neutrónica por medio de esferas Bonner y la distribución de poisson. In *11° Seminario de Investigación UAA*. Aguascalientes, Ags., México, 18-24/May/2010.
- [239] IAEA. Compendium of neutron spectra and detector responses for radiation protection purposes. Technical Report 403, 2001.
- [240] ICRP. Conversion coefficients for use in radiological protection against external radiation. icrp74. *International Commission on Radiological Protection*, 26(3-4):199–200, 1996.
- [241] BiocompSystems. [www.biocompsystems.com](http://www.biocompsystems.com). May 2011.
- [242] NI. Manual de referencia de funciones e IV. National Instruments.
- [243] NI. Manual de referencia de programación en g. National Instruments.
- [244] NI. Que son las mediciones y la instrumentación virtual. National Instruments.
- [245] Correa J.C. Estimación por intervalo del parámetro de la distribución de poisson por una sola observación. *Revista Colombiana de Estadística*, 30(1):69–75, 2007.
- [246] Walecka J.D. *Fundamentals of statistical mechanics*. World Scientific, 2000.
- [247] Soong T.T. *Fundamentals of probability and statistics for engineers*. John Wiley & Sons, Inc., 2004.
- [248] Singh Y.K. *Fundamentl of research methodology and statistics*. New Age International Publishers, 2006.
-

# José Manuel Ortiz Rodríguez

Docente-Investigador UAIE-UAZ

Universidad Autónoma de Zacatecas,  
Unidad Académica de Ingeniería Eléctrica,  
Av. Ramón López Velarde # 801, Col.  
Centro, Zacatecas, Zacatecas, México  
98000

☎ +52 (492) 923-9407 Ext. 1515 y/o 1517

✉ [morvymm@yahoo.com.mx](mailto:morvymm@yahoo.com.mx)

## Curriculum Vitae

### Idiomas

Inglés

**Alto**

540 puntos TOEFL

### Experiencia Laboral

- 2004–Presente **Docente-investigador**, *Universidad Autónoma de Zacatecas (UAZ)*, Zacatecas.  
Docente-Investigador de la Unidad Académica de Ingeniería Eléctrica (UAIE) de la UAZ.
- Sistemas CAD-CAM. Ene-Jul/2010,2011;
  - Dibujo computarizado Ago-Dic/2008, Ene-Jul/2009,2010,2011;
  - Cursos de nivelación en álgebra y cálculo para alumnos de nuevo ingreso. Jul-Ago/2010;
  - Dispositivos Lógicos Programables. Ene-Jul/2009;
  - Electrónica digital y laboratorio. 2004 - 2010;
  - Cursos de nivelación en computación para alumnos de nuevo ingreso. Jun-Jul/2005, 2006;
  - Coordinador del Centro de Cómputo del Área de Ingeniería en Comunicaciones y Electrónica. Feb/2004—Jun/2008;
- Nov. 2002 – **Capturista de datos**, *Instituto Federal Electoral (IFE)*, Zacatecas.  
Abril 2003 Captura de la información generada en el proceso electoral federal 2003.
- Ene. 2000 – **Ingeniero de Mantenimiento**, *Sistemas y electrónica*, Zacatecas.  
Mayo 2001 Planeación, diseño y desarrollo de proyectos de redes de cómputo; instalación y configuración de software y hardware; mantenimiento preventivo y correctivo de equipo de cómputo.
- Mar. 1999 – **Auxiliar**, *Centro de Cómputo del Área de Ingeniería (CECAI) - (UAZ)*, Zacatecas.  
Nov. 2002 Participación directa en la planeación y diseño de la reestructuración de la red de cómputo e instalaciones del CECAI e impartiendo los cursos:
- Instalación, configuración y administración de redes locales con Windows 2000. Jul/2003;
  - Instalación, configuración y administración de redes locales con Windows NT. Jul/2002;
  - Mantenimiento preventivo y correctivo de PC´s e instalación y configuración de software y hardware. Dic/2000—Jul/2001;
  - Windows, Word, Excel, Power Point e Internet. Mar–May/2000, Mar–May/2001 y Jun/2001;

Ago. 1994 – **Cabo de transmisiones, Ejército Mexicano, México.**

Ene. 1999 Actividades castrenses en el Ejército Mexicano, desempeñando los siguientes cargos:

- Dragón del 22º Regimiento de Caballería Motorizado (22º RCM), en fuerzas básicas, con el grado de soldado de caballería, granadero de fusil y proveedor;
- Miembro del grupo especial “pelotón de armas de apoyo” con el grado de soldado proveedor;
- Soldado del servicio de transmisiones militares, proporcionando asesoría y apoyo logístico;
- Miembro del grupo elite de fuerzas especiales “Pelotón de Comunicaciones Especiales”, realizando actividades de inteligencia en el área de comunicaciones militares, con el grado de cabo de transmisiones;

---

## Capacidad técnica

- 1 Sistemas de cálculo científico: Matlab, Mathcad, Mathematica.
- 2 El diseño de programas con los lenguajes de programación: LabVIEW, Visual Basic, Delphi, C++.
- 3 Diseño y desarrollo de sistemas electrónicos con: Microcont., FPGA y VHDL.
- 4 Amplio conocimiento y dominio del paquete computacional Office.
- 5 Diseño en: Corel Draw, Autocad, Front Page.
- 6 Manejo de sistemas de bases de datos con Access y SQL.
- 7 Varios Sistemas Operativos: desde MS-DOS, Windows 95 hasta Win7.
- 8 Configuración y administración del Sistema Operativo Linux (Debian y Suse).
- 9 Varios sistemas operativos de servidores como: Windows NT 4, Windows 2000, Windows 2003, Linux SUSE, Linux Debian.
- 10 Diseño, instalación, configuración, administración y mantenimiento de: redes de cómputo, servidores y equipo de cómputo.
- 11 Paquetes de diseño electrónico como: Orcad, Circuit Maker, Multisim, Xilinx, Max Plus II.
- 12 La teoría de redes neuronales artificiales y algoritmos genéticos.
- 13 La teoría de diseño robusto aplicando metodología Taguchi.
- 14 La teoría de cálculo paralelo en redes de computadoras no dedicadas usando PVM.

---

## Formación académica

- 2007–2011 **Estudiante de doctorado en el programa: Técnicas Avanzadas de Análisis, Simulación y Control de Sistemas, Universidad de Córdoba, Córdoba, España, Doctorado.**
- Dic. 2005 **Maestría en Ciencias Nucleares, con opción terminal en instrumentación nuclear, antes Centro Regional de Estudios Nucleares, ahora UAEN (UAZ), Zacatecas, Maestría, C.P. 5311390.**
- Jun. 2003 **Ingeniero en Comunicaciones y Electrónica, antes Facultad de Ingeniería, ahora UAIE (UAZ), Zacatecas, Licenciatura, C.P. 3715361.**
- Oct. 2009 –  
Mar. 2010 **Estancia de investigación pre-doctoral en el CIEMAT por medio de una beca concedida por la AECID, para realizar los trabajos de la tesis doctoral efectuada en la Universidad de Córdoba en España, Lab. Patr. Neutr. – Lab. Metrol. Rad. Ioniz. – Ctro. Inv. Medio Amb. Energ. y Tecnol. (CIEMAT), Madrid, España, Estancia pre-doctoral.**



- Jul. 2009 **Taller de Dosimetría Termoluminiscente**, *Escuela de verano UAZ-SPAUAZ 2009*, Zacatecas, *Diplomados*.
- Oct. 2008 – Mar. 2009 **Diplomado en diseño de sistemas digitales (VHDL)**, *Universidad Autónoma de Zacatecas – Universidad de Querétaro*, Zacatecas, *Diplomados*.
- Oct. 2007 – Nov. 2007 **Prácticas profesionales en el Hospital General de México, en la caracterización de materiales para dosimetría TLD en aplicaciones médicas.**, *Hospital General de México*, México D.F., *Prácticas profesionales de maestría*.
- Oct. 2005 – Dic. 2005 **Diplomado en diseño de sistemas digitales (VHDL)**, *Universidad Politécnica de Aguascalientes (UPA)*, Aguascalientes, *Diplomados*.
- Sep. 2005 **Diplomado en dosimetría termoluminiscente aplicada a la medicina**, *Universidad Autónoma de México - Universidad Autónoma de Zacatecas*, Zacatecas, *Diplomados*.
- Jun. 2004 – Ago. 2004 **Diplomado formación de investigadores**, *Centro de Biología Experimental (UAZ)*, Zacatecas, *Diplomados*.
- Mayo 2004 **Prácticas profesionales en el reactor nuclear del Instituto Nacional de Investigaciones Nucleares**, *Instituto Nacional de Investigaciones Nucleares (ININ)*, Toluca, estado de México, *Prácticas profesionales maestría*.
- Jul. 2002 **Curso de Instalación, configuración y administración de servidores Linux**, *Centro de cómputo del área de ingeniería CECAI, (UAZ)*, Zacatecas, *Cursos*.
- 2000 – 2002 **Curso básico e intermedio de inglés**, *KELLER*, Zacatecas, *Curso Inglés*.
- Oct. 2000 – Dic. 2000 **Curso de programación en lenguaje Delphi**, *Centro de cómputo del área de ingeniería CECAI, (UAZ)*, Zacatecas, *Cursos*.
- Mar. 2000 – Abr. 2000 **Curso de diseño gráfico con Corel Draw**, *Centro de cómputo del área de ingeniería CECAI, (UAZ)*, Zacatecas, *Cursos*.
- Ene. 1999 **Curso de Windows, Office y Multimedia**, *CETEC*, Hermosillo, Sonora, *Cursos*.
- Ene. 1999 **Curso básico de inglés**, *CETEC*, Hermosillo, Sonora, *Cursos*.
- Sep. 1998 **Adiestramiento en “Inteligencia en Comunicaciones Militares”**, *EJÉRCITO MEXICANO*, Mexicali, B.C.N., *Cursos*.

### Tesis de Doctorado

Título: *Inteligencia Artificial: aplicaciones en la espectrometría y dosimetría neutrónicas*  
 Asesores: Vega-Carrillo H.R. y Benavides-Benítez J.I.

### Tesis de Maestría

Título: *Diseño robusto de redes neuronales artificiales aplicadas en la espectrometría de neutrones*  
 Asesores: Vega-Carrillo H.R. y Hernández-Dávila V.M.

### Tesis de Licenciatura

Título: *Diseño de sistemas de adquisición de datos en la instrumentación virtual, empleando dispositivos estándar de la industria electrónica y el lenguaje gráfico de programación Labview*  
 Asesor: Cervantes-Viramontes J.M.

---

## Participación en Congresos

### Internacionales

- Mar. 2010 **International Symposium on Radiation Physics**, *Universidad Autónoma de Zacatecas (UAZ)*, Zacatecas, Zac., México.
- Nov. 2009 **American Nuclear Society**, *American Nuclear Society: 2009 Winter Meeting*, Whashintong, USA.
- Oct. 2009 **XI International Symposium / XXI National Congress on Solid State Dosimetry**, *Universidad de Sonora*, Hermosillo, Son., México.
- Sep. 2009 **Electronics, Robotics and Automotive Mechanics Conference**, *CERMA'09*, Cuernavaca, Mor., México.
- Oct. 2008 **XII congreso Internacional de la Sociedad Internacional de Protección Radiológica**, *IRPA'08*, Buenos Aires, Argentina.
- Sep.–Oct. 2008 **Electronics, Robotics and Automotive Mechanics Conference**, *CERMA'08*, Cuernavaca, Mor., México.
- Sep. 2007 **X International Symposium / XX National Congress on Solid State Dosimetry**, *Universidad Autónoma de Puebla*, Puebla, Pue., México.
- Sep. 2006 **Electronics, Robotics and Automotive Mechanics Conference**, *CERMA'06*, Cuernavaca, Mor., México.
- Sep. 2006 **XX Congreso Anual de la Sociedad Nuclear Mexicana y Congreso Internacional de la Sociedad Internacional de Protección Radiológica (IRPA)**, *SNM-IRPA*, Acaapulco, Gro., México.
- Ago.–Sep. 2006 **IX International Symposium / XIX National Congress on Solid State Dosimetry**, *Instituto Politécnico Nacional (IPN)*, México D.F., México.
- Sep. 2005 **VIII International Symposium / XVIII National Congress on Solid State Dosimetry**, *Universidad Autónoma de Zacatecas (UAZ)*, Zacatecas, Zac., México.

### Nacionales

- Jul. 2009 **XX Congreso Anual de la Sociedad Nuclear Mexicana**, *SNM*, Puerto Vallarta, Jal., México.

### Regionales

- Ago. 2010 **11º seminario de investigación**, *Universidad Autónoma de Aguascalientes (UAA)*, Aguascalientes, Ags., México.
- Ago. 2009 **10º seminario de investigación**, *Universidad Autónoma de Aguascalientes (UAA)*, Aguascalientes, Ags., México.
- Mayo 2008 **9º seminario de investigación**, *Universidad Autónoma de Aguascalientes (UAA)*, Aguascalientes, Ags., México.

### Locales

- Mayo. 2008 **XII Jornadas de Investigación**, *Universidad Autónoma de Zacatecas (UAZ)*, Zacatecas, Zac., México.
- Ago. 2007 **XI Jornadas de Investigación**, *Universidad Autónoma de Zacatecas (UAZ)*, Zacatecas, Zac., México.

- Abr. 2006 **Encuentro de Investigación de Ingeniería Eléctrica (ENINVIE'06)**, Universidad Autónoma de Zacatecas (UAZ), Zacatecas, Zac., México.
- Ago. 2004 **Jornadas de la investigación de la Unidad Académica de Ciencias Químicas (UAZ)**, Universidad Autónoma de Zacatecas (UAZ), Zacatecas, Zac., México.

## Premios y Distinciones

- 1 Se obtuvo una beca "ayuda tesis" por parte de PROMEP comprendida entre el periodo mayo de 2010 a abril de 2011.
- 2 El trabajo *Espectrometría y dosimetría neutrónica con redes neuronales artificiales para un detector de  $^3\text{He}$  obtenido con dos códigos de deconvolución*, presentado en el XI Seminario de Investigación de la Universidad Autónoma de Aguascalientes en 2010, fue seleccionado como la Mejor Ponencia en su mesa temática.
- 3 Se obtuvo una beca MAEC-AECID de octubre de 2009 a marzo de 2010, para realizar una estancia de investigación pre-doctoral en el centro de investigación CIEMAT de España, en colaboración con la UCO, UAZ y UPM con el objeto de realizar los trabajos correspondientes al tema de tesis doctoral a ser desarrollados en este programa de doctorado.
- 4 En la Unidad Académica de Estudios Nucleares (UAEN) de la Universidad Autónoma de Zacatecas (UAZ), la M.C. Ma. Del Rosario Martínez Blanco, realizó la tesis de Maestría denominada *NSDann: una herramienta de cómputo para la espectrometría y dosimetría de neutrones basada en RNA*, Asesorada por el Dr. Héctor Rene Vega Carrillo y el que escribe. El examen profesional se realizó en Julio de 2009, obteniéndose la distinción de Mención Honorífica, siendo ésta la primera y única otorgada en la historia de la UAEN de la UAZ.
- 5 El trabajo presentado en el congreso de la Sociedad Nuclear Mexicana en 2009, denominado *Una nueva herramienta de cómputo para la espectrometría y dosimetría de neutrones*, fue seleccionado el como mejor trabajo de la mesa y se publicó en la revista México Nuclear.
- 6 El trabajo presentado en el congreso regional: 10° seminario de Investigación de la Universidad Autónoma de Aguascalientes denominado *Una nueva herramienta de cómputo para la espectrometría y dosimetría de neutrones*, fue seleccionado como el mejor trabajo de la mesa de Ingenierías II.
- 7 El trabajo presentado en el congreso regional: 10° seminario de Investigación de la Universidad Autónoma de Aguascalientes denominado *Una nueva propuesta para dosimetría neutrónica por medio de métodos iterativos*, fue seleccionado como el mejor trabajo de la mesa de Ingenierías I.
- 8 Se obtuvo apoyo por parte de la OMS, para asistir al XII congreso Internacional de la Sociedad Internacional de Protección Radiológica (IRPA'08), Buenos Aires, Argentina, Oct-2008.
- 9 Mejor trabajo en presentación oral en la XVIII Conferencia Internacional y VIII Congreso Nacional sobre dosimetría de estado sólido, Zacatecas, Zac., 2005, con el tema *Reconstrucción de espectros de neutrones a partir del sistema espectrométrico de esferas de Bonner*.
- 10 Mejor trabajo en presentación cartel en la XVIII Conferencia Internacional y VIII Congreso Nacional sobre dosimetría de estado sólido, Zacatecas, Zac., 2005, con el tema *Aplicación de dosímetros TLD en salas de Rayos-X*.

---

## Membresías

AJENM	Asociación de Jóvenes por la Energía Nuclear en México
NA-YGN	Nuclear American Young Generation in Nuclear
SMID	Sociedad Mexicana de Irradiación y Dosimetría
SNM	Sociedad Nuclear Mexicana

---

## Tesis

### Dirigidas

- 1 Martínez-Blanco M.R. *Espectrometría de neutrones y cálculo simultáneo de dosis equivalentes empleando la metodología de diseño robusto de redes neuronales*. Tesis de licenciatura. Unidad Académica de Ingeniería Eléctrica, UAZ. 2006.
- 2 Martínez-Blanco M.R. *NSDann: una herramienta de cómputo para la espectrometría y dosimetría de neutrones basada en RNA*. Tesis de maestría. Unidad Académica de Ciencias Nucleares, UAZ. 2009.

### Evaluadas

- 1 Veyna-Lamas M. *Proceso de producción de software en una empresa*. Tesis de licenciatura. Unidad Académica de Ingeniería Eléctrica, UAZ. 2007.
- 2 Torres-Ramírez J.G. *Determinación de la actividad de una fuente por el método relativo*. Tesis de maestría. Unidad Académica de Ciencias Nucleares, UAZ. 2008.
- 3 Hernández-Ortiz M. *Kerma en aire y dosis absorbida en el torso humano durante un estudio mastográfico*. Tesis de maestría. Unidad Académica de Ciencias Nucleares, UAZ. 2009.
- 4 Durán-Muñoz H.A. *textitDosis glandular media y kerma en aire en mamografía*. Tesis de maestría. Unidad Académica de Ciencias Nucleares, UAZ. 2009.
- 5 Pinedo-Solís A. *Dosis en radiografía de tórax*. Tesis de maestría. Unidad Académica de Ciencias Nucleares, UAZ. 2009.

### Revisadas

- 1 Arcos-Pichardo A. *Dosis en órganos internos de una mujer embarazada debida al 131I*. Tesis de maestría. Unidad Académica de Ciencias Nucleares, UAZ. 2008.
- 2 Hernández-Villasana R. *Caracterización de una fuente de neutrones de 239PuBe*. Tesis de maestría. Unidad Académica de Ciencias Nucleares, UAZ. 2008.
- 3 Chacón-Ruíz A. *Espectrómetro de partículas [U+F061] con un fotodiodo tipo PIN*. Tesis de maestría. Unidad Académica de Ciencias Nucleares, UAZ. 2009.

---

## Patentes y derechos de autor

- [1] Ortiz-Rodríguez J.M. *Diseño robusto de redes neuronales artificiales aplicadas en la espectrometría de neutrones*. 03-2006-031312565200-01, 31/Mar/2006.
- [2] Martínez-Blanco M.R. and Ortiz-Rodríguez J.M. *DRRNA Ver. 1.3*. 03-2006-031312574800-01, 31/Mar/2006.
- [3] Martínez-Blanco M.R. and Ortiz-Rodríguez J.M. *Reconstructor Ver. 1.0*. 03-2008-061611050300-01, 30/Jun/2008.

- [4] Martínez-Blanco M.R. and Ortiz-Rodríguez J.M. DRRNA Ver. 2.14. 03-2008-061611072500-01, 30/Jun/2008.
- [5] Martínez-Blanco M.R. Espectrometría de neutrones y cálculo simultáneo de dosis equivalentes empleando la metodología de diseño robusto de redes neuronales. 03-2008-061611102500-01, 30/Jun/2008.
- [6] Martínez-Blanco M.R. NSDann: una herramienta de cómputo para la espectrometría y dosimetría de neutrones basada en rna. 03-2010-011911330600-01, 4/Feb/2010.
- [7] Martínez-Blanco M.R. and Ortiz-Rodríguez J.M. VALGRAF Ver. 1.0. 03-2010-011911335500-01, 4/Feb/2010.
- [8] Martínez-Blanco M.R. and Ortiz-Rodríguez J.M. NSDANN Ver. 0.1.1. 03-2010-011911350000-01, 4/Feb/2010.
- [9] Martínez-Blanco M.R. and Ortiz-Rodríguez J.M. VMCNP Ver. 0.1.1. 03-2010-011911364000-01, 4/Feb/2010.
- [10] Martínez-Blanco M.R. and Ortiz-Rodríguez J.M. TBGANN Ver. 0.1.1. 03-2010-011911375300-01, 4/Feb/2010.
- [11] Martínez-Blanco M.R., Ortiz-Rodríguez J.M., and Vega-Carrillo H.R. NSDUAZ Ver. 0.1.0. 03-2010-011911390300-01, 4/Feb/2010.

---

## Publicaciones en libros

- [1] Ortiz-Rodríguez J.M., Martínez-Blanco M.R., and Vega-Carrillo H.R. Accepted to be published in Evolutionary artificial neural networks in neutron spectrometry. Chapter: Artificial neural networks. Ed. INTECH. 2010. ISBN 978-953-307-243-2.

---

## Publicaciones en revistas

- [1] Ortiz-Rodríguez J.M., Martínez-Blanco M.R., and Vega-Carrillo H.R. Robust design of artificial neural networks applying the Taguchi methodology and DoE. *Proceedings of the Electronics, Robotics and Automotive Mechanics Conference (CERMA'06), IEEE Computer Society*, 2006.
- [2] Vega-Carrillo H.R., Hernández-Dávila V.M., Manzanares-Acuña E., Mercado-Sánchez G.A., Iñiguez de la Torre M.P., Barquero R., Preciado-Flores S., Méndez-Villafañe R., Arteaga-Arteaga T., and Ortiz-Rodríguez J.M. Neutron spectrometry using artificial neural networks. *Radiation Measurements*, 41:425–431, 2006.
- [3] Vega-Carrillo H.R., Manzanares-Acuña E., Ortiz-Rodríguez J.M., and Arteaga-Arteaga T. Neutron spectra re-binning and dose calculation using Monte Carlo methods. *Revista Mexicana de Física*, 53(3):1–7, 2007.
- [4] Martínez-Blanco M.R., Ortiz-Rodríguez J.M., and Vega-Carrillo H.R. A new computer tool based on ANN technology, applied in neutron spectrometry and dosimetry research areas. *Proceedings of the Electronics, Robotics and Automotive Mechanics Conference (CERMA'08), IEEE Computer Society*, pages 189–194, 2008.
- [5] Ortiz-Rodríguez J.M., Martínez-Blanco M.R., Gallego E., and Vega-Carrillo H.R. Artificial neural networks modeling evolved genetically, a new approach applied in neutron spectrometry and dosimetry research areas. *Proceedings of the Electronics, Robotics and Automotive Mechanics Conference (CERMA'08), IEEE Computer Society*, pages 387–392, 2008.
- [6] Martínez-Blanco M.R., Ortiz-Rodríguez J.M., and Vega-Carrillo H.R. NSDann, a LabVIEW tool for neutron spectrometry and dosimetry based on the RDANN methodology. *Proceedings of the Electronics, Robotics and Automotive Mechanics Conference (CERMA'09), IEEE Computer Society*, 00:131–136, 2009.
- [7] Ortiz-Rodríguez J.M., Martínez-Blanco M.R., Gallego E., and Vega-Carrillo H.R. A computational tool design for evolutionary artificial neural networks in neutron spectrometry and dosimetry.

*Proceedings of the Electronics, Robotics and Automotive Mechanics Conference (CERMA'09), IEEE Computer Society, pages 113–118, 2009.*

- [8] Martínez-Blanco M.R., Ortiz-Rodríguez J.M., and Vega-Carrillo H.R. NSDann: Espectrometría y dosimetría de neutrones. *México Nuclear*, 9(2):19–29, 2009.
- [9] Vega-Carrillo H.R., Martínez-Blanco M.R., Hernández-Dávila V.M., and Ortiz-Rodríguez J.M. Spectra and dose with ANN of <sup>252</sup>Cf, <sup>241</sup>AmBe and <sup>239</sup>PuBe. *Journal of Radioanalytical and Nuclear Chemistry*, 281(3):615–618, 2009.
- [10] Vega-Carrillo H.R., Martínez-Blanco M.R., Hernández-Dávila V.M., and Ortiz-Rodríguez J.M. Spectra and dose with ANN of <sup>252</sup>Cf, <sup>241</sup>Am-Be, and <sup>239</sup>Pu-Be. *Journal of Radioanalytical and Nuclear Chemistry*, 281(3):615–618, 2009.
- [11] Méndez-Villafañe R., Guerrero-Araque J.E., Gallego E., Lorente-Fillol A., Tore C., Ortiz-Rodríguez J.M., Martínez-Blanco M.R., and Vega-Carrillo H.R. <sup>241</sup>Am-Be source term simulation with Monte Carlo methods. *accepted to be published in: Revista Mexicana de Física*, 2010.
- [12] Ortiz-Rodríguez J.M., Martínez-Blanco M.R., Vega-Carrillo H.R., Gallego E., Lorente-Fillol A., Méndez-Villafañe R., Los Arcos-Merino J.M., and Guerrero-Araque J.E. Comparing the neutron spectra unfolding features using two codes. *accepted to be published in: Revista Mexicana de Física*, 2010.
- [13] Ortiz-Rodríguez J.M., Martínez-Blanco M.R., Vega-Carrillo H.R., Gallego E., Lorente-Fillol A., Méndez-Villafañe R., Los Arcos-Merino J.M., and Guerrero-Araque J.E. Performance of artificial neural networks and genetical evolved artificial neural networks unfolding techniques. *accepted to be published in: Revista Mexicana de Física*, 2010.
- [14] Ortiz-Rodríguez J.M., Martínez-Blanco M.R., Vega-Carrillo H.R., Gallego E., Lorente-Fillol A., Méndez-Villafañe R., Los Arcos-Merino J.M., and Guerrero-Araque J.E. User-friendly interface for run MCNP code for radiation physics. *accepted to be published in: Revista Mexicana de Física*, 2010.
- [15] Ortiz-Rodríguez J.M., Martínez-Blanco M.R., Vega-Carrillo H.R., Gallego E., Lorente-Fillol A., Méndez-Villafañe R., Los Arcos-Merino J.M., and Guerrero-Araque J.E. Neutron spectrometry using artificial neural networks for a Bonner sphere spectrometer with a He-3 detector. *accepted to be published in: Revista Mexicana de Física*, 2010.
- [16] Vega-Carrillo H.R., Ortiz-Rodríguez J.M., Hernández-Dávila V.M., Martínez-Blanco M.R., Hernández-Almaráz B., Ortiz-Hernández A.A., and Mercado-Sánchez G.A. Different spectra with the same neutron source. *Revista Mexicana de Física*, 51(6):35–39, 2010.
- [17] Vega-Carrillo H.R., Ortiz-Rodríguez J.M., Martínez-Blanco M.R., and Hernández-Dávila V.M. ANN in spectrometry and neutron dosimetry. *American Institute of Physics Proceedings*, 1310:12–17, 2010.

---

## Publicaciones en congresos

- [1] Hernández-Dávila V.M., Vega-Carrillo H.R., Manzanares-Acuña E., Mercado-Sánchez G.A., Iñiguez de la Torre M.P., Barquero R., Arteaga-Arteaga T., and Ortiz-Rodríguez J.M. Neutron spectrometry using artificial neural networks. In *VIII Jornadas de Investigación UAZ*. Zacatecas, Zac., México, 10-12/Nov/2004.
- [2] Vega-Carrillo H.R., Hernández-Dávila V.M., Manzanares-Acuña E., Mercado-Sánchez G.A., Arteaga-Arteaga T., and Ortiz-Rodríguez J.M. Neutron spectra unfolding with artificial neural networks. In *Encuentro de Investigación en Ingeniería Eléctrica (ENINVIE-UAZ'2005)*. Zacatecas, Zac., México, 17-18/Mar/2005.
- [3] Vega-Carrillo H.R., Hernández-Dávila V.M., Manzanares-Acuña E., Mercado-Sánchez G.A., Ortiz-Rodríguez J.M., Iñiguez de la Torre M.P., Barquero R., and Arteaga-Arteaga T. Neutron spectrometry with artificial neural networks. In *XVI Congreso Anual de la SNM y XXIII Reunión Anual de la SMSR*. Oaxaca, Oax., México, 10-13/Jul/2005.

- [4] Ortiz-Rodríguez J.M., Martínez-Blanco M.R., Arteaga-Arteaga T., Vega-Carrillo H.R., Hernández-Dávila V.M., and Manzanares-Acuña E. Reconstrucción de espectros de neutrones usando redes neuronales a partir del sistema espectrométrico de esferas de Bonner. In *VIII Conferencia Internacional / XVIII Congreso Nacional sobre Dosimetría de Estado Sólido*. Zacatecas, Zac., México, 7-9/Sep/2005.
- [5] Letechipia de León C., Lara-Zaldo L.E.C., Perales-Muñoz W., Preciado-Flores S., and Ortiz-Rodríguez J.M. Aplicación de dosímetros TLD en salas de rayos X. In *VIII Conferencia Internacional / XVIII Congreso Nacional sobre Dosimetría de Estado Sólido*. Zacatecas, Zac., México, 7-9/Sep/2005.
- [6] Ortiz-Rodríguez J.M., Martínez-Blanco M.R., Arteaga-Arteaga T., Vega-Carrillo H.R., Hernández-Dávila V.M., and Manzanares-Acuña E. Diseño robusto de redes neuronales artificiales multicapa de propagación hacia delante, con el algoritmo de propagación inversa, en la reconstrucción de espectros de neutrones. In *IX Jornadas de Investigación UAZ*. Zacatecas, Zac., México, 9-11/Nov/2005.
- [7] Arteaga-Arteaga T., Ortiz-Rodríguez J.M., Vega-Carrillo H.R., Hernández-Dávila V.M., Manzanares-Acuña E., and Mercado-Sánchez G.A. Diseño de una red neuronal artificial, con la topología orientada a la deconvolución del espectro de neutrones. In *IX Jornadas de Investigación UAZ*. Zacatecas, Zac., México, 9-11/Nov/2005.
- [8] Ortiz-Rodríguez J.M., Martínez-Blanco M.R., and Vega-Carrillo H.R. Diseño robusto de redes neuronales artificiales. In *Encuentro de Investigación en Ingeniería Eléctrica (ENINVIE-UAZ 2006)*. Zacatecas, Zac., México, 5-7/Abr/2006.
- [9] Ortiz-Rodríguez J.M. and Martínez-Blanco M.R. Diseño de neuro-hardware. In *Encuentro de Investigación en Ingeniería Eléctrica (ENINVIE-UAZ'2006)*. Zacatecas, Zac., México, 5-7/Abr/2006.
- [10] Martínez-Blanco M.R., Ortiz-Rodríguez J.M., and Vega-Carrillo H.R. Espectrometría de neutrones y cálculo de dosis equivalentes, aplicando la metodología de diseño robusto de redes neuronales artificiales. In *Encuentro de Investigación en Ingeniería Eléctrica (ENINVIE-UAZ'2006)*. Zacatecas, Zac., México, 5-7/Abr/2006.
- [11] Ortiz-Rodríguez J.M., Martínez-Blanco M.R., and Vega-Carrillo H.R. Problemas críticos en el diseño y construcción de redes neuronales, en la espectrometría de neutrones, utilizando la metodología de diseño robusto de redes neuronales artificiales. In *Primer Congreso Americano del IRPA / XXIV Reunión Anual de la SMSR / XVII Congreso Anual de la SNM*. Acapulco, Gro., México, 3-8/Sep/2006.
- [12] Martínez-Blanco M.R., Ortiz-Rodríguez J.M., and Vega-Carrillo H.R. Neutron spectrometry and dosimetry by means of Bonner spheres system and artificial neural networks applying robust design of artificial neural networks. In *Primer Congreso Americano del IRPA / XXIV Reunión Anual de la SMSR / XVII Congreso Anual de la SNM*. Acapulco, Gro., México, 3-8/Sep/2006.
- [13] Arteaga-Arteaga T., Ortiz-Rodríguez J.M., Vega-Carrillo H.R., Hernández-Dávila V.M., Manzanares-Acuña E., and Mercado-Sánchez G.A. Diseño de una red neuronal artificial, con la topología orientada a la reconstrucción del espectro de neutrones. In *Primer Congreso Americano del IRPA / XXIV Reunión Anual de la SMSR / XVII Congreso Anual de la SNM*. Acapulco, Gro., México, 3-8/Sep/2006.
- [14] Ortiz-Rodríguez J.M., Martínez-Blanco M.R., and Vega-Carrillo H.R. RDANN a new methodology to solve the neutron spectra unfolding problem. In *IX International Symposium / XIX Nacional Meeting on Solid State Dosimetry*. México, D.F., 29-1/Sep/2006.
- [15] Ortiz-Rodríguez J.M., Martínez-Blanco M.R., and Vega-Carrillo H.R. A proposal to order the neutron data set in neutron spectrometry using the RDANN methodology. In *IX International Symposium / XIX Nacional Meeting on Solid State Dosimetry*, pages 209–214. México, D.F., 29-1/Sep/2006.
- [16] Martínez-Blanco M.R., Ortiz-Rodríguez J.M., and Vega-Carrillo H.R. Neutron spectrometry and dosimetry by means of bonner spheres system and artificial neural networks applying robust

design of artificial neural networks. In *IX International Symposium / XIX Nacional Meeting on Solid State Dosimetry*. México, D.F, 29-1/Sep/2006.

- [17] Ortiz-Rodríguez J.M., Martínez-Blanco M.R., and Vega-Carrillo H.R. Robust design of artificial neural networks applying the Taguchi methodology and DoE. In *Congreso de Electrónica, Robótica y Mecánica Automotriz CERMA 2006*. Cuernavaca, Mor., México, 26-29/Sep/2006.
- [18] Ortiz-Rodríguez J.M., Vega-Carrillo H.R., and Martínez-Blanco M.R. ANN knowledge extraction at Matlab environment, for neutron spectrometry and simultaneous dosimetry. In *XI Jornadas de Investigación UAZ*. Zacatecas, Zac., México, 22-24/Ago/2007.
- [19] Ortiz-Rodríguez J.M. and Martínez-Blanco M.R. ANN optimization by means of RDANN and RSM methodologies. In *XI Jornadas de Investigación UAZ*. Zacatecas, Zac., México, 22-24/Ago/2007.
- [20] Ortiz-Rodríguez J.M. and Martínez-Blanco M.R. Genetic artificial neural networks (GANN) modeling. In *XI Jornadas de Investigación UAZ*. Zacatecas, Zac., México, 22-24/Ago/2007.
- [21] Ortiz-Rodríguez J.M., Martínez-Blanco M.R., and Vega-Carrillo H.R. Development of a new software tool, based on ANN technology, in neutron spectrometry and dosimetry research. In *X International Symposium / XX National Congress on Solid State Dosimetry*. Puebla, Pue., México, 24-27/Sep/2007.
- [22] Ortiz-Rodríguez J.M., Martínez-Blanco M.R., and Vega-Carrillo H.R. Diseño de redes neuronales artificiales por medio de algoritmos genéticos, aplicadas en la espectrometría y dosimetría de neutrones. In *9º seminario de investigación UAA*. Aguascalientes, Ags., México, 20-22/May/2008.
- [23] Ortiz-Rodríguez J.M., Martínez-Blanco M.R., and Vega-Carrillo H.R. Espectrometría y dosimetría de neutrones por medio de redes neuronales evolutivas. In *XIX Congreso Anual de la SNM*. Mérida, Yuc., México, 6-9/Jul/2008.
- [24] Ortiz-Rodríguez J.M., Martínez-Blanco M.R., and Vega-Carrillo H.R. Diseño de redes neuronales artificiales por medio de algoritmos genéticos, aplicadas en la espectrometría y dosimetría de neutrones. In *XII Jornadas de Investigación UAZ*. Zacatecas, Zac., México, 13-15/Ago/2008.
- [25] Martínez-Blanco M.R., Ortiz-Rodríguez J.M., and Vega-Carrillo H.R. Diseño de una interfase gráfica de usuario, para la espectrometría y dosimetría de neutrones, basado en redes neuronales artificiales. In *XII Jornadas de Investigación UAZ*. Zacatecas, Zac., México, 13-15/Ago/2008.
- [26] Ortiz-Rodríguez J.M. and Martínez-Blanco M.R. Solución de problemas en ingeniería por medio de algoritmos genéticos, descripción de un ejemplo sencillo de optimización. In *XII Jornadas de Investigación UAZ*. Zacatecas, Zac., México, 13-15/Ago/2008.
- [27] Ortiz-Rodríguez J.M., Martínez-Blanco M.R., Gallego E., and Vega-Carrillo H.R. Artificial neural networks modeling evolved genetically, a new approach applied in neutron spectrometry and dosimetry research areas. In *Congreso de Electrónica, Robótica y Mecánica Automotriz CERMA 2008*. Cuernavaca, Mor., México, 30-3/Oct/2008.
- [28] Martínez-Blanco M.R., Ortiz-Rodríguez J.M., and Vega-Carrillo H.R. A new computer tool based on ANN technology, applied in neutron spectrometry and dosimetry research areas. In *Congreso de Electrónica, Robótica y Mecánica Automotriz CERMA 2008*. Cuernavaca, Mor., México, 30-3/Oct/2008.
- [29] Ortiz-Rodríguez J.M., Martínez-Blanco M.R., Gallego E., and Vega-Carrillo H.R. Neutron spectrometry and dosimetry based on a new approach called genetic artificial neural networks. In *12th International Congress of the International Radiation Protection Association (IRPA)*. Buenos Aires, Argentina, 19-24/Oct/2008.
- [30] Ortiz-Rodríguez J.M., Martínez-Blanco M.R., Gallego E., and Vega-Carrillo H.R. A neutron spectrometry and dosimetry computer tool based on ANN. In *12th International Congress of the International Radiation Protection Association (IRPA)*. Buenos Aires, Argentina, 19-24/Oct/2008.



- [31] Ortiz-Rodríguez J.M., Martínez-Blanco M.R., Gallego E., and Vega-Carrillo H.R. Diseño de una herramienta de cómputo para la espectrometría y dosimetría de neutrones por medio de redes neuronales evolutivas. In *XX Congreso Anual de la SNM*. Puerto Vallarta, Jal., México, 5-8/Jul/2009.
- [32] Martínez-Blanco M.R., Ortiz-Rodríguez J.M., and Vega-Carrillo H.R. Una nueva herramienta de cómputo para la espectrometría y dosimetría de neutrones. In *XX Congreso Anual de la SNM*. Puerto Vallarta, Jal., México, 5-8/Jul/2009. Trabajo distinguido como la mejor ponencia.
- [33] Ortiz-Rodríguez J.M., Martínez-Blanco M.R., and Vega-Carrillo H.R. Diseño de una herramienta de cómputo para la espectrometría y dosimetría de neutrones con redes neuronales evolutivas. In *10º seminario de investigación UAA*. Aguascalientes, Ags., México, 26-28/Ago/2009.
- [34] Ortiz-Rodríguez J.M., Martínez-Blanco M.R., and Vega-Carrillo H.R. Una nueva propuesta para dosimetría neutrónica por medio de métodos iterativos. In *10º seminario de investigación UAA*. Aguascalientes, Ags., México, 26-28/Ago/2009. Trabajo distinguido como la mejor ponencia.
- [35] Martínez-Blanco M.R., Ortiz-Rodríguez J.M., and Vega-Carrillo H.R. NSDann espectrometría y dosimetría de neutrones por medio de redes neuronales artificiales. In *10º seminario de investigación UAA*. Aguascalientes, Ags., México, 26-28/Ago/2009. Trabajo distinguido como la mejor ponencia.
- [36] Ortiz-Rodríguez J.M., Martínez-Blanco M.R., Gallego E., and Vega-Carrillo H.R. A computational tool design for evolutionary artificial neural networks in neutron spectrometry and dosimetry. In *Congreso de Electrónica, Robótica y Mecánica Automotriz CERMA 2009*. Cuernavaca, Mor., México, 22-25/Sep/2009.
- [37] Martínez-Blanco M.R., Ortiz-Rodríguez J.M., and Vega-Carrillo H.R. NSDann, a LabVIEW tool for neutron spectrometry and dosimetry based on the RDANN methodology. In *Congreso de Electrónica, Robótica y Mecánica Automotriz CERMA 2009*. Cuernavaca, Mor., México, 22-25/Sep/2009.
- [38] Ortiz-Rodríguez J.M., Martínez-Blanco M.R., Gallego E., and Vega-Carrillo H.R. Espectrometría de las fuentes de neutrones de  $^{239}\text{PuBe}$ ,  $^{252}\text{Cf}$  y  $^{241}\text{AmBe}$  por medio de NSDUAZ. In *XI International Symposium / XXI National Congress on Solid State Dosimetry*. Hermosillo, Son., México, 28-2/Oct/2009.
- [39] Ortiz-Rodríguez J.M., Martínez-Blanco M.R., Gallego E., and Vega-Carrillo H.R. Una comparación en la reconstrucción de espectros de neutrones utilizando técnicas iterativas clásicas y las basadas en inteligencia artificial. In *XI International Symposium / XXI National Congress on Solid State Dosimetry*. Hermosillo, Son., México, 28-2/Oct/2009.
- [40] Ortiz-Rodríguez J.M., Martínez-Blanco M.R., Gallego E., and Vega-Carrillo H.R. Redes neuronales evolutivas: una nueva alternativa para la espectrometría de neutrones. In *XI International Symposium / XXI National Congress on Solid State Dosimetry*. Hermosillo, Son., México, 28-2/Oct/2009.
- [41] Martínez-Blanco M.R., Ortiz-Rodríguez J.M., and Vega-Carrillo H.R. Espectrometría y dosimetría de neutrones en aceleradores de partículas de uso médico, utilizando NSDANN. In *XI International Symposium / XXI National Congress on Solid State Dosimetry*. Hermosillo, Son., México, 28-2/Oct/2009.
- [42] Ortiz-Rodríguez J.M., Martínez-Blanco M.R., Gallego E., and Vega-Carrillo H.R. Evolutionary artificial neural networks in neutron dosimetry. In *American Nuclear Society: 2009 Winter Meeting*. Washington, D.C., EEUU, 15-19/Nov/2009.
- [43] Ortiz-Rodríguez J.M., Martínez-Blanco M.R., Vega-Carrillo H.R., Gallego E., Lorente-Fillol A., Méndez-Villafañe R., Los Arcos-Merino J.M., and Guerrero-Araque J.E. Comparing the neutron spectra unfolding features using two codes. In *VI International Symposium on Radiation Physics*. Zacatecas, Zac., México, 7-10/Mar/2010.
- [44] Ortiz-Rodríguez J.M., Martínez-Blanco M.R., Vega-Carrillo H.R., Gallego E., Lorente-Fillol A., Méndez-Villafañe R., Los Arcos-Merino J.M., and Guerrero-Araque J.E. Performance of artificial

neutral networks and genetical evolved artificial neutral networks unfolding techniques. In *VI International Symposium on Radiation Physics*. Zacatecas, Zac., México, 7-10/Mar/2010.

- [45] Ortiz-Rodríguez J.M., Martínez-Blanco M.R., Vega-Carrillo H.R., Gallego E., Lorente-Fillol A., Méndez-Villafañe R., Los Arcos-Merino J.M., and Guerrero-Araque J.E. User-friendly interface for run MCNP code for radiation physics. In *VI International Symposium on Radiation Physics*. Zacatecas, Zac., México, 7-10/Mar/2010.
- [46] Ortiz-Rodríguez J.M., Martínez-Blanco M.R., Vega-Carrillo H.R., Gallego E., Lorente-Fillol A., Méndez-Villafañe R., Los Arcos-Merino J.M., and Guerrero-Araque J.E. Neutron spectrometry using artificial neutral networks for a Bonner sphere spectrometer with a He-3 detector. In *VI International Symposium on Radiation Physics*. Zacatecas, Zac., México, 7-10/Mar/2010.
- [47] Méndez-Villafañe R., Guerrero-Araque J.E., Gallego E., Lorente-Fillol A., Tore C., Ortiz-Rodríguez J.M., Martínez-Blanco M.R., and Vega-Carrillo H.R. 241Am-Be source term simulation with Monte Carlo methods. In *VI International Symposium on Radiation Physics*. Zacatecas, Zac., México, 7-10/Mar/2010.
- [48] Ortiz-Rodríguez J.M., Martínez-Blanco M.R., Vega-Carrillo H.R., and Méndez-Villafañe R. Espectrometría y dosimetría neutrónicas con redes neuronales artificiales para un detector de 3He. In *11° Seminario de Investigación UAA*. Aguascalientes, Ags., México, 18-21/May/2010. Trabajo distinguido como la mejor ponencia.
- [49] Ortiz-Rodríguez J.M., Martínez-Blanco M.R., Vega-Carrillo H.R., and Méndez-Villafañe R. Comparación del espectro de neutrones de un detector de 3He obtenido con dos códigos de deconvolución. In *11° Seminario de Investigación UAA*. Aguascalientes, Ags., México, 18-21/May/2010.
- [50] Ortiz-Rodríguez J.M., Martínez-Blanco M.R., Vega-Carrillo H.R., Los Arcos-Merino J.M., and Méndez-Villafañe R. Cálculo del error producido por las lecturas de conteo en la espectrometría neutrónica por medio de esferas Bonner y la distribución de poisson. In *11° Seminario de Investigación UAA*. Aguascalientes, Ags., México, 18-24/May/2010.