



REFORMULACIÓN DEL ÍNDICE DE PRIVACIÓN: EL CASO DE LA COMUNIDAD AUTÓNOMA ANDALUZA

TESIS QUE PRESENTA

MARÍA LUISA RODERO COSANO

PARA OPTAR AL GRADO DE DOCTOR POR LA UNIVERSIDAD DE CÓRDOBA

CÓRDOBA, JUNIO DE 2013

DIRECTOR

CARLOS R. GARCÍA ALONSO

DEPARTAMENTO DE GESTIÓN EMPRESARIAL Y MÉTODOS CUANTITATIVOS

CENTRO DE CIENCIAS ECONÓMICAS Y EMPRESARIALES ETEA (CENTRO ADSCRITO A LA
UNIVERSIDAD DE CÓRDOBA)

TITULO: *REFORMULACIÓN DEL ÍNDICE DE PRIVACIÓN: EL CASO DE LA
COMUNIDAD AUTÓNOMA ANDALUZA*

AUTOR: *MARÍA LUISA RODERO COSANO*

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

www.uco.es/publicaciones
publicaciones@uco.es

La tesis titulada “Reformulación del índice de privación: el caso de la comunidad autónoma andaluza”, que presenta D^a María Luisa Rodero Cosano para optar al grado de Doctor, ha sido realizada dentro del programa de Doctorado “Ingeniería y Tecnología” del Departamento de Gestión Empresarial y Métodos Cuantitativos de la Universidad de Córdoba (ETEA) bajo la dirección del Doctor D. Carlos R. García Alonso.

En Córdoba, junio de 2013

El Doctorando

El Director



Fdo.: María Luisa Rodero Cosano

Fdo.: Carlos R. García Alonso



TÍTULO DE LA TESIS:

REFORMULACIÓN DEL ÍNDICE DE PRIVACIÓN: EL CASO DE LA COMUNIDAD AUTÓNOMA ANDALUZA

DOCTORANDO/A:

María Luisa Rodero Cosano

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

La Tesis Doctoral titulada:

REFORMULACIÓN DEL ÍNDICE DE PRIVACIÓN: EL CASO DE LA COMUNIDAD AUTÓNOMA ANDALUZA

es la culminación de un proceso intensivo de investigación científica sobre la importancia del estudio de la privación, como variable *proxy* de la pobreza, abordada desde una perspectiva multidimensional y considerando las relaciones causales entre sus dimensiones. Durante su desarrollo, la doctoranda ha asistido a relevantes eventos científicos y publicado artículos científicos en revistas indexadas. El proceso ha incluido: i) la revisión sistemática e intensiva de la bibliografía científica relacionada con la materia objeto del estudio, ii) selección de las dimensiones y las variables que forman parte del índice propuesto y obtención de las variables a partir de fuentes de información secundaria iii) el diseño y desarrollo de un modelo causal, iv) validación de este modelo, para el caso de la comunidad autónoma andaluza, mediante metodologías multivariantes y, finalmente, iv) análisis de los resultados obtenidos sobre el que se fundamentaron las conclusiones del trabajo presentado.

La presente Tesis Doctoral es, por tanto, resultado de un esfuerzo conjunto entre la universidad y expertos en diferentes sectores, siendo en nuestra opinión un ejemplo de investigación científica que trasciende el mero conocimiento académico y se proyecta sobre la planificación y gestión de situaciones reales. Teniendo en cuenta esta característica, las principales dificultades que se afrontaron fueron: i) la estructura, diseño y temporalidad de las bases de datos disponibles, ii) la complejidad teórica que existe en este ámbito científico, iii) la complejidad de plantear un modelo multidimensional que defina, de la forma más completa posible, el concepto privación y que además refleje las relaciones causales entre sus componentes y, finalmente, iv) la

adaptación de metodologías de análisis estadístico para la correcta interpretación del fenómeno. Todas estas dificultades se han abordado con rigurosidad científica y, como ya se ha mencionado, validado analizando el caso la privación en la comunidad autónoma andaluza.

Las metodologías utilizadas en este trabajo de investigación pueden ser de especial utilidad en el ámbito del estudio y de la planificación de políticas y programas sociales. Basándose en la evidencia de los resultados obtenidos, los entes decisores tienen a su disposición un conjunto flexible de herramientas para apoyar sus decisiones en este marco de referencia.

En la actualidad, el equipo de investigación del cual forma parte esencial la doctoranda continúa trabajando en estos temas, existiendo la posibilidad cierta de extender la investigación utilizando nuevas metodologías de análisis e incorporando información de otras políticas públicas como por ejemplo aquellas relativas al ámbito sociosanitario.

Por todo ello consideramos que la Tesis Doctoral presentada tiene todos los avales necesarios para su presentación y defensa.

Congresos:

Rodero Cosano M.L., García Alonso C.R. *Structural Equation Models Based on Covariance Vs Partial Least Squares to Develop Spatial Indexes*. 4th International Conference of the European Consortium for Informatics y Mathematics Working Groups (ERCIM WG) on COMPUTING & STATISTICS (ERCIM'11). Londres. 17-19 de Diciembre de 2011. London School of Economics, Queen Mary, University of London y Birkbeck University of London.

Rodero Cosano M.L., García Alonso C.R. *Índice de privación mediante modelos de ecuaciones estructurales: el caso de la Comunidad Autónoma Andaluza*. XXVI edición del Congreso internacional de Economía Aplicada. Asociación Internacional de Economía Aplicada (ASEPELT) y Universidad Camilo José Cela. 4-7 Julio de 2012. Campus Madrid – Villafranca (Madrid). Publicada en: Anales de Economía Aplicada. Nº XXVI.

Rodero Cosano M.L., García Alonso C.R. *Reformulación del índice de privación: el caso de la Comunidad Autónoma Andaluza*. Congreso Internacional de Estudios del Desarrollo. Red Española de Estudios del Desarrollo (REEDES). 14-16 de Noviembre de 2012. Santander.

Rodero Cosano M.L., García Alonso C.R. *A deprivation index determined by structural equation models*. 8th Global Conference on Human Development. 29 de Octubre al 2 de Noviembre de 2012. Kathmandu. Presentación virtual.

Artículos

Rodero-Cosano, M.L., Garcia-Alonso, C.R., Salinas-Pérez, J.A. (2013), "A Deprivation Analysis for Andalusia (Spain): An Approach Based on Structural Equations". Soc Indic Res 1–15. DOI 10.1007/s11205-012-0226-2.

Rodero-Cosano, M.L. García-Alonso, C.R. (2012) "Índice de privación mediante modelos de ecuaciones estructurales: el caso de la Comunidad Autónoma Andaluza" Anales de Economía Aplicada. Nº XXVI. pp. 365-384.

Por todo ello, se autoriza la presentación de la tesis doctoral.

Córdoba, 3 de Junio de 2013

Firma del/de los director/es

A handwritten signature in blue ink, consisting of a stylized 'C' followed by a long horizontal stroke and a vertical line crossing it.

Fdo.: Carlos R. García Alonso

A mis padres

A mi marido y a mi hijo

AGRADECIMIENTOS

A pesar de saber que es más que probable que me deje a alguien atrás, creo que es importante expresar mi agradecimiento de forma personal puesto que son muchos los que, directa o indirectamente, han contribuido a la realización de esta investigación y a los que deseo agradecer su ayuda.

En primer lugar a mi Director Dr. Carlos García por su apoyo, dedicación, generosidad y paciencia (de la cual ha gastado bastante conmigo) durante la realización de esta investigación.

Agradezco también la ayuda y colaboración prestada por todos el personal de la Universidad Loyola Andalucía, en especial, a los miembros del grupo de investigación de Política Sociosanitaria, a los miembros del grupo de investigación Psicost por el asesoramiento técnico durante la el proceso de elaboración de la tesis.

Debo extender mi gratitud a todos mis compañeros de investigación en Córdoba y Sevilla, en especial, a José Alberto Salinas y a M^a Pilar Campoy, por su apoyo constate y su ayuda desinteresada, y a Melania Salazar y a Rosa Cordón, por su ánimo, su buen humor y sus consejos.

Finalmente, quisiera agradecer a toda mi familia y amigos su constante aliento, cariño y comprensión. A Gabriel por los valiosos consejos dados a lo largo de mi formación como investigadora, y a Victoria por su apoyo y su capacidad de hacer fácil cualquier cosa. A mi hermano Javi y a mi padre por sus consejos e ideas que han hecho de este un trabajo mejor y por su ejemplo que es toda una inspiración. A mi madre, por su apoyo incondicional, todo lo que he llegado a ser ha sido gracias a ella. Y especialmente a mis Hernandos, por hacer que esto sea más fácil, por aguantar con una paciencia infinita y por ser como son, gracias a ellos he llegado hasta aquí.

ÍNDICE GENERAL

INTRODUCCIÓN	25
I. EVOLUCIÓN HISTORICA DEL CONCEPTO DE PRIVACIÓN Y LA RELEVANCIA DE SU ESTUDIO	33
1.1. INDICADORES SOCIALES.....	35
1.1.1. MEDICIÓN DEL CONCEPTO BIENESTAR SOCIAL.....	35
1.1.2. EVOLUCIÓN HISTÓRICA DEL DESARROLLO DE INDICADORES SOCIALES	37
1.1.3. DEFINICIÓN Y CLASIFICACIÓN DE INDICADOR SOCIAL.....	39
1.1.4. FUNCIONES DE LOS INDICADORES SOCIALES	40
1.2. POBREZA	42
1.3. PRIVACIÓN	49
1.3.1. DEFINICIÓN Y CONSIDERACIONES PREVIAS.....	49
1.3.2. INDICES DE PRIVACIÓN	51
1.3.2.1. EVOLUCIÓN HISTÓRICA	51
1.3.2.2. CLASIFICACIÓN.....	57
1.3.2.3. VENTAJAS E INCONVENIENTES DE LOS INDICES DE PRIVACIÓN.....	62
II. HIPÓTESIS Y OBJETIVOS.....	67
2.1. HIPÓTESIS.....	69

2.2.	OBJETIVO GENERAL.....	69
2.3.	OBJETIVOS ESPECIFICOS.....	70
2.4.	CONTEXTO METODOLOGICO DE LA INVESTIGACIÓN	71
III.	METODOLOGÍA.....	73
3.1.	CUESTIONES PREVIAS.....	75
3.1.1.	FUENTES DE INFORMACIÓN	75
3.1.2.	DIMENSIONES Y VARIABLES.....	78
3.1.3.	UMBRAL DE PRIVACIÓN.....	89
3.1.4.	PONDERACIÓN DE LAS DIMENSIONES Y LAS VARIABLES.....	89
3.2.	MODELOS DE ECUACIONES ESTRUCTURALES	91
3.2.1.	CAUSALIDAD	92
3.2.2.	CONCEPTOS FUNDAMENTALES	93
3.2.3.	METODOS DE ECUACIONES ESTRUCTURALES BASADOS EN LA COVARIANZA FRENTE A LOS BASADOS EN LA VARIANZA	99
3.2.4.	MODELOS DE ECUACIONES ESTRUCTURALES BASADOS EN EL ANÁLISIS DE LA VARIANZA	100
3.2.4.1.	PRINCIPIOS BÁSICOS.....	100
3.2.4.2.	MODELOS MULTIDIMENSIONALES.....	104
3.2.4.3.	DEPURACIÓN DE VARIABLES O INDICADORES.....	105
3.2.4.4.	EVALUACIÓN DEL MODELO	106

3.2.5. ANÁLISIS FACTORIAL.....	113
3.2.5.1. PRINCIPIOS BÁSICOS.....	113
3.2.5.2. ANALISIS FACTORIAL CONFIRMATORIO	115
3.3. ANALISIS ESPACIAL DE DATOS	122
3.4. PROPUESTA PARA EL DISEÑO DE UN INDICE DE PRIVACIÓN MULTIDIMENSIONAL	126
IV. MODELO CONCEPTUAL.....	129
4.1. CONSIDERACIONES INICIALES	131
4.2. DIMENSIONES Y VARIABLES	131
4.2.1. DIMENSIONES.....	131
4.2.2. VARIABLES	136
4.2.2.1. ACCESO A SERVICIOS BÁSICOS	136
4.2.2.2. EDUCACIÓN	138
4.2.2.3. EMPLEO	139
4.2.2.4. INGRESOS.....	140
4.2.2.5. SALUD	141
4.2.2.6. VIVIENDA	143
4.3. MODELO INICIAL	144
4.3.1. ANALISIS DESCRIPTIVO DE LAS VARIABLES EN ANDALUCÍA	144

4.3.2. MODELO CONCEPTUAL PROPUESTO	149
4.4. DEPURACIÓN DE VARIABLES	153
V. RESULTADOS	159
5.1. MODELO DE ECUACIONES ESTRUCTURALES	161
5.1.1. MODELO DE MEDIDA	161
5.1.2. MODELO ESTRUCTURAL	163
5.2. ÍNDICE DE PRIVACIÓN GLOBAL	166
5.2.1. INDICE DE PRIVACIÓN OBTENIDO A PARTIR DE LAS DIMENSIONES NORMALIZADAS	166
5.2.1.1. MODELO DE MEDIDA	168
5.2.1.2. MODELO ESTRUCTURAL	169
5.2.2. INDICE DE PRIVACIÓN OBTENIDO A PARTIR DE LAS DIMENSIONES TRANSFORMADAS EXPONENCIALMENTE	170
5.2.2.1. MODELO DE MEDIDA	171
5.2.2.2. MODELO ESTRUCTURAL	172
5.3. ANALISIS ESPACIAL DEL INDICE DE PRIVACIÓN	172
5.3.1. COMPARACIÓN DE LAS DISTRIBUCIONES Y MEDIANAS	188
VI. DISCUSIÓN	189
6.1. EL MODELO CAUSAL COMO BASE PARA OBTENER EL INDICE DE PRIVACIÓN MULTIDIMENSIONAL	191

6.2.	APLICACIÓN DE LOS INDICES OBTENIDOS	194
6.3.	COMPARACIÓN CON OTROS INDICES EXISTENTES	196
6.4.	LIMITACIONES DEL ESTUDIO	199
6.5.	DIFUSIÓN DE ESTUDIO REALIZADO	201
VII. CONCLUSIONES, APLICACIÓN A LAS POLÍTICAS PÚBLICAS Y LÍNEAS FUTURAS DE INVESTIGACIÓN		207
7.1.	CONCLUSIONES	209
7.2.	INDICES DE PRIVACIÓN COMO APOYO A LAS POLITICAS PÚBLICAS	216
7.3.	FUTURAS LINEAS DE INVESTIGACIÓN	217
BIBLIOGRAFÍA		219
ANEXOS		247
ANEXO 1: ANÁLISIS DESCRIPTIVO DE LAS VARIABLES		249
ESTADÍSTICAS DESCRIPTIVAS		249
HISTOGRAMAS DE FRECUENCIAS		252
DIAGRAMAS BOX PLOT		259
COEFICIENTES DE CORRELACIÓN		262
ANÁLISIS DE MULTICOLINEALIDAD		268
ANEXO 2: ANÁLISIS DESCRIPTIVO DE LOS RESULTADOS DE APLICAR EL ALGORITMO G^* DE GETIS & ORD		269
ESTADÍSTICOS DESCRIPTIVOS DEL ANÁLISIS ESPACIAL G^* DE GETIS & ORD DE LOS MUNICIPIOS CONSIDERADOS <i>HOT SPOTS</i>		269

HISTOGRAMAS	269
ANEXO 3: MUNICIPIOS QUE COMPONEN LOS <i>HOT</i> Y LOS <i>COLD SPOT</i>	271
ANEXOS 4: INDICIO DE CALIDAD DE LA TESIS DOCTORAL	289

ÍNDICE DE TABLAS, FIGURAS Y ECUACIONES

INDICE DE TABLAS

Tabla 1: Clasificación de los índices de privación más importantes.....	60
Tabla 2: Índices de privación multidimensionales del Reino Unido	82
Tabla 3: Resumen de medidas de evaluación de un modelo PLS.....	106
Tabla 4: Resumen de medidas de evaluación de un modelo de análisis confirmatorio	117
Tabla 5: Dimensiones seleccionadas	134
Tabla 6: Estadísticos descriptivos de las variables en Andalucía.....	147
Tabla 7: Test de Normalidad Multivariante para variables continuas.....	149
Tabla 8: Comunalidad inicial de las dimensiones	153
Tabla 9: Comunalidad Final de las dimensiones.....	156
Tabla 10: Resultados del modelo de medida	162
Tabla 11: Cargas cruzadas	163
Tabla 12: Resultado del modelo estructural: indicadores R^2 , Q^2 y GoF	163
Tabla 13: Resultados del modelo estructural coeficientes β	164
Tabla 14: Matriz de Correlaciones.....	166

Tabla 15: Test de Normalidad Multivariante para variables continuas.....	167
Tabla 16: Test de Normalidad Multivariante basado en la Curtosis relativa.....	167
Tabla 17: Resultados del modelo de medida	168
Tabla 18. Medidas de Calidad de Ajuste.....	169
Tabla 19: Matriz de correlaciones	170
Tabla 20: Test de Normalidad Multivariante para variables continuas.....	170
Tabla 21: Test de Normalidad Multivariante basado en la curtosis relativa	170
Tabla 22: Resultado del modelo de medida	171
Tabla 23: Medidas de Calidad de ajuste.....	172
Tabla 24: Análisis de la autocorrelación espacial global de la privación por dimensiones y globales (Índice global de la I de Moran).....	177
Tabla 25: Distribución de frecuencias de las dimensiones y los índices globales en Andalucía	177
Tabla 26: Estadísticas descriptivas de los municipios pertenecientes a un <i>hot spot</i> por el índice G^* de Getis y Ord.....	179
Tabla 27: Municipios que forman parte de las agrupaciones <i>hot-spots</i> en cinco de las dimensiones estudiadas	186
Tabla 28: Municipios que forman parte de las agrupaciones <i>hot-spots</i> en cuatro de las dimensiones estudiadas	186
Tabla 29: Comparación de distribuciones y medianas	188

INDICE DE FIGURAS

Figura 1: Esquema metodológico general de la investigación	72
Figura 2: Modelo de ecuaciones estructurales para dos dimensiones	93
Figura 3: Esquema básico de un constructo multidimensional de segundo orden.....	94
Figura 4: Análisis Factorial Exploratorio	114
Figura 5: Análisis Factorial Confirmatorio	114
Figura 6: Modelo Conceptual	135
Figura 7: Modelo conceptual de partida	150
Figura 8: Proceso de depuración de variables.....	154
Figura 9: Modelo de análisis final.....	157
Figura 10: Resultados del análisis PLS aplicados al modelo final	161
Figura 11: Resultados Bootstrapping.....	164
Figura 12: Resultados del Análisis Factorial confirmatorio del Índice Global de Privación obtenido a partir de las dimensiones normalizadas.....	168
Figura 13: Resultados del Análisis Factorial confirmatorio del Índice Global de Privación obtenido a partir de las dimensiones transformadas exponencialmente	171
Figura 14: Resultados de las dimensiones y los índices globales de privación en los municipios de Andalucía.....	174
Figura 15: Índices de autocorrelación local de la privación en los municipios andaluces.....	183
Figura 16: Comparación de Indices de privación.....	197

INDICE DE ECUACIONES

Ecuación 3.1	97
Ecuación 3.2	98
Ecuación 3.3	98
Ecuación 3.4	98
Ecuación 3.5	99
Ecuación 3.6	101
Ecuación 3.7	102
Ecuación 3.8	102
Ecuación 3.9	102
Ecuación 3.10	102
Ecuación 3.11	102
Ecuación 3.12	103
Ecuación 3.13	103
Ecuación 3.14	103
Ecuación 3.15	103
Ecuación 3.16	107
Ecuación 3.17	108

Ecuación 3.18	111
Ecuación 3.19	111
Ecuación 3.20	112
Ecuación 3.21	115
Ecuación 3.22	115
Ecuación 3.23	115
Ecuación 3.24	116
Ecuación 3.25	118
Ecuación 3.26	118
Ecuación 3.27	120
Ecuación 3.28	120
Ecuación 3.29	121
Ecuación 3.30	124
Ecuación 3.31	124
Ecuación 3.32	125
Ecuación 3.33	125
Ecuación 3.34	126
Ecuación 4.35	141

Ecuación 4.36	142
Ecuación 4.37	150
Ecuación 4.38	150
Ecuación 4.39	150
Ecuación 4.40	150
Ecuación 4.41	150
Ecuación 4.42	151
Ecuación 4.43	151
Ecuación 4.44	152

INTRODUCCIÓN

El uso eficiente de los presupuestos nacionales es uno de los objetivos de cualquier gobierno, puesto que permite una aplicación más eficaz de las políticas públicas y una mejora de la prestación de los servicios básicos a los ciudadanos. Dentro de la Unión Europea (UE), al igual que ocurre en el resto del mundo, existen determinadas áreas geográficas en las que distintos niveles de pobreza pueden considerarse estructurales (Alcock, 2006; Chenery y Center, 1974; Nurkse, 1966). Teniendo en cuenta que uno de los Objetivos del Milenio para 2015 (Organización de Naciones Unidas, 2000) es la erradicación de la pobreza, la existencia de estos niveles de pobreza estructural es una de las principales preocupaciones de la Unión Europea, y por lo tanto, una parte importante de la inversión pública está destinada a este objetivo. Para la optimización de uso de estos presupuestos el estudio de la pobreza es un asunto crítico en la toma de decisiones políticas.

Los conceptos de bienestar y pobreza han estado a menudo vinculados en la literatura sobre el desarrollo. Sen (1999) considera que el bienestar, al igual que la pobreza, es multidimensional por lo que incluye aspectos materiales e inmateriales, tales como, la buena salud, la seguridad personal y la educación. En la misma línea autores como Stewart (2005) y Stiglitz *et al.* (2009) establecieron que el bienestar no se puede evaluar utilizando sólo variables económicas, afirman que para la medición del bienestar se necesitan indicadores multidimensionales para complementar los indicadores económicos. En consecuencia numerosas investigaciones han estudiado el bienestar desde un enfoque multidimensional incluyendo aspectos económicos y sociales (Ayala *et al.*, 2011; Michalos, 1997; Osberg y Sharpe, 2009).

En su estudio clásico de 1901, *Poverty: A Study of Town Life*, Rowntree realizó uno de los primeros análisis sobre la pobreza como situación de falta de acceso al bienestar (Rowntree, 1971). En 1990 se publicó el primer informe sobre desarrollo humano donde se presentó el *Índice de Desarrollo Humano* (United Nations Development Programme, 1990) que incluía la premisa, revolucionaria para su tiempo, de que el desarrollo de un país no se mide sólo a través de los ingresos nacionales sino también de la esperanza de vida y de la alfabetización.

En el marco de los estudios más actuales sobre pobreza, el enfoque multidimensional presentado por Sen (1999) se inspira en la acepción primigenia de que la pobreza de una sociedad viene dada por la falta de capacidad de producir o de aprovechar su potencial productivo. De hecho en el año 1999, definió que la pobreza debe ser vista como la privación de capacidades básicas y no meramente como la falta de ingresos (Sen, 1999). La vinculación entre pobreza y privación es todavía más manifiesta en la definición de pobreza como la situación en la que no se tienen los recursos necesarios para salir del estado de privación (Noble *et al.*, 2003). Por lo tanto, se puede entender el término privación como una expresión de la desigualdad o pobreza y, a su vez, como indicador social de falta de un bienestar mínimo.

El estudio de la pobreza es, por tanto, amplio y abarca distintos enfoques desde el estructural, que considera la pobreza como derivada de la estructura social y económica (Alcock, 2006), hasta el enfoque de las capacidades de Sen (1980). Uno de estos enfoques es el análisis y evaluación de la privación como constructo que aproxima el estudio de la desigualdad o pobreza. En esta investigación se pretende sintetizar las ideas publicadas en relación con la privación, así como proponer una nueva aproximación para su determinación y análisis.

El término *deprivation* surgió en el Reino Unido para hacer referencia a las características socioeconómicas desfavorables de la población en un área geográfica determinada. Esta palabra, que se ha traducido por privación, hace referencia a un concepto complejo que abarca distintas acepciones en función del campo en el que se esté aplicando. Sobre la base de Townsend (1987), la privación es un término definido por indicadores socioeconómicos que resumen una carencia básica de un mínimo de bienestar de un individuo o grupo de individuos en relación con la sociedad en la que viven. Por lo tanto, la privación es un término relativo que depende de la sociedad de referencia, por lo que es necesario tener en cuenta el entorno geográfico.

Como ocurre con la pobreza, la privación es un constructo multidimensional, que se compone de dimensiones separadas que reflejan diferentes aspectos de la privación. Estas dimensiones son variables no observables o latentes, que por tanto no

se pueden medir directamente; cada dimensión está formada por una serie de indicadores o variables observables que abarcan los aspectos de la privación en esa dimensión y que son medibles de forma directa. Estas dimensiones no son independientes. Aunque cada dimensión refleja un aspecto concreto de la privación, estos aspectos están interrelacionados y tienen a evolucionar conjuntamente, es decir, entre las dimensiones existen relaciones causales.

Los modelos de ecuaciones estructurales constituyen una herramienta útil para el estudio de relaciones de tipo lineal, partiendo del análisis causal (Darwiche, 2009; Pearl, 2009) y hacen posible la explicación de fenómenos que pueden ser contrastados de forma empírica (Martínez *et al.*, 2010). Los modelos de ecuaciones estructurales permiten el estudio de dimensiones y de las relaciones existentes entre estas, así como, la importancia de estas relaciones, es decir se puede estudiar la influencia, ya sea positiva o negativa, que tiene una dimensión sobre otra y lo que ello conlleva.

En esta investigación, se propone un índice de privación multidimensional mediante una aproximación metodológica basada en la teoría de la causalidad (Pearl, 2009). De esta forma se obtiene un modelo a la vez flexible y estable en el tiempo que permite diseñar y evaluar un índice de privación con base territorial. El modelo conceptual del índice de privación (basado en el conocimiento experto) establecerá las dimensiones que define la privación, así como las variables que definen estas últimas, y las relaciones entre las distintas dimensiones.

La fiabilidad y validez del modelo se evaluarán mediante el análisis de ecuaciones estructurales, concretamente, por el método de mínimos cuadrados parciales o *Partial Least Square* (PLS) por su carácter predictivo (Wold, 1979). A las dimensiones de privación identificadas en el análisis anterior, se les aplicará una técnica de reducción, análisis factorial confirmatorio, que permitirá finalmente la obtención de un índice de privación global. Los índices obtenidos para cada dimensión así como el índice final se analizan espacialmente para poder identificar y localizar las zonas con índices de privación más elevados.

Por tanto, la obtención de un índice de privación multidimensional con base territorial que estudie sus relaciones causales es muy importante porque permitirá una mejor adaptación de las políticas públicas optimizando la utilización de los recursos públicos. Esto es debido a que se puede detectar en cada área geográfica cual es la dimensión de la privación con valores más elevados, y cuales son las otras dimensiones que influyen sobre ella. Así, es posible elaborar programas específicos que influyan de forma directa o indirecta en la dimensión de la privación problemática en esa zona concreta, lo que es básico en territorios como España donde existen zonas con problemas de desarrollo y pocos estudios sobre la privación.

En esta investigación se ha elegido Andalucía como entorno geográfico para diseñar el modelo y analizar los resultados. La privación debería estudiarse con especial atención en Andalucía desde el punto de vista de las políticas sociales (García-Alonso *et al.*, 2011), así como para relacionar la privación con otros conceptos, tales como la prevalencia de determinadas enfermedades (García-Alonso *et al.*, 2010; Moreno *et al.*, 2008) o el índice de ruralidad (Prieto-Lara y Ocaña-Riola, 2010), por las siguientes razones:

- Es una de las regiones menos desarrolladas de España, más del 35% de su población vive por debajo del nivel de pobreza (Instituto Nacional de Estadística, 2012) y su tasa de desempleo supera el 30% (Instituto Nacional de Estadística, 2013).
- Es heterogénea espacialmente (áreas rurales y urbanas, zonas muy montañosas cerca de grandes líneas de costa, etc.).
- Se puede hacer un análisis detallado porque existen datos primarios desagregados a nivel de municipio.

ESTRUCTURA DE LA INVESTIGACIÓN

En el primer capítulo se exponen algunos de los vínculos existentes entre el estudio del bienestar social y el estudio de la pobreza y la privación, así como su

análisis mediante indicadores sociales. Posteriormente se hace una extensa revisión de los índices de privación existentes.

En el capítulo dos se recogen las hipótesis de partida así como los objetivos perseguidos en la investigación.

El tercer capítulo analiza las fuentes de datos a utilizar y sus limitaciones, y se describe la metodología a emplear para la obtención del nuevo índice de privación multidimensional. Dentro de esta sección se exponen las diferentes metodologías utilizadas, tales como: los modelos de ecuaciones estructurales; el análisis factorial confirmatorio; y, por último, el análisis espacial de datos. Al final se resume el proceso para la obtención del índice multidimensional de privación.

En el cuarto capítulo se define el modelo conceptual del índice de privación propuesto, es decir, las dimensiones que forman el índice, las variables de cada dimensión y las relaciones existentes entre las distintas dimensiones. En este punto se desarrolla una amplia descripción de cada dimensión y de las variables que las forman, con sus correspondientes análisis estadísticos descriptivos, y de las relaciones existentes entre las dimensiones del índice de privación. Utilizando el modelo conceptual se realiza un análisis preliminar para determinar cuáles de las variables de cada dimensión son las más significativas para la zona de estudio seleccionada y se diseña el modelo específico para el caso de Andalucía.

En el quinto capítulo se analiza este modelo específico mediante las metodologías descritas en el capítulo tres y se presentan los resultados obtenidos en los diferentes análisis, explicando el índice final obtenido y los resultados concretos del análisis espacial de datos del estudio de la privación en Andalucía.

En el capítulo seis se ofrece la discusión de los resultados del índice de privación con base geográfica y se describen las limitaciones encontradas en el estudio. Finalmente, en el capítulo siete se exponen las conclusiones y las líneas futuras de investigación.

Por último, se recogen todas las referencias bibliográficas y los anexos, los cuales incluyen la ampliación de los resultados de los análisis estadísticos realizados y el artículo indexado producto de esta investigación.

I. EVOLUCIÓN HISTORICA DEL CONCEPTO DE PRIVACIÓN Y LA RELEVANCIA DE SU ESTUDIO

1.1. INDICADORES SOCIALES

1.1.1. MEDICIÓN DEL CONCEPTO BIENESTAR SOCIAL

La declaración universal de los derechos humanos de 1948 en su artículo 25.1 recoge que *Toda persona tiene derecho a un nivel de vida adecuado que le asegure, así como a su familia, la salud y el bienestar, y en especial la alimentación, el vestido, la vivienda, la asistencia médica y los servicios sociales necesarios; tiene asimismo derecho a los seguros en caso de desempleo, enfermedad, invalidez, viudez, vejez u otros casos de pérdida de sus medios de subsistencia por circunstancias independientes de su voluntad* (Comisión de los Derechos Humanos. Naciones Unidas, 1948). Por lo tanto, uno de los objetivos prioritarios de los gobiernos deberá ser garantizar un bienestar social mínimo para sus ciudadanos. Hay muchos intentos de medir el bienestar teniendo en cuenta aproximaciones y variables diferentes (Jackson, 2004; Wolff *et al.*, 2005). La medición del concepto de bienestar es compleja, existiendo dos enfoques.

1. El enfoque unidimensional en el que el estudio del bienestar social se centra en una sola variable, normalmente de carácter económico. Esta tendencia surge a partir de los años 60 cuando se inicia el movimiento desarrollista que establece una afinidad entre crecimiento, desarrollo y bienestar, sirviendo de base para el enfoque contable. Este enfoque metodológico ha sido muy criticado incluso por los mismos que lo introdujeron, tal como Kuznets (1955). Por ello, se realizaron una serie de modificaciones que permitieron una mejor aproximación al concepto de bienestar utilizando las variables relacionadas con el consumo. Esta aproximación ha derivado en dos metodologías relativamente recientes: la contabilidad social (Zarzosa Espina, 1996a) y la desigualdad de la renta (Zarzosa Espina, 1996b). Ambas estudian el concepto de bienestar social, pero dejan muchas facetas del mismo sin explorar por ser unidimensionales. En este sentido, muchos autores han establecido que el bienestar no se puede evaluar de forma unidimensional

utilizando solamente macro-magnitudes económicas (Stewart, 2005; Stiglitz *et al.*, 2009).

2. El enfoque multidimensional que se divide en varias categorías: las funciones de utilidad, los indicadores sociales, y el enfoque de las capacidades.

2.1. Funciones de utilidad: este método se basa en la medida del grado de utilidad proporcionado por los bienes y servicios a disposición de los individuos y de la sociedad como aproximación a la medición del bienestar social. Estas funciones tienen un carácter subjetivo, puesto que se derivan de la opinión de los individuos sobre la mencionada utilidad. La principal limitación de este enfoque fue expuesta por Ellsber (1961) que mantuvo que los sujetos no siempre actúan coherentemente con el modelo racional clásico en un contexto de elección con riesgo; en la misma línea, trabajos como los de Fredrickson y Kahneman (1993) y Kahneman (1994) demuestran que los sujetos de estudio pueden fallar en su intento de maximizar su bienestar. Aún así este enfoque subjetivista ha sido utilizado por algunos economistas que ofrecen un análisis del bienestar desde perspectivas diferentes a las tradicionales, como por ejemplo Van Praag (1968), Tinbergen (1991), Sen (1993), Kapteyn (1994), Frey y Stutzer (2000), entre otros.

2.2. Indicadores sociales: a partir de los años 70 las ideas de igualdad entre crecimiento económico, desarrollo y bienestar social fueron puestas en duda en los países desarrollados, fundamentalmente por la presencia de ciertos efectos adversos atribuidos al crecimiento (Meadows *et al.*, 1972). Como consecuencia de estos efectos, el crecimiento deja de considerarse el único instrumento para mejorar el nivel de vida de la población. Este cambio provocó que el concepto bienestar se empezara a medir desde diferentes dimensiones no solo desde el punto de vista económico, propiciando la aparición del concepto indicador social como instrumento para facilitar esta medición.

2.3. Enfoque de las Capacidades: Sen en 1979, en su conferencia impartida en la Universidad de Stanford titulada *Equality of What?* (Sen, 1980), introduce el concepto de las capacidades en el que defiende que las políticas no deberían ser evaluadas por su capacidad para satisfacer utilidades o para incrementar el ingreso, sino por su amplitud para realzar las capacidades y las habilidades de los individuos en su desempeño de funciones socialmente aceptadas. Este enfoque, por tanto, valora la libertad del individuo para disfrutar de un estado de bienestar y la capacidad del mismo para conseguir llegar a este. Uno de los factores claves en esta búsqueda del estado del bienestar es la lucha por la igualdad, partiendo de la variación de este concepto en base a las diferentes realidades del individuo (Sen, 1992). Por lo tanto, el bienestar viene dado por la capacidad del individuo para conseguir lo que considera libertad e igualdad en base a su realidad. El problema para la aplicación de este enfoque es la diversidad de definiciones para cada uno de estos conceptos, que complica la obtención de los indicadores adecuados.

Debido a las limitaciones de los métodos para la medición del concepto bienestar, la mayoría de los autores han optado por su medición a través de indicadores sociales. Éstos recogen información cuantificable que ofrece una aproximación a un concepto no medible de forma directa. Siendo su principal objetivo analizar la situación social de un país o de una región y, a través de la misma, su bienestar social (Carley, 1981).

1.1.2. EVOLUCIÓN HISTÓRICA DEL DESARROLLO DE INDICADORES SOCIALES

Durante los años sesenta, las diferentes organizaciones nacionales e internacionales se percataron de la falta de instrumentos que les permitieran determinar las necesidades de la sociedad y la evaluación de las políticas aplicadas. De esta carencia surgió lo que ha venido a llamarse el “Movimiento de los Indicadores Sociales” (Duncan, 1969) que postulaba que las herramientas adecuadas para

conseguir los objetivos anteriores eran los indicadores sociales. Durante este periodo se realizaron una amplia gama de informes y se realizaron las primeras recopilaciones bibliográficas del tema, entre las que destaca la de Wilcox *et al.* (1972). Uno de los trabajos que ayudó al despegue de este movimiento fue el libro de Bauer *Social Indicator* (1966), que intentó resolver el problema de cómo concebir el enfoque y el tratamiento de la información social, para recoger tendencias comparables en el tiempo. Otro hito destacable en este periodo es la creación de una revista científica *Social Indicator Research* (1974) especializada en la teoría y la metodología de los indicadores sociales.

Con este punto de partida, diversos países y organizaciones mundiales diseñaron los primeros compendios de indicadores sociales para evaluar el bienestar social. De entre estos compendios, destaca el desarrollado por la OCDE *Social Indicator Development Program* (1973) que sirvió de referencia para la versión desarrollada por la ONU: *Sistema de estadísticas demográficas y sociales* (1975). Este último incluye 10 áreas y para cada una de ellas propone una lista de indicadores de forma que cada país pudiera elegir los que consideraran más adecuados. Los trabajos realizados por estos y otros organismos internacionales han marcado las pautas de las investigaciones posteriores.

El desarrollo y la utilización de los indicadores sociales tiene dos objetivos: el análisis de la evolución de la sociedad; y el estudio del bienestar propiamente dicho, a través del análisis de las consecuencias de los programas sociales y políticos. Debido a la amplitud del objeto de estudio, la complejidad de los indicadores sociales también ha aumentado. En un inicio se elaboraron indicadores simples o univariantes; posteriormente, se desarrollaron los índices o indicadores multivariantes, que están constituidos por agregados que sintetizan en un único elemento un amplio conjunto de variables que definen una sola realidad compleja (Carmona Guillén, 1977); hasta llegar a los enfoques multidimensionales, donde el índice está formado por un conjunto de dimensiones en el que cada dimensión recoge una faceta del estudio del bienestar social.

Este proceso evolutivo se puede estudiar en profundidad en Somarriba (2008) y Setién (1993).

1.1.3. DEFINICIÓN Y CLASIFICACIÓN DE INDICADOR SOCIAL

El problema de definir el concepto de indicador social ocupó gran parte de los años setenta del siglo XX (Carley, 1981; Land, 1983, 1975). Dentro de las diferentes definiciones las más aceptadas en la actualidad son:

Una estadística de interés normativo directo que facilita datos concisos y equilibrados sobre la condición de los aspectos principales de una sociedad, Primer Informe Social del Departamento de Salud, Educación y Bienestar de los Estados Unidos (1969).

Medida estadística directa, orientada y válida que permite observar el nivel y las variaciones en el tiempo de una preocupación social fundamental, OCDE (1973).

Series resumidas relativas al estado y a las tendencias de las condiciones de vida y a la disponibilidad y desempeño de los servicios sociales convexos, ONU (1975).

Otras definiciones alternativas son:

Compendios de datos que dan una medida concisa de la situación y de los cambios relativos a las condiciones de vida de la población que son objeto de preocupación social, INE (1991).

Una medida estadística de un concepto, basado en un análisis teórico previo, que sirve para describir el estado de la sociedad y la eficacia de las políticas sociales, Proyecto, DORIS18, Cliche (1975).

Por lo tanto, tal y como establece Pena (1977), el concepto de indicador social depende de la finalidad perseguida por el investigador, pudiendo variar de una investigación a otra.

Los indicadores según lo que evalúan pueden ser (Setién, 1993):

1. Indicadores Normativos de Bienestar que se centran en evaluar las condiciones de una sociedad.
2. Indicadores de Satisfacción que evalúan la realidad subjetiva del individuo.
3. Indicadores Sociales Descriptivos que evalúan las condiciones sociales y sus cambios.

Existen otras clasificaciones de tipo de indicadores (Setién, 1993), en función del objetivo que persiguen, por su carácter objetivo o subjetivo, en función de la información empleada para la estimación (univariantes, multivariantes o multidimensionales), etc.

1.1.4. FUNCIONES DE LOS INDICADORES SOCIALES

En general todos los autores (Land, 1983) están de acuerdo en que las funciones de los indicadores sociales son dos: una política, orientada al análisis y evaluación de políticas y programas sociales, y una informativa, para mejorar el conocimiento sobre la situación social. En relación con ello, la Comisión de Estadística de las Naciones Unidas señaló que los indicadores sociales podían servir para una multiplicidad de fines: planificación, elaboración de políticas, investigación y supervisión general de las condiciones sociales y de los niveles y las condiciones de vida (United Nations. Statistical Office, 1975).

La elaboración de estadísticas e indicadores sociales sobre una población ha sido considerada de particular importancia para la planificación de políticas y ha gozado de atención prioritaria en muchos países y regiones a nivel internacional.

Se consideran que un indicador deseable es el que agrega, simplifica información relevante y hace visible o perceptible fenómenos de interés (Gallopín, 1997). Cuando un indicador toma cierto valor límite en base al conocimiento experto, este valor se convierte en umbral o valor de referencia. En consecuencia, los indicadores constituyen herramientas necesarias para poder desarrollar políticas y programas sociales. Con los indicadores adecuados, se pueden adelantar tendencias e intervenir antes de que se produzcan situaciones indeseables e irreversibles.

Uno de los obstáculos con los que se han encontrado los distintos investigadores de indicadores sociales ha sido el establecer la distinción entre indicador y otro tipo de estadísticos sociales, ya que cualquier indicador social es un estadístico social pero no lo contrario. Gallopín (1997) afirma que un estadístico social se convierte en indicador cuando forma parte de un conjunto sistemático de medidas relacionadas con el objetivo que debe evaluar. Cuando este conjunto sistemático de indicadores conceptualiza y mide la diversidad de aspectos que conforman el bienestar individual y social, considerando el bienestar como un término multidimensional compuesto por partes o áreas diversas, se denomina Sistema de Indicadores (Setién, 1993).

Los indicadores tienen una intención definida desde su origen y requieren de un cuidadoso proceso de producción, en el que se calibran varios criterios como la disponibilidad y calidad de la información, la relevancia del indicador y su aporte al Sistema de Indicadores, entre otros (Setién, 1993).

En la selección y definición de indicadores tienen asimismo importancia tres criterios técnicos sobre la calidad de los indicadores: estar disponible para un país entero, permitir las desagregaciones que pongan de manifiesto distribuciones de una u otra clase de niveles inferiores al nacional o por grupos de población y, por último,

tener la suficiente fiabilidad para ser usado como serie temporal. Además, los sistemas de indicadores sociales deben ser científicamente solventes, verificables, reproducibles y útiles para la acción (Setién, 1993).

Michalos (1980) enumera una lista de las funciones atribuidas a los sistemas de indicadores sociales, tales como facilitar las comparaciones entre naciones, regiones, ciudades y otros grupos, estimular nuevas políticas y programas sociales además de poner de manifiesto los problemas y desigualdades sociales.

1.2. POBREZA

Como ya se ha comentado, una de las principales preocupaciones de los gobiernos debería ser el bienestar social. La lucha contra la pobreza ha sido una prioridad de la mayoría de las culturas, puesto que la existencia de la misma refleja una clara falta de bienestar. A pesar de las expectativas creadas, ni el llamado estado del bienestar (caracterizado por la provisión pública de determinados servicios y seguros), ni la provisión pública de educación, han sido capaces de eliminar determinadas bolsas de pobreza (Rodero-Cosano, 2001).

Al igual que el concepto bienestar, la pobreza es un constructo que no se puede medir directamente y una forma de abordarlo es mediante la creación de un sistema de indicadores que tenga en cuenta las distintas dimensiones que lo forman.

Uno de los principales problemas de la medición de la pobreza es su definición. La pobreza no tiene una definición universalmente aceptada (pobreza absoluta, relativa, percibida, multidimensional, etc.). Desde un punto de vista puramente económico, la pobreza (Kakwani, 1999) es la privación agregada de una sociedad que se deriva de la privación individual, que existe cuando la renta de una persona es inferior a un umbral (denominado umbral de pobreza) y no existiendo en los demás casos.

Según el criterio de medición de la pobreza esta puede ser absoluta o relativa (Atkinson y Bourguignon, 2000).

La pobreza absoluta se refiere al estado de pobreza de un individuo que a su vez no depende del nivel de riqueza del resto de la población. En este contexto entonces, pobreza se entiende como la no satisfacción de las necesidades humanas básicas para la subsistencia, las cuales se entienden como esenciales en cualquier contexto o para cualquier sociedad (Denis *et al.*, 2010). El Banco Mundial utiliza frecuentemente la cifra de 1,25 US\$ al día (en dólares de 2005 en términos de paridad de poder de compra) como medida de pobreza absoluta (Ravallion *et al.*, 2009). En la misma línea, el Índice de Pobreza Humana (Alkire y Santos, 2011), incluye la esperanza de vida, mortalidad infantil, la capacidad de estar bien alimentado y bien protegido, la educación básica y la atención médica, como las funcionalidades básicas. Esta definición es muy utilizada en países subdesarrollados o en vías de desarrollo aunque no es tan pertinente en el contexto de un país desarrollado.

La pobreza relativa se define como aquella situación en la que el individuo se encuentra en condiciones de inferioridad de recursos respecto a su entorno (Wedderburn, 1974). El Consejo Europeo (1984), afirmó que la pobreza relativa incluye *a aquellas personas, familias o grupos cuyos recursos (materiales, culturales y sociales) son tan limitados que les hacen quedar excluidos del modo de vida mínimo aceptable en el estado miembro en que habiten*. En la medida en la que existe un mayor desarrollo social, el problema de las necesidades humanas absolutas se va resolviendo, pero este desarrollo implica generación de nuevas necesidades, que no son de carácter esencial para la existencia humana, pero sí de gran importancia para la integración de las personas en la sociedad en la que viven. Estas nuevas necesidades van cambiando a lo largo del tiempo y se entienden como privaciones relativas ya que dependen del nivel general de riqueza de la sociedad, por lo tanto, las personas perciben su nivel de bienestar en función del bienestar de los demás (Denis *et al.*, 2010). Esta definición es más aplicable a estudios de países desarrollados, puesto que considera el entorno, permitiendo detectar situaciones de exclusión social en una determinada población. En esta línea, algunos autores definen el concepto de pobre como aquellos individuos

cuyos hogares tienen no solo bajos ingresos sino también altos valores de marginación (Calandrino, 2003; Nolan y Whelan, 1996).

Siguiendo con la pobreza relativa, Yitzhaki (1979) defiende que cualquier individuo se compara con algún grupo de referencia a la hora de evaluar su bienestar. Este grupo es el que posee algún bien que el individuo desea. En base a este concepto, elabora un índice que supone que un individuo se siente privado si existen otros individuos con ingresos superiores, y la medida de privación respecto a esa persona será la diferencia de renta entre ambos. La privación total de esa persona será la suma (normalizada) de esas diferencias de rentas entre los individuos con ingresos superiores y el individuo privado. Si se agregan estos índices individuales de privación total se obtendría un valor equivalente al índice de Gini para la sociedad estudiada.

Muchos investigadores han realizado aproximaciones teóricas al estudio de la pobreza: Atkinson (1987); Chakravarty (1983); Hutton y Lambert (1986); Jenkins y Lambert (1997); Kakwani (1999, 1993) y Sen (1976) entre otros. Algunos trabajos que estiman mediciones de pobreza son los de Ott y Wagner (1997) o Ruiz-Castillo (1986). Bourguignon y Fields (1997) y Kakwani (1999) que exponen y analizan las propiedades de los índices de pobreza más habituales.

Al igual que con el concepto bienestar existen distintos enfoques para el estudio de la pobreza:

1. Enfoque de línea de pobreza: esta perspectiva centra su atención en el aumento del ingreso de los hogares, basándose en el crecimiento económico como medio de superación de la pobreza. Se consideran pobres a las personas cuyo ingreso o consumo no es suficiente para mantener un nivel de vida considerado como mínimo (Feres y Mancero, 2001a). Dentro de este enfoque se desarrollan dos corrientes: la que mide la pobreza desde un punto de vista de los ingresos; y la que la mide desde el enfoque del consumo. Cuando se centran en el primer enfoque el bienestar se representa en términos de equivalencia de ingresos como *proxy* del

consumo futuro. Si se estudia desde el punto de vista del consumo se está refiriendo al bienestar alcanzado.

2. Enfoque de los bienes primarios: este enfoque parte de la resolución que propone Rawls al dilema de la justicia distributiva. Se centra en la elección de bienes primarios, definidos como aquellos recursos de uso amplio, que las personas desean, cualquiera que sea los proyectos de vida que tengan. Dentro de estos bienes primarios distingue: los derechos y libertades fundamentales; y los beneficios económicos y sociales. Respecto a los primeros desarrolló el primer principio de su teoría, que determina la igualdad de distribución de los derechos fundamentales de las personas. Respecto a los segundos defiende que deben distribuirse de acuerdo con el principio de la diferencia, aceptando la desigualdad de distribución de los bienes socioeconómicos en la medida que tal condición beneficie a todos (Rawls, 1997). Dentro de este enfoque se han desarrollado diferentes metodologías para el estudio de la pobreza destacando fundamentalmente dos: las necesidades básicas insatisfechas y los índices de privación.

2.1. Las necesidades básicas insatisfechas: esta perspectiva fue introducida por la Comisión Económica para América Latina y el Caribe (CEPAL) en los años ochenta, y pone su énfasis en el papel del sector público como inversor en infraestructuras y servicios básicos para mejorar el bienestar social (Feres y Mancero, 2001b). Es un método directo donde los pobres son aquellos que no logran cubrir alguna de las necesidades básicas de alimentación, salud, educación y servicios básicos. Este método establece unos umbrales mínimos, en concordancia con el desarrollo sostenible, para las diferentes necesidades básicas (Programa de las Naciones Unidas para el Desarrollo, 2007). Este enfoque ha sido muy utilizado en los países de América Latina.

2.2. Índices de privación: en este enfoque la pobreza se estudia a partir del concepto privación. Éste establece que una persona se encuentra en

condición de pobreza cuando, de acuerdo a sus propios recursos, no tiene posibilidad de escapar de su condición de privación (Grupo de Expertos en Estadísticas de Pobreza (Grupo de Río), 2007). Dicho de otro modo, personas u hogares que no cumplen con los estándares establecidos para un conjunto de indicadores de privación relacionados con la satisfacción de las necesidades básicas. Una de sus principales diferencias con el enfoque de líneas de pobreza es que mide la satisfacción efectiva de necesidades más que la disponibilidad de recursos para satisfacerlas (Grupo de Expertos en Estadísticas de Pobreza (Grupo de Río), 2007). El enfoque de índices de privación es bastante parecido al de las necesidades básicas. En ambos se establecen múltiples dimensiones que apuntan a la naturaleza de distintos problemas sociales, los cuales no permiten una correcta participación de aquellos considerados pobres dentro de los estándares de calidad de vida socialmente aceptados. Las diferencias entre ambos enfoques se encuentran en los métodos de selección de dimensiones, variables y umbrales para la construcción del índice. La obtención de índices de privación se ha desarrollado principalmente en países Europeos.

3. Enfoque de la privación de capacidades: este describe la pobreza como carencia pronunciada en el bienestar en una o más de sus múltiples dimensiones, entre las cuales la falta de ingresos suficientes es una de ellas (World Bank, 2000). Dentro de éste se desarrollan dos corrientes: la del PNUD (United Nations Development Programme, 1990) y el de la evaluación participativa de la pobreza (Chambers, 1994).

- 3.1. Corriente del desarrollo humano: defiende que el enfoque de las capacidades permite mejorar la comprensión y naturaleza de la pobreza y la privación, desviando la atención que se ha dado a los ingresos para centrarla en la privación de capacidades del individuo para salir del estado de pobreza (Sen, 1999).

3.2. Corriente de la evaluación participativa: esta corriente insta a que se escuche cómo la gente pobre experimenta la pobreza, defendiendo un concepto multidimensional de la pobreza, donde las variables económicas no son más una dimensión entre otras, y que se mide mediante variables seleccionadas por los individuos que se encuentran en una situación de privación de bienestar (Chambers, 1994; Ivette Gómez, 2013; Ravnborg, 1999).

El estudio de la pobreza con indicadores puramente económicos ha sido rechazado por numerosos investigadores (Stewart, 2005; Stiglitz *et al.*, 2009), puesto que los individuos que se ven privados en varios aspectos muestran situaciones peores de lo que un indicador puramente económico puede mostrar. Estos autores defendieron que se tratase la pobreza como un fenómeno multidimensional en el cual los indicadores no pecuniarios deben complementar a los pecuniarios con el fin de ofrecer una mejor comprensión de la misma (Atkinson y Bourguignon, 1982; Atkinson, 2003; Bourguignon y Chakravarty, 2003; Kolm, 1977; Maasoumi, 1986; Ringen, 1988; Sen, 1999; Streeten, 1981; Tsui, 1995; Whelan *et al.*, 2006). El PNUD (1997) afirmó que solamente con el 1% del ingreso global se podría erradicar la pobreza en el mundo, destacando que el problema no radica en la falta de riqueza. Varios investigadores han observado que las personas con bajos ingresos y aquellos con valores de privación altos no necesariamente coinciden (Nolan y Whelan, 1996; Whelan *et al.*, 2005). La pobreza como insuficiencia de ingresos es importante, puesto que como demostraron Berthoud y Bryan (2011) existe clara relación entre bajos ingresos y pobreza en el tiempo, pero no es condición necesaria ni suficiente para la existencia de privación. El mismo PNUD (2010) afirma que las dimensiones de la pobreza van mucho más allá de la falta de ingresos, ya que también incluyen problemas de nutrición y salud, falta de educación, malas condiciones de vivienda, exclusión social y escasa participación.

Una segunda forma de estudiar la pobreza y la privación, es el multidimensional. Este método tiene varias ventajas ya que permite focalizar la pobreza en: amplias áreas de estudio, un alto grado de desagregación y una caracterización amplia de las condiciones de vida de la población. Entre sus

limitaciones destacan: la carencia de un índice de necesidades básicas o de privación universalmente aceptado, lo cual hace difícil las comparaciones, la dificultad de identificar situaciones de pobreza reciente y la falta de variables que incluyan la opinión de los individuos estudiados.

Un tercer tipo de análisis está tomando fuerza en estos últimos años. Dentro de él existe que una primera corriente ha sido impulsada por el PNUD en su informe de 2010. Este estudio amplió el concepto de desarrollo humano mediante el ajuste de la desigualdad, añadiendo por primera vez el índice de desigualdad de género, así como el índice de pobreza multidimensional, basados en innovaciones en sus respectivos temas. Este último complementa a los índices basados en variables estrictamente económicas considerando las diversas privaciones que experimentan las personas pobres, así como el marco en que éstas ocurren (Alkire y Santos, 2011). Otros índices en la misma línea son los de Alkire y Foster (2011) y Roelen y de Gassmann (2012). Estas metodologías dan una clara prioridad a los individuos que sufren múltiples privaciones (Alkire y Foster, 2011). La segunda corriente dentro del tercer tipo de análisis de la pobreza está siendo muy utilizada en países latinoamericanos, y el PNUD está mostrando un gran interés por lo resultados. Como ventaja se puede destacar que la aproximación al concepto pobreza individual se adapta a la población estudiada, puesto que parte de la población afectada. Como limitaciones destacan las siguientes: al incluir percepciones, la obtención de los indicadores es bastante compleja y parcial; es difícil que analizar grandes áreas, puesto que la labor de campo sería excesivamente extensa; y además, los resultados son difícilmente comparables, puesto que el concepto pobreza y las variables que lo miden no son estables (Ruggeri Laderchi *et al.*, 2003).

Actualmente existen distintas metodologías que mezclan varios enfoques, por ejemplo, el método de medición integrada de pobreza que mezcla el enfoque monetario con el de capacidades básicas (Botlvinik, 2003), o los índices de privación multidimensionales basado en conocimiento experto y encuestas a la población para determinar las variables e incluso su ponderación, que mezclan el enfoque de índices

de privación y el de evaluación participativa (Communities y Local Government, 2000; Noble *et al.*, 2005).

1.3. PRIVACIÓN

1.3.1. DEFINICIÓN Y CONSIDERACIONES PREVIAS

Townsend (1979) argumenta que *los individuos se encuentran en una situación de privación si carecen de aquellas condiciones de dieta, de vestuario, de vivienda o alojamiento, de condiciones medioambientales, educacionales, laborales y sociales que pueden ser consideradas como habituales*. Es por tanto Townsend quien con esta definición sienta las bases para la construcción de la idea de la privación multidimensional desde un enfoque relativo de la pobreza. Pero no es hasta 1984, al introducir el Consejo Europeo su definición de pobreza, cuando el estudio de la privación comienza a tomar relevancia en el contexto internacional (Diario Oficial de la Comunidades Europeas, 1984).

La definición del Consejo Europeo establece que los individuos que queden excluidos de un mínimo aceptable de vida en la sociedad en la que se encuentran debido a una insuficiencia de recursos deben considerarse como pobres (Whelan *et al.*, 2003). Es aquí donde radica la dificultad en el proceso de conceptualización y medición de la privación multidimensional ya que debe tenerse en cuenta que es lo que entiende la sociedad como necesario, siendo, por lo tanto, un concepto relacional, y fundamentalmente sociológico (Brady, 2003). De este razonamiento se deduce que, para juzgar si alguien sufre privación, se deben tener datos sólidos acerca de la forma de vida común que prevalece en la sociedad o la opinión de los propios afectados.

La privación tiene como objetivo conocer las principales carencias respecto a las condiciones básicas de calidad de vida. El interés de su estudio radica en el análisis de las limitaciones y las consecuencias que puede provocar que las personas no disfruten de los bienes y servicios que la sociedad pone teóricamente a su disposición para conseguir un bienestar social aceptable. De ser así, los sujetos quedarían

excluidos en cierta medida de dicho bienestar, pero también percibirían fuera de su alcance los recursos sociales que permiten llevar una vida social plena.

La privación se refiere a la falta de acceso a los recursos, ya sean materiales (vivienda, empleo, alimentación, etc.) o sociales (derechos relacionados con el empleo, las actividades familiares, integración comunitaria, la participación formal en la vida social y en las instituciones, el ocio y la educación) (Krieger, 2001).

Por lo tanto, se pueden distinguir dos formas de privación (Townsend, 1987, 1979): la privación material que se refiere a la falta de bienes, servicios, recursos, comodidades y ambiente físico que son habituales, o al menos están ampliamente extendidos, en una sociedad determinada; mientras que la privación social hace referencia a la no participación en los papeles, relaciones, costumbres, funciones, derechos y responsabilidades que le corresponden como miembro de una sociedad o de uno de sus subgrupos. Es decir, la privación social considera aquellas personas que están socialmente aisladas, retiradas o excluidas por pertenecer a una clase, raza, edad, género u otros rasgos de la estructura social.

Muchos investigadores han utilizado medidas de privación material y social en una amplia variedad de escalas espaciales para estudiar, por ejemplo, la relación entre las desigualdades socioeconómicas y las desigualdades de salud (Craig *et al.*, 2004; Heaney *et al.*, 2002).

La utilización del concepto de privación como mediada proxy de la pobreza tiene al menos tres ventajas (Domínguez-Berjón *et al.*, 2001):

- a. Es un concepto amplio, ya que cubre problemas y necesidades muy diversas.
- b. Tiene en cuenta que la población puede experimentar múltiples formas de privación.

- c. Admite que poblaciones con recursos similares puedan presentar formas de privación diferentes.

1.3.2. INDICES DE PRIVACIÓN

Como ya se ha comentado, todo índice de privación debe reflejar las condiciones básicas de calidad de vida del entorno al que se refiere (Gordon y Pantazis, 1997) así como, detectar las variaciones de la renta en el extremo inferior de la escala. Por lo tanto, un índice de privación puede identificar zonas de riesgo potencial de pobreza y de calidad de vida inferior al entorno, puesto que conjuga variables económicas con variables de otros ámbitos como son la educación, la vivienda o la salud. Berthoud *et al.* (2004) sostienen que los resultados del análisis de la privación, en general, deben ser vistos como una herramienta que nos puede ayudar a identificar a los grupos en riesgo de pobreza, como Townsend (1979) hizo para calibrar las líneas de pobreza.

1.3.2.1. EVOLUCIÓN HISTÓRICA

El estudio del concepto privación empezó a desarrollarse a partir de los años 70, siendo los investigadores en el Reino Unido los precursores de la mayoría de los estudios y donde el término ha sido más desarrollado. En su innovador estudio de la pobreza en el Reino Unido, Townsend (1979) seleccionó 60 variables que según su conocimiento definían el estilo de vida normal de la sociedad. De estas determinó 12 como básicas para una mayoría de la población, y construyó el índice de privación por simple agregación de las variables relativas a los bienes y servicios no poseídos. El índice valía 0 si no se detectaba privación con ninguna de las doce variables básicas, 1 si falta uno, 2 si se estaba privado de dos de los elementos enumerados y así sucesivamente. Townsend concedió la misma importancia a las doce variables básicas. Una vez obtuvo el índice de privación, lo correlacionó con ingresos para intentar buscar el umbral de renta a partir del cual la privación aumentaba en exceso y la vida en la zona de estudio se podía considerar como inaceptable. Este umbral lo estableció en el 140 por ciento del nivel de prestación compensatoria en el Reino Unido. El

resultado de este análisis se puede considerar uno de los primeros índices de privación y, a partir de él, se han desarrollado la mayoría de los actuales.

Pero al índice de Townsend se le detectaron con rapidez una serie de problemas: la subjetividad en la determinación de los estándares de vida socialmente aceptable (Piachaud, 1981), la falta de variables de percepción (Sen, 1981), la falta de ponderación de variables que componen el índice y la imposición de un umbral de privación.

Sobre esta última crítica existen diferentes puntos de vista, por un lado está Piachaud (1981) que argumenta a favor de una medición de la privación de forma continua, es decir, todos los individuos están más o menos privados en base al valor del índice y, por otro, la de aquellos que defienden la existencia de puntos de ruptura, o lo que es lo mismo, existencia de un umbral delimitado a partir del cual se puede identificar al individuo privado (Halleröd *et al.*, 1997).

Otros índices formados por variables aditivas que fueron surgiendo en esta época son el del Departamento de Medioambiente del Reino Unido (1982) y el diseñado por Carstairs y Morris (1990).

Jarman (1983) propuso uno de los primeros índices de privación orientado a medir las desigualdades de salud. Este índice se obtuvo mediante encuestas a médicos de familia del Reino Unido sobre las desigualdades sociales que detectaban como las más problemáticas en relación con la salud. A partir de las encuestas, diseñó un índice compuesto por ocho variables estandarizadas y transformadas logarítmicamente que ponderó en base a la opinión que los expertos habían reflejado en la encuesta. Este estudio fue uno de los primeros que ponderó las variables que formaban el índice, solucionando uno de los problemas más relevantes de los índices aditivos.

A partir de entonces, fueron surgiendo distintos índices que se iban adaptando en función del campo en el que se quería estudiar la privación. Entre ellos destaca el propuesto por Mack y Lansley (1985), que surgió de un enfoque en dos pasos: en el

primer paso, se pedía a los encuestados que seleccionaran los artículos de consumo de una lista que, en su opinión, todos los adultos deben ser capaces de pagar y de los que no deberían tener que prescindir; en el siguiente paso, los encuestados seleccionaban los artículos que realmente tenían y los que no tenían, y debían especificar si era por gusto o por falta de recursos. Aquellos productos que más del 50 por ciento de la población consideraba como necesarios definieron las necesidades básicas, y aquellos individuos con incapacidad para conseguir tres o más necesidades se definieron como pobres.

Este índice ha tenido tres críticas esenciales: primero el carácter arbitrario en la elección inicial de las necesidades así como su interpretación, sin haberla contrastado con el juicio de expertos (Piachaud, 1987); segundo, el corte arbitrario en el 50% que, entre otras cosas, hace muy sensible el índice a las preferencias individuales (Halleröd *et al.*, 1997); tercero, la falta forzada de tres o más necesidades como un umbral para la identificación de individuos pobres (Eroğlu, 2007; Halleröd *et al.*, 1997).

Durante las últimas dos décadas, el método de Mack y Lansley (1985) ha sido discutido y se ha hecho más sofisticado en numerosos estudios, corrigiendo aquellos problemas detectados en el índice inicial (Bosch, 2001; Callan *et al.*, 1993; Gordon y Pantazis, 1997; Halleröd, 1998, 1995).

Halleröd (1994) propone el índice de privación proporcional sobre la base del anterior, con una serie de diferencias: este índice no elimina elementos, quitando los que no se consideran necesarios, ni les da la misma importancia a todos, sino que los pondera en función de la proporción de la población que los considera necesarios. Además tiene en cuenta las preferencias derivadas de la edad, el género, ubicación, composición del hogar y localización geográfica en el ajuste del mismo.

Los índices derivados del de Mack y Lansley (1985) tienen una serie de inconvenientes. Uno de los más importantes viene derivado de la teoría de que los deseos de la gente están limitados por las condiciones mismas de su vida. Es decir, las personas limitan sus necesidades cuando perciben que estas no van a poder ser

alcanzadas. Sen (1988) defiende que los individuos con menos recursos llegan a aceptar las desigualdades sociales poniéndolas en consonancia con sus posibilidades.

Debido a la subjetividad de estos índices tanto en la elección de las variables como en su ponderación, algunos autores comenzaron a introducir las técnicas multivariantes para la obtención de índices de privación, siendo una de las más utilizadas el análisis de componentes principales. Entre estos, destaca el propuesto por el comité de planificación de Londres (1993). Pero no fue hasta principios del presente siglo cuando se introdujo el estudio de la privación con un enfoque multidimensional, siendo el primero en introducirlo el investigador de la Universidad de Oxford Michael Noble y su equipo del *Social Disadvantage Research Centre*, que desarrollaron el Índice de Privación Multidimensional para el Departamento de Medioambiente, Transporte y Regiones del Reino Unido (Communities and Local Government, 2000; Noble *et al.*, 2005). En este estudio defienden que la privación multidimensional es simplemente una combinación de formas más específicas de privación, denominadas dimensiones, que a su vez pueden ser más o menos medibles de forma directa. Para la formación del índice realizaron encuestas a expertos que seleccionaron las variables de cada dimensión, las dimensiones específicas y la ponderación de estas dentro del índice. Este resultado se revisó por pares. Una vez establecida esta estructura, calcularon la ponderación de las variables dentro de cada dimensión mediante dos metodologías, dependiendo de las variables que formaran la dimensión:

- Aquellas dimensiones formadas por variables que podían ser aditivas por tener unidades semejantes o aquellas donde las variables no tenían superposición se ponderaron en función de la población en riesgo.
- En los otros casos para ponderarlas se realizó un análisis factorial de máxima verosimilitud.

A partir de este índice se han desarrollado otros muchos, principalmente en el Reino Unido, siguiendo esta misma filosofía (Abu-Kharmeh y Abu-Al Sondos, 2009;

McLennan *et al.*, 2011; National Statistic, 2012; Noble *et al.*, 2010; Northern Ireland Statistics y Research Agency, 2011; Welsh Government, 2011).

Pero éstos no fueron los únicos índices multidimensionales de privación desarrollados. Bray (2010) construyó un índice mediante análisis factorial para Australia. Abe (2006), por otro lado, presento un índice de privación para Japón de 16 bienes y los ponderó en función de la gente que poseía dichos bienes. Jensen *et al.* (2002) mediante una metodología participativa creó un índice de tres dimensiones para Nueva Zelanda, y otros índices similares fueron desarrollados en Estados Unidos (Boushey, 2001). En Latinoamérica se han comenzado a desarrollar índices de privación y pobreza multidimensional mediante metodologías participativas, basándose en el enfoque de pobreza del estudio de capacidades (Denis *et al.*, 2010; Ivette Gómez, 2013).

En Europa, el Eurostat (2002) y Layte *et al.* (2001) desarrollaron unos índices de 24 bienes necesarios para los países de la Unión Europea, el cual definía un hogar con privación como aquel con carencia del 60% de artículos seleccionados. Además de estos, otros índices multidimensionales destacados en Europa son el de Whelan *et al.* (2003), Guio (2005) y Boarini y D'Ercole (2006).

Whelan *et al.* (2003) diseñaron otro índice de privación con 23 variables obtenidas del Panel de Hogares de la Unión Europea (PHOGUE). A estas variables, le aplicaron el análisis factorial para detectar las dimensiones que formarían el índice, seleccionando cinco: tensión económica, consumo, vivienda, entorno y estado de salud. Una vez detectadas las dimensiones que formarían el índice con sus variables correspondientes, el valor de cada variable se ponderó respecto a su valor medio en país correspondiente. Para la obtención de cada dimensión se realizó una suma de las variables estandarizadas.

Por su parte, Guio (2005) obtuvo un índice multidimensional de privación material con 11 variables para la Unión Europea. Las dimensiones se obtuvieron mediante análisis factorial, seleccionando tres dimensiones: la tensión económica, las

condiciones de la vivienda y los bienes duraderos. La ponderación de las variables se realizó mediante una función de proporción de personas que poseen el elemento en el país. Considerando como población privada en cada dimensión aquellos que sufren privación en más de dos ítems.

Por último, Boarini y D'Ercole (2006) realizaron un estudio comparativo entre los países de la OCDE, utilizando dos dimensiones de privación material: por un lado la dimensión objetiva, en base a la carencia de las necesidades básicas y, por otro lado, la dimensión subjetiva relacionada con el estrés económico que surge de la imposibilidad de afrontar los gastos diarios básicos. La ponderación de las variables la realizó en función de los hogares que poseían el elemento en cuestión.

En España los primeros estudios de privación estuvieron relacionados con el estudio de desigualdades en salud (Arias *et al.*, 1993; Benach, 1997; Navarro *et al.*, 1996), y en general son índices derivados de los diseñados para otros países (Dominguez-Berjón *et al.* 2001; García-Gil *et al.* 2004). Dominguez-Berjón (2001) hace una revisión de los índices aplicados en España hasta el momento, pero es a partir de principio de este siglo que los índices de privación en España experimentan una fuerte evolución. Al igual que en el resto del mundo, se han ido desarrollando técnicas para la mejor adaptación al objeto y al entorno del estudio. Martínez y Ruiz-Huerta (2000) desarrollaron un índice de privación ponderado para su aproximación al estudio de la pobreza combinando ingresos y privación material, otro índice similar fue desarrollado por Gil y Ortiz (2009).

La mayoría de los estudios realizados sobre privación en España se han basado en índices obtenidos a partir de técnicas multivariantes, destacando los realizados con análisis de componentes principales por el grupo de investigación del proyecto MEDEA (Domínguez-Berjón, 2005; Domínguez-Berjón *et al.*, 2008), los basados en clases latentes realizados por Pérez Mayo (Pérez-Mayo, 2009, 2005a, 2005b, 2003, 2002), o por Ayala y Navarro (Ayala y Navarro, 2004; Ayala *et al.*, 2008) e incluso trabajos en recientes investigaciones comunes (Ayala *et al.*, 2011). Las últimas aportaciones metodológicas han incluido el análisis factorial bayesiano (Marí-Dell'Olmo *et al.*, 2011).

Respecto a aportaciones en el campo del análisis multidimensional en España los más destacados son Martínez López (2007), Ayllón *et al.* (2007) y Pérez-Mayo (2009), el primero se desarrollo mediante el análisis aditivo de dimensiones, y los otros dos se ponderaron en base a la importancia de las variables en la población.

1.3.2.2. CLASIFICACIÓN

Existen diferentes clasificaciones para los índices de privación:

Según lo que midan pueden ser (Diez-Roux, 1998; Morgenstern, 1995; Von Korff *et al.*, 1992):

1. Índices derivados: resumen las características de los individuos de un grupo, por ejemplo, el porcentaje de personas analfabetas, también se les denomina analíticos, agregados o contextuales (Susser, 1994).
2. Índices integrales, primarios o globales: describen las características del grupo que no derivan de las características de los individuos, por ejemplo, la existencia de servicios sociales.

Según el concepto que representan se clasifican en (Thunhurst, 1985):

1. Índices directos que representan la privación en sí misma y son, por ejemplo, el número de hogares con hacinamiento o de personas desempleadas o diversas variables relacionadas con la clase social.
2. Índices indirectos que permiten inferir la existencia de privación pero no la implican, por ejemplo, el número de hogares que no dispone de automóvil o el número de niños o jubilados que vive en el hogar.
3. Índices interpretativos que son aquellos que ayudan al análisis de la distribución geográfica del fenómeno, tales como el número de inmigrantes

que han llegado a una zona en el último año o el número de viviendas públicas en alquiler.

Según la descripción del objeto de estudio al que se refieran:

1. Privación individual, como ya se ha comentado se refiere a aquellas medidas que reflejan la privación individual, por lo tanto las fuentes de información son los propios individuos. Dentro de estos destacan los índices de Mack y Lansley (1985), Frayman (1991), Gordon y Pantazis (1997) y Halleröd (1998, 1995).
2. Privación de un área geográfica, estos se refieren a aquellos cuya fuente de información son estadísticas elaboradas para una unidad geográfica, pudiendo representar la privación del área pero no la individual, alguno de ellos son el de Townsend (Townsend *et al.*, 1988), el índice escocés de Carstairs y Morris (1990), el de Forrest y Gordon (1993) y más recientemente el de Saunders y Adelman (2005).

Una de las clasificaciones más usadas de los índices de privación se basa en el método estadístico utilizado en su elaboración (Tabla 1):

1. Indicadores simples, entre los que destacan la medición del desempleo (Campbell *et al.*, 1991), educación (Costa i Galobart, 1991), clase social (Krieger *et al.*, 1997) y vivienda (Navarro, 2005).
2. Indicadores compuestos o índices. Dentro de estos índices se distinguen.
 - 2.1. Índices de privación unidimensionales que combinan una serie de variables para su medición directa.
 - 2.1.1. Aditivos en los que el índice se obtiene de la suma de las variables, asumiendo por lo tanto que cada variable tiene la misma

importancia dentro del índice. Dentro de estos lo más frecuente es estandarizar las variables generalmente mediante una transformación previa de las mismas.

2.1.2. Ponderados, esta metodología es similar a la anterior salvo en que cada variable estandarizada se pondera con un peso determinado. Existen distintas técnicas de ponderación, como aquellas que se basan en el conocimiento experto del investigador, las fundamentadas en la importancia de la variable dentro de la población, o las basadas en la distribución de frecuencias.

2.1.3. Estadístico χ^2 , es similar al método aditivo salvo en que la estandarización de las variables se realiza con la distribución χ^2 .

2.1.4. Multivariantes, en este caso la distribución de pesos de las variables se realiza mediante métodos estadísticos multivariantes. Los métodos más habituales son el análisis de componentes principales y el análisis factorial. Aunque también se han utilizado otras técnicas, tales como, regresión logística, funciones distancia, análisis clúster, teoría de respuesta al ítem, análisis de clases latentes, redes neuronales de Kohonen y análisis factorial bayesiano (ver Tabla 1).

2.2. Índices de privación multidimensionales, se basan en la premisa de que la privación múltiple se compone de dimensiones separadas que reflejan diferentes aspectos de la privación. Cada dimensión está formada por una serie de variables que abarcan los aspectos de esta privación en esa dimensión. Los precursores de estos índices fueron los estudios realizados por Lee *et al.* (1995) y Gordon (Gordon *et al.*, 2000). Existen diferentes tipos en función de la metodología aplicada. Dentro de estos hay que destacar los índices creados en el Reino Unido (McLennan *et al.*, 2011; National Statistic, 2012; Northern Ireland Statistics and Research

Agency, 2011; Welsh Government, 2011) que, como ya se ha explicado, están formados por dimensiones obtenidas mediante técnicas de ponderación o análisis factorial, que a su vez forman un índice global mediante ponderación de las mismas en base al conocimiento experto. También, la Unión Europea (Guio *et al.*, 2012) ha elaborado un índice de privación material multidimensional siguiendo la filosofía del creado por Mack y Lansley (1985), que estudia la carencia de bienes considerados como básicos.

Tabla 1: Clasificación de los índices de privación más importantes

MÉTODOLÓGICA APLICADA	ÍNDICES MÁS DESTACADOS	PAÍS DE APLICACIÓN
SIMPLES		
DESEMPLEO	(Campbell <i>et al.</i> , 1991)	Inglaterra
EDUCACIÓN	(Costa i Galobart, 1991)	España
CLASE SOCIAL	(Krieger <i>et al.</i> , 1997)	Estados Unidos
VIVIENDA	(Navarro, 2005)	España
COMPUESTOS UNIDIMENSIONALES		
ADITIVOS		
	(Townsend, 1979; Townsend <i>et al.</i> , 1988)	Inglaterra
	(Great Britain Inner Cities Directorate, 1982)	Inglaterra
	(Mayer y Jencks, 1989)	Estados Unidos
	(Carstairs y Morris, 1990)	Inglaterra
	(Morris y Carstairs, 1991)	Inglaterra
	(Saunders y Adelman, 2005)	Australia
PONDERADOS		
	(Jarman, 1983)	Inglaterra
	(Mack y Lansley, 1985)	Inglaterra
	(Shah y Desai, 1988)	India
	(Halleröd, 1995)	Suecia
	(Gordon y Pantazis, 1997)	Gran Bretaña
	(Brandolini y D'Alessio, 2000)	Italia
	(Martínez y Ruíz-Huerta, 2000)	España
	(Whelan <i>et al.</i> , 2002, 2001)	Unión Europea
	(Bosch, 2001)	Bélgica
	(Fouarge y Muffels, 2002)	Holanda
	(Tsakloglou y Papadopoulos, 2002)	Unión Europea
	(Muffels y Fouarge, 2004)	Unión Europea
	(Gil Izquierdo y Ortiz Serrano, 2009)	España
ESTADÍSTICO χ^2		
	(Robson <i>et al.</i> , 1994)	Irlanda
	(Great Britain. Department of the Environment, 1998, 1995)	Inglaterra
MULTIVARIANTES		
Análisis de componentes principales		
	(Ram, 1982)	Mundial
	(Maasoumi y Nickelsburg, 1988)	Estados Unidos
	(Hutton, 1991)	Reino Unido
	(Muffels y Dirven, 1991)	Holanda
	(London Planning Advisory Committee, 1993)	Inglaterra
	(Frohlich y Mustard, 1996)	Canadá
	(Benach y Yasui, 1999)	España

MÉTODOLOGÍA APLICADA	ÍNDICES MÁS DESTACADOS	PAÍS DE APLICACIÓN
	(Pampalon y Raymond, 2000)	Canadá
	(Klasen, 2000)	Sudáfrica
	(Kamanou, 2000)	África
	(Langlois y Kitchen, 2001)	Canadá
	(Ocaña-Riola <i>et al.</i> , 2005)	España
	(Domínguez-Berjón, 2005; Domínguez-Berjón <i>et al.</i> , 2008)	España
	(Eroğlu, 2007)	Turquía
	(Sánchez-Cantalejo <i>et al.</i> , 2008)	España
	(Mishra y Ray, 2013)	India
Análisis Factorial confirmatorio	(Callan <i>et al.</i> , 1993)	Irlanda
	(Nolan y Whelan, 1996)	Inglaterra
	(Layte <i>et al.</i> , 2001)	Unión Europea
Regresión logística	(Borooah, 2000)	Irlanda
	(Lafuente Lechuga <i>et al.</i> , 2009)	España
Funciones distancias	(Lovell <i>et al.</i> , 1994)	Australia
	(Deutsch <i>et al.</i> , 2003)	Reino Unido
Análisis clúster	(Hirschberg <i>et al.</i> , 1991)	Mundial
Teoría de respuesta al ítem	(Răileanu Szeles y Fusco, 2009)	Luxemburgo
	(Gailly y Hausman, 1984)	Luxemburgo
	(Pérez-Mayo, 2009, 2005a, 2005b, 2003, 2002)	España
Análisis de clases latentes	(Dewilde, 2007, 2004)	Bélgica y Reino Unido, Europa
	(Moisio, 2004)	Unión Europea
	(Ayala y Navarro, 2004)	España
	(Whelan y Maître, 2007, 2005)	Unión Europea
	(Navarro y Ayala, 2008)	España
	(Ayala <i>et al.</i> , 2011)	España
Redes neuronales de Kohonen	(Pisati <i>et al.</i> , 2010)	Irlanda
Análisis factorial bayesiano	(Marí-Dell'Olmo <i>et al.</i> , 2011)	España
COMPUESTOS MULTIDIMENSIONALES		
ADITIVOS	(Martínez, 2007)	España
	(Layte <i>et al.</i> , 2001)	Unión Europea
	(Statistical Office of the European Communities, European Commission, 2002)	Unión Europea
	(Whelan <i>et al.</i> , 2003)	Unión Europea
PONDERADOS	(Abe, 2006)	Japón
	(Boarini y d' Ercole, 2006)	OCDE
	(Martínez, 2007)	España
	(Ayllón <i>et al.</i> , 2007)	España
	(Pérez-Mayo, 2008)	España
	(Abu-Kharmeh y Abu-Al Sondos, 2009)	Jordania
ANÁLISIS DE COMPONENTES PRINCIPALES Y ADITIVOS	(Tello <i>et al.</i> , 2005)	Italia
ANÁLISIS FACTORIAL EXPLORATORIO Y CONFIRMATORIO	(Guio, 2005)	Unión Europea
	(Bray, 2010)	Australia
ANÁLISIS FACTORIAL CONFIRMATORIO Y PONDERACIÓN	(Noble <i>et al.</i> , 2010)	Sudáfrica
	(Northern Ireland Statistics y Research Agency, 2011)	Irlanda
	(McLennan <i>et al.</i> , 2011)	Inglaterra
	(Welsh Government, 2011)	Gales

MÉTODOLÓGICA APLICADA	ÍNDICES MÁS DESTACADOS	PAÍS DE APLICACIÓN
	(National Statistic, 2012)	Escocia
ANÁLISIS FACTORIAL, DE CORRESPONDENCIA MÚLTIPLE Y CLÚSTER	(Guio <i>et al.</i> , 2012)	Unión Europea
LÓGICA DIFUSA	(Betti y Verma, 2007)	Italia
MÉTODOS PARTICIPATIVOS	(Boushey, 2001) (Jensen <i>et al.</i> , 2002) (Denis <i>et al.</i> , 2010) (Ivette Gómez, 2013)	Estados Unidos Nueva Zelanda Chile Nicaragua

Fuente: Elaboración propia

1.3.2.3. VENTAJAS E INCONVENIENTES DE LOS ÍNDICES DE PRIVACIÓN

Cada indicador de privación ha demostrado a lo largo de la literatura su utilidad en función del objetivo perseguido, por eso no hay unanimidad respecto a cuál de ellos es el más correcto.

Aunque los *indicadores simples* pueden ser útiles gracias a su facilidad de obtención e interpretación, para el estudio de un concepto tan complejo como la privación son insuficientes, ya que solo pueden recoger un ámbito de la misma, ya sea el económico o el material. Hay autores que los han defendido porque los resultados obtenidos con ellos en el estudio de las desigualdades, especialmente las centradas en salud, son bastante aproximados a los obtenidos con indicadores más complejos (Campbell *et al.*, 1991).

Según Carstairs y Morris (1990) los *indicadores compuestos o índices* son más correctos para el análisis de un concepto tan amplio como la privación. Siguiendo el análisis realizado por Folwell (1995) sobre los indicadores compuestos, los *índices aditivos* aunque estén estandarizados se deben evitar siempre que sea posible por varios motivos: primero sus variables no tienen por qué estar correlacionadas, por lo que la formación de un índice con los mismos puede crear confusión en su interpretación; y segundo, no ponderan la importancia de las variables que lo forman lo cual es difícil de justificar, puesto que obviamente no todas las variables son igualmente relevantes en la formación del índice. En cuanto a los *índices ponderados* pueden ser apropiados en distintos casos siempre que la ponderación se adecue a su

objetivo y se obtenga en base a una metodología justificada. En cuanto a las técnicas basadas en el **ajuste de la χ^2** , tiene los mismos problemas que los índices aditivos estandarizados, pero además a ello se une la sensibilidad que tiene el test de la χ^2 al tamaño poblacional. Por último, los **índices basados en técnicas multivariantes** tales como análisis logístico, o el de componentes principales permiten detectar las variables más correlacionadas, y además ponderan la importancia de las mismas en función de la covarianza, lo cual es más adecuado cuando no se tienen modelos previos del estándar de calidad de vida de la población estudiada, como ocurre en la mayoría de las investigaciones. Pero estas técnicas multivariantes no suelen considerar los problemas intrínsecos de las variables analizadas, como la diferencia de escala, de distribución entre ellas o los diferentes niveles de precisión estadística de las variables, especialmente cuando se mezclan bases de datos.

Esto provoca una serie de problemas: i) asunción en la mayoría de los casos de la normalidad de los datos, ii) independencia de los valores de las variables para cada unidad de análisis, lo cual en el caso de unidades espaciales no es cierto (Mezzetti y Billari, 2005), y finalmente, iii) ignoran tanto el error de medición de las variables, como el error provocado por la medición imperfecta de las variables en relación al índice a obtener, por tanto se prescinde de la varianza del error de medición (Haenlein y Kaplan, 2004) y del porcentaje no explicado de la varianza del índice.

Para mejorar la elaboración de los índices, evitando parte de estos problemas, se han utilizado otras técnicas como el análisis factorial confirmatorio y el análisis factorial bayesiano (Marí-Dell'Olmo *et al.*, 2011) que no asumen ningún tipo de distribución a priori de las variables, consideran los errores y tienen en cuenta la correlación espacial de los datos, pero aún mantienen el problema de aceptar la independencia de las variables. Estas técnicas de reducción que se han aplicado para obtener índices unidimensionales tienen una limitación suelen eliminar variables, por no estar altamente correlacionadas, para conseguir un factor único con la suficiente robustez, por lo que este factor solamente refleja una de las dimensiones de la privación normalmente lo que se conoce como privación material, concepto muy

relacionado con pobreza económica. Pero elimina variables importantes en el estudio de la privación que pertenecen a otras dimensiones.

Para un estudio más completo de la privación se desarrollaron los **índices multidimensionales**, que tienen en cuenta las distintas dimensiones del concepto, y permiten un estudio más amplio de las desigualdades en distintos ámbitos, tales como, el económico, el de la salud, el de la educación. Considerar diferentes dimensiones evita la eliminación de variables básicas en el concepto privación como ocurría en los índices unidimensionales, aunque la posterior agregación de datos al resumir estas dimensiones en un solo índice implica siempre una pérdida de información.

Sobre esta cuestión hay divergencia de opiniones: la de Sen (1987) que defiende la no agregación de las dimensiones; la de Nolan y Whelan (1996), Layte *et al.* (1999, 2000), Martínez y Ruiz-Huerta (1999, 2000) y Whelan *et al.* (2001a, b) que agregan las dimensiones en un índice final, sin considerar las dimensiones por separado; y la de los índices aplicados en el Reino Unido que defienden el análisis por dimensiones, pero obteniendo un índice final que refleje la privación global. Este último caso permite estudiar la privación en cada una de las dimensiones de forma individual sin perder información, y a su vez, el índice global permite una visión simplificada de la situación de privación existente (Noble *et al.*, 2005).

Dentro de los índices multidimensionales existen diferentes tipos, están los simplemente **aditivos estandarizados**, que al igual que en el caso de los unidimensionales se deberían evitar por las mismas razones que en éstos; los **ponderados**, destacando dentro de estos los que ponderan en base a una teoría sólida y a un conocimiento amplio de la sociedad a estudiar; y por último, los **multivariantes**. Al igual que en el caso anterior, estos últimos son muy adecuados puesto que permiten ponderar en función de la covarianza, lo cual es muy útil cuando no se tienen modelos previos del estándar de calidad de vida de la población estudiada.

Una de las técnicas más utilizadas para el análisis de los índices multidimensionales es el análisis factorial que, como se ha explicado antes, asume la

independencia de las dimensiones, es decir, agrupa las dimensiones en base al criterio puramente estadístico sin tener en cuenta las relaciones causales entre las mismas y la influencia que estas relaciones tienen sobre ellas.

En un marco real, no es posible considerar que las dimensiones de la privación son independientes. Así, no se conoce con precisión si las dimensiones tales como ingresos o educación influyen, por ejemplo, sobre la salud, (Macintyre, 1997). El estudio de las relaciones existentes dentro del índice de privación multidimensional mediante un modelo causal es prioritario, y más aún en el caso de España, donde los índices multidimensionales apenas se han desarrollado. En esta investigación, se propone una aproximación basada en la teoría de la causalidad que desarrolle un modelo a la vez flexible y estable en el tiempo que permita evaluar un indicador de privación con base territorial.

En este tipo de modelos, el valor de cada dimensión depende de: i) las variables socioeconómicas utilizadas para describirlo; y ii) las relaciones con otras dimensiones. Estas relaciones se definen por un modelo conceptual basado en la existencia de un conocimiento a priori (Gibert *et al.*, 2010). Las relaciones entre las dimensiones existen, pero su influencia individual sobre la privación varía en función de sus marcos territoriales y culturales. El modelo resultante causal puede considerarse estable, pero su evaluación estadística se desarrolla a través del espacio y el tiempo (Darwiche, 2009; Pearl, 2009).

Una de las formas de analizar estadísticamente los modelos causales son las ecuaciones estructurales (Pearl, 2009). Los Modelos de Ecuaciones Estructurales (MEE) es una técnica de análisis multivariante que examina la compleja relación entre, por una parte, las variables individuales predefinidas en cada dimensión y, por el otro, las dimensiones entre sí (Rodríguez-Entrena y Salazar-Ordóñez, 2013). Esta técnica es especialmente útil cuando las variables están altamente correlacionadas, teniendo además otra serie de ventajas: primero, la estructura de las distribuciones estadísticas de las variables no tiene porqué ser conocida (Chin, 2010); segundo, es posible comprobar si los datos empíricos validan el modelo causal (Fornell, 1982); tercero,

estudia el error y, por último, no supone independencia en las dimensiones, analizando todo el modelo a través de un análisis único que incluye todas las dimensiones, sus relaciones y las variables que las describen, es decir, el modelo causal completo.

II. HIPÓTESIS Y OBJETIVOS

A continuación se exponen las hipótesis principales planteadas en la investigación, así como los objetivos de la misma, diferenciando entre el objetivo general y los específicos.

2.1. HIPÓTESIS

1. El modelo de ecuaciones estructurales, como metodología de análisis de modelos causales, puede ser aplicado para la obtención de índices multidimensionales tales como el de privación.
2. El modelo de índice de privación basado en ecuaciones estructurales permite un estudio completo del constructo privación, así como de las dimensiones que lo forman, lo cual ayuda a detectar las causas de las distintas situaciones de exclusión.
3. El índice de privación obtenido, así como los índices parciales de las distintas dimensiones, se pueden analizar desde un punto de vista geostadístico mediante métodos de autocorrelación espacial global y local, lo que permite identificar y localizar áreas geográficas concretas donde el índice se manifiesta con mayor o menor intensidad.

2.2. OBJETIVO GENERAL

Diseñar del índice de privación multidimensional en base a la teoría de la causalidad (Pearl, 2009); el modelo causal, que representa la privación como un conjunto de dimensiones y de relaciones entre ellas, se evaluará mediante métodos de ecuaciones estructurales para el caso de la comunidad autónoma de Andalucía.

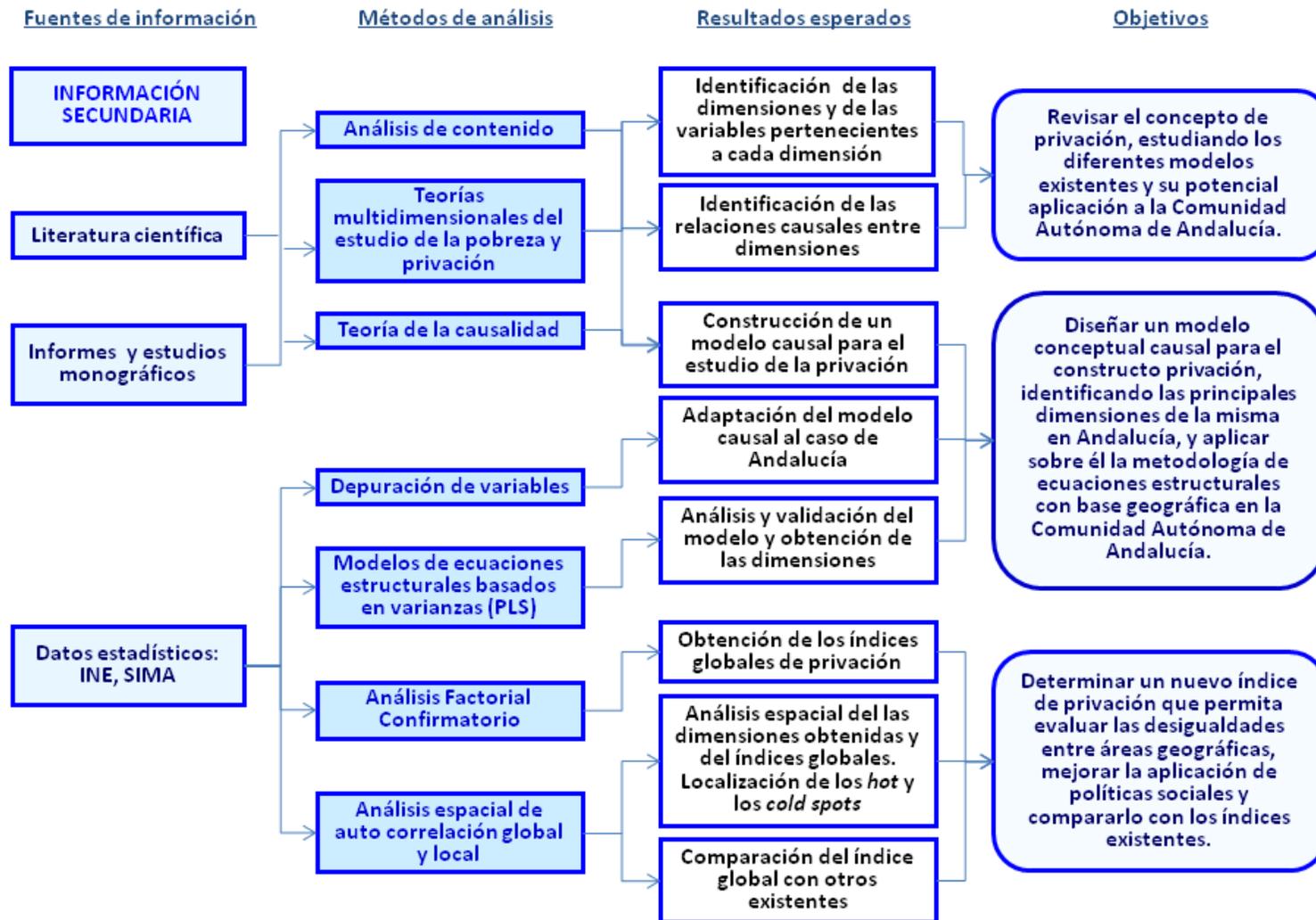
2.3. OBJETIVOS ESPECIFICOS

1. Revisar el concepto de privación, estudiando los diferentes modelos existentes y su potencial aplicación a la Comunidad Autónoma de Andalucía.
2. Diseñar un modelo conceptual causal para el constructo privación, identificando las principales dimensiones de la misma en Andalucía, y aplicar sobre él la metodología de ecuaciones estructurales con base geográfica en la Comunidad Autónoma de Andalucía.
 - 2.1. Determinar las dimensiones y variables que forman el modelo así como las relaciones entre las mismas.
 - 2.2. Eliminar las variables no relevantes dentro de cada dimensión en este entorno geográfico.
 - 2.3. Plantear el modelo final apropiado para la Comunidad Autónoma Andaluza, analizarlo mediante ecuaciones estructurales y obtener los índices parciales de privación y el índice global.
3. Determinar un nuevo índice de privación que permita evaluar las desigualdades entre áreas geográficas, mejorar la aplicación de políticas sociales y compararlo con los índices existentes.
 - 3.1. Analizar los resultados mediante modelos de autocorrelación espacial globales y locales para la determinación de zonas con valores significativamente altos o bajos de privación.
 - 3.2. Comparar con otros índices existentes en la zona de estudio.

2.4. CONTEXTO METODOLOGICO DE LA INVESTIGACIÓN

Los objetivos y las hipótesis de este estudio se han intentado alcanzar siguiendo unas fases cronológicas de investigación (Figura 1). Cada fase lleva asociada una metodología para su desarrollo, cuya profundización se realiza en los capítulos correspondientes.

Figura 1: Esquema metodológico general de la investigación



III. METODOLOGÍA

3.1. CUESTIONES PREVIAS

3.1.1. FUENTES DE INFORMACIÓN

Para la obtención de un índice de privación fiable y práctico hay que seleccionar las fuentes de información más adecuadas entre las disponibles. En las diferentes investigaciones para la medición de la privación, se han utilizado multitud de fuentes, desde encuestas directas a grupos de población (Townsend *et al.*, 1988), hasta datos estadísticos elaborados por organismos tanto nacionales como internacionales, tales como los datos del censo (Jarman, 1983; Morris y Carstairs, 1991), combinaciones de los datos del censo y de los datos de la Administración del Estado (Noble *et al.*, 2003) o el panel de hogares de la Unión Europea (Kearns *et al.*, 2000). En función de la fuente empleada, el índice de privación puede recoger la privación individual o la privación en un área geográfica.

La privación en áreas geográficas tiene una ventaja y un inconveniente. La ventaja es que permite detectar aquellas zonas donde las condiciones de vida en general no son las adecuadas, o lo que es similar, que están en desventaja respecto a su entorno y necesitan especial atención (Bartley y Blane, 1994). El inconveniente es que cuando se estudia la privación en un área geográfica se simplifica la información, es decir, para el estudio de la privación en un espacio determinado es necesario agregar la información de la privación individual para obtener un valor medio que represente la privación de la unidad geográfica seleccionada, perdiéndose por tanto parte la riqueza del estudio.

En el estudio de la privación en un área se puede conocer el porcentaje de individuos que experimentan los diferentes tipos de privación pero no puede medirse qué tipo de privación concreta experimenta un determinado individuo, es decir, no se puede medir la privación múltiple sobre el mismo individuo en sentido estricto. A este respecto Townsend *et al.* (1988) apuntó que no todos los individuos privados viven en el mismo barrio, ni todas las personas que viven en barrios privados sufren privación. Por lo que es necesario conocer las limitaciones de las medidas de privación

geográficas, puesto que pueden dejar excluidas de los planes de intervención social a personas con privación que no viven en zonas con la misma consideración. Por consiguiente, es importante completar estas medidas con otras de tipo individual (Sloggett y Joshi, 1994).

Las fuentes de información más adecuadas para el estudio de la privación geográfica de unidades espaciales son las de carácter oficial. En España las fuentes más comunes son: encuesta de presupuestos familiares, encuesta de condiciones de vida y el censo. Cada una de estas fuentes de datos tiene su utilidad en función del aspecto que se quiera estudiar y del nivel de agregación que se desee, puesto que, aunque en determinados estudios sea deseable la elección de áreas con homogeneidad social, las unidades geográficas administrativas pueden tener mayor utilidad y ser de más fácil acceso para la obtención de información sobre desigualdades (Armero *et al.*, 1991).

En estudios realizados en otros países, tales como EEUU o el Reino Unido, se han utilizado unidades censales de unos 25.000 habitantes, y también áreas delimitadas por códigos postales donde la población varía desde unos 6.000 hasta 400.000 habitantes aproximadamente. En diversas investigaciones se ha determinado como influye la utilización de áreas de diferente tamaño poblacional en el estudio de las desigualdades. En general, los resultados son bastante similares, si bien cuando se utilizan áreas más pequeñas se observa un estudio más preciso de la distribución de la privación que se explica por su mayor homogeneidad socioeconómica (Schuurman *et al.*, 2007). Aun así, las unidades no deben ser demasiado pequeñas puesto que las variables en unidades de población pequeñas son muy sensibles a la estructura de edad (Dolk *et al.*, 1995).

Teniendo en cuenta todas estas cuestiones, se ha seleccionado el municipio como unidad espacial, ya que es una unidad lo suficientemente pequeña para que exista cierta homogeneidad socioeconómica sin ser tan reducida como para verse afectada por las variaciones locales de las que se ha hablado anteriormente. Para evitar los problemas que podrían surgir de la comparación de unidades espaciales de

diferente tamaño poblacional, se estandarizará cada variable en base a la población que reside en el área.

La fuente más adecuada de adquisición de datos a escala municipal es el censo. El primer estudio de la privación basándose en datos de censos fue el realizado en 1971 por el Departamento de Medio Ambiente del Reino Unido para la identificación de zonas con condiciones socioeconómicas adversas (Bartley y Blane, 1994).

El censo, al igual que cualquier otra fuente de información, tiene sus ventajas y sus inconvenientes. Como ventajas se pueden destacar:

- Su homogeneidad dentro del país.
- La unidad espacial de análisis es suficientemente pequeña, llegando al nivel de sección censal.

Como inconvenientes se destacan:

- La agregación de los datos, que hace que la información pierda riqueza.
- La temporalidad de los datos, que es amplia ya que el censo se realiza cada 10 años impidiendo ver las variaciones existentes en los intervalos entre censos.
- La subestimación por falta de respuesta de algunos hogares.
- La imposibilidad de valorar la privación múltiple sobre un mismo individuo u hogar ya que no se puede saber si, por ejemplo, los individuos privados en sanidad son los mismos que los privados de educación.
- Ausencia de cualquier medida directa de la renta o la riqueza (Jones, 1995).

A pesar de estos inconvenientes la utilización de los datos de censo para cuantificar la privación socioeconómica es un método generalmente bien aceptado, en especial, como herramienta de medición de desigualdades en salud, como han demostrado multitud de estudios previos (Acheson, 1998; Carstairs y Morris, 1989; Jarman, 1983; Marmot y Wilkinson, 2006; Morris y Carstairs, 1991; Townsend *et al.*, 1988; Wilkinson, 1986).

Para paliar alguno de los inconvenientes de la utilización del censo, tales como la falta de datos directos de renta, los datos se han completado con el banco de datos municipales de la comunidad autónoma andaluza (Instituto de Estadística y Cartografía de Andalucía, 2007).

Resumiendo, para esta investigación se han tenido en cuenta como unidad de estudio los municipios definidos por el Instituto Nacional de Estadística (INE) en el censo de población del año 2001. Las bases de datos consideradas han sido el Censo de Población y Vivienda 2001 del INE (Instituto Nacional de Estadística, 2007) y el banco de datos del Sistema de Información Multiterritorial de Andalucía (SIMA), del Instituto de Estadística de Andalucía, para el año 2001 (Instituto de Estadística y Cartografía de Andalucía, 2007). Se escogen los datos de ese año, puesto que fue entonces cuando se realizó el último censo del que se tiene datos disponibles, de hecho, las últimas correcciones a los datos para este censo se realizaron en el año 2007. En el 2011 se ha realizado un nuevo censo pero la primera versión de los datos del mismo no estará disponible hasta 2014.

3.1.2.DIMENSIONES Y VARIABLES

No existe consenso sobre cuáles son las variables concretas más adecuadas para medir el concepto privación. Uno de los aspectos más discutidos en relación con esta elección es la inclusión de variables de carácter sociodemográfico. En este aspecto, Townsend (1988) considera que las categorías de población que están especialmente predispuestas a sufrir diversas formas de privación material, tales como las madres solteras o los pensionistas no, deberían utilizarse como medida de

privación. Estas categorías podrían ser consideradas como causa de la desigualdad por sí mismas, y ocultar las diferentes formas de privación que pueden existir entre los individuos que forman parte de ellas.

Por su parte, Carstairs y Morris (1991), defiende que la inclusión de estas variables debe estar en relación con el uso que se les vaya a dar. Por ejemplo, en el estudio de las necesidades de los servicios de atención primaria, sería adecuada la inclusión de las categorías demográficas en la estimación de las zonas desfavorecidas.

Otra de las cuestiones relacionadas con las dimensiones es la idoneidad de incluir una que refleje ingresos o, en cambio, una que refleje carencias de necesidades sociales percibidas (Gordon *et al.*, 2000). Townsend (1988) afirma que en una medida de privación no se deberían incluir medidas que reflejen ingresos sino solamente las carencias derivadas de ello, pero como ya se ha discutido anteriormente, las medidas relacionadas con el consumo implican problemas de subjetividad, ya que no es fácil determinar cuándo una necesidad no satisfecha es por carencia de medios o por propia decisión. Por lo tanto, a falta de un medidor más adecuado, las variables que reflejen ingresos son necesarias para la medición de la privación puesto que aunque no todas las personas privadas tienen bajos ingresos, se acepta que las personas que presentan privaciones múltiples suelen tener bajos ingresos (Townsend *et al.*, 1988).

En las investigaciones previas existe una tendencia generalizada a seleccionar un conjunto amplio de variables que reflejen las diferentes dimensiones consideradas necesarias para un bienestar social aceptable. En el índice de privación IDM 2000 del Departamento de Medioambiente del Reino Unido (Noble *et al.*, 2005), las dimensiones y las variables que forman las mismas se obtuvieron de un amplio periodo de consulta a expertos coordinado por el equipo del *Social Disadvantage Research Center*. Posteriormente estas dimensiones y variables, con ligeras modificaciones y adaptaciones en función del país, fueron utilizadas para el cálculo de los índices desarrollados en Escocia, Irlanda y Gales. Estos índices se han ido actualizando y adaptando en sus respectivos países y son ampliamente aceptados en la literatura

actual sobre el tema (McLennan *et al.*, 2011; National Statistic, 2012; Northern Ireland Statistics y Research Agency, 2011; Welsh Government, 2011).

En estos índices cada dimensión refleja una forma específica de privación y un aspecto particular de la misma evitando solapamientos. Por ejemplo, en la dimensión de privación del trabajo se trata de capturar la exclusión del mundo del trabajo y sus malas condiciones, pero no los bajos ingresos que pueden desprenderse de ellas. Estas dimensiones están claramente relacionadas. Otro ejemplo: la privación en salud puede estar influida por la privación en la vivienda, aunque también es una forma de privación por sí misma. Una misma zona puede estar privada en más de una dimensión y este efecto acumulativo se muestra en el índice de privación global que es más elevado que la suma de sus dimensiones, es decir, estos no son simplemente aditivos, sino que interactúan y pueden tener más impacto si aparecen ciertas combinaciones.

Cada dimensión debe estar formada por un conjunto de variables parsimoniosas que capturen de manera completa la privación de esa dimensión dentro de las limitaciones de disponibilidad de datos. Cada variable debe cumplir las siguientes condiciones: i) ser específicas de la dimensión que estudia, por lo tanto, deben recoger las características principales de la privación en esa dimensión, nunca condiciones particulares experimentadas por un número reducido de individuos; ii) medibles, recientes y actualizables; iii) estadísticamente robustas para áreas pequeñas; y iv) disponibles a nivel de unidad espacial.

Entre los índices multidimensionales existentes (véase Tabla 2), en este estudio se ha profundizado en aquellos que presentaban similitudes en el ámbito social y económico con la realidad española, siendo este el caso de aquellos índices relativos a los países pertenecientes a la Unión Europea. Los índices desarrollados por Eurostat (2002), Layte *et al.* (2001), Guio (2005), Boarini y D'Ercole (2006), Betti y Verma (2007), Martínez López (2007), Ayllón *et al.* (2007), Pérez-Mayo (2009) y Guio *et al.* (2012) que presentan un enfoque orientado exclusivamente al concepto de privación material, fueron descartados. El índice de Whelan *et al.* (2003), otro de los que estudian la privación en países europeos, considera solo algunas de las dimensiones sociales de

nuestro interés, por lo que también fue eliminado. Por otra parte, los índices multidimensionales de privación desarrollados para el Reino Unido (McLennan *et al.*, 2011; National Statistic, 2012; Northern Ireland Statistics and Research Agency, 2011; Welsh Government, 2011) combinan ambos conceptos, privación material y social, ofreciendo un enfoque que resulta adecuado como base para la selección de dimensiones y variables que formarán parte del índice propuesto en esta investigación, adaptándolas a los datos disponibles y a la realidad geográfica estudiada.

A continuación se muestra la tabla (Tabla 2) donde se recogen las dimensiones y las variables que forman los índices de Escocia, Inglaterra, Irlanda y Gales.

Tabla 2: Índices de privación multidimensionales del Reino Unido

DIMENSIONES	INGLATERRA	IRLANDA DEL NORTE	ESCOCIA	GALES
Acceso Geográfico a servicios	Road distance (RD) to GP premises	Fastest road travel time (FRTT) to a GP	Drive time (DT) to a GP	Average time taken to access (ATTTA) GP
	Road distance (RD) to a supermarket or convenience store	FRTT to a supermarket/food store	DT to shopping facilities	ATTTA food shop
	Road distance (RD) to a primary school		DT to a primary school	ATTTA primary school
	Road distance (RD) to a post office	FRTT to a Post Office	DT to a secondary school	ATTTA Post Office
		FRTT to other general services	DT to a post office	
			DT to a petrol station	ATTTA GP
			Public transport travel time (PTTT) to a post office	
			PTTT to a GP	
			PTTT to shopping facilities	
		FRTT to an accident y emergency hospital		ATTTA NHS dentist
		FRTT to a dentist		
		FRTT to an optician		
		FRTT to a pharmacist		
	FRTT to a Job Centre or Jobs y Benefits Office			
	FRTT to a large service centre			
	FRTT to financial services			
	FRTT to a Council Leisure Centre			
			ATTTA secondary school	
			ATTTAs public library	
			ATTTA leisure centre or swimming pool	
			ATTTA transport nodes	
	LA level percentage of households for assistance under the homeless provisions			
	Difficulty of access to owner-occupation			
	Household overcrowding			

DIMENSIONES	INGLATERRA	IRLANDA DEL NORTE	ESCOCIA	GALES
Empleo	Claimants Jobseeker's Allowance (both contributory y income based) of women aged 18-59 y men aged 18-64 averaged over 4 quarters	Unemployment claimant count of women aged 18-59 y men aged 18-64	Unemployment claimant count averaged over 12 months, men aged under 65 y women aged under 60	Claimants of Jobseekers Allowance (JSA)
	Incapacity Benefit claimants women aged 18-59 y men aged 18-64 averaged over 4 quarters	Incapacity Benefit claimants women aged 18-59 y men aged 18-64	Incapacity Benefit recipients or Employment y Support Allowance recipients, men aged under 65 y women aged under 60	Claimants of Incapacity Benefit y Severe Disablement Allowance - women aged under 60 y men aged under 65
	Severe Disablement Allowance claimants women aged 18-59 y men aged 18-64 averaged over 4 quarters	Severe Disablement Allowance claimants women aged 18-59 y men aged 18-64	Severe Disablement Allowance recipients, men aged under 65 y women aged under 60	Claimants of Employment y Support Allowance (ESA)- women aged under 60 y men aged under 65
	Participants in New Deal for the 18-24s who are not in receipt of JSA averaged over 4 quarters			Claimants of New Deal for Young People (NDYP), New Deal for 25+ (ND25+), y New Deal for Lone Parents (NDLP)
	Participants in New Deal for 25+ who are not in receipt of JSA averaged over 4 quarters	Steps to Work or New Deal Participants women aged 18-59 y men aged 18-64		
	Participants in New Deal for Lone Parents aged 18 y over averaged over 4 quarters			
	Claimants of Employment Support Allowance women aged 18-59 y men aged 18-64	Carer's Allowance claimants women aged 18-59 y men aged 18-64	Employment y Support Allowance claimants women aged 18-59 y men aged 18-64	

DIMENSIONES	INGLATERRA	IRLANDA DEL NORTE	ESCOCIA	GALES
	Average points score of children at Key Stage 2	Key Stage 2 Teacher Assessments		Average points score of children at Key Stage 2
	Average points score of children at Key Stage 3	Key Stage 3 Teacher Assessments		Average points score of children at Key Stage 3
	Average points score of children at Key Stage 4	GCSE or equivalent qualifications points score	Pupil performance on SQA at stage 4	Average points score of children at Key Stage 4
	Proportion of young people not staying on in school or school level education above 16	Proportions of those leaving school aged 16, 17 y 18 y not entering Further Education or Training	People aged 16-19 not in full time education, employment or training	
	Proportion of those aged under 21 not entering Higher Education	Proportion of people not entering Higher Education aged 18-21	17-21 year olds enrolling into higher education	Proportion of people not entering Higher Education aged 18 - 19
Educación		Primary School all absence rate		Primary school all absence rate
			School pupil absences	
	Secondary school absence rate	Secondary School all absence rate		Secondary school all absence rate
	Proportions of working age adults (aged 25-54) in the area with no or low qualifications	Proportion of working age adults (25-59) with no / low qualifications	Working age adults with no qualifications	Proportion of adults (aged 25 - 59/64) with no qualifications
	Proportions of pupils attending Special Education Needs Schools or attending primary school with Special Educational Needs			
	Proportions of pupils attending Special Education Needs Schools or attending post primary school with Special Educational Needs			

DIMENSIONES	INGLATERRA	IRLANDA DEL NORTE	ESCOCIA	GALES
	Adults y children in Income Support households	Adults y Children in Income Support Households	Adults receiving Income Support or Income-based Employment y Support Allowance Children dependent on a recipient of Income Support, Jobseekers Allowance or Employment y Support Allowance	Adults y Children in Income Support Households
	Adults y children in income based Jobseeker's Allowance households	Adults y Children in income based Jobseekers Allowance Households	Adults receiving (all) Jobseeker's Allowance Children dependent on a recipient of Jobseeker's Allowance (all)	Adults y Children in Income-Based Jobseeker's Allowance Households
	Adults y children in Working Families Tax Credit households where there are children in receipt of Child Tax Credit whose equivalised income is below 60% of median before housing costs	Adults y Children in Working Tax Credit households whose income is below 60% of the NI median	Number of Adults y Children in Tax Credit Families on low incomes	Adults y Children in Tax Credit (Child Tax Credit y Working Tax Credit) Households below a low income threshold
Ingresos	Adults y children in Child Tax Credit households where there are children in receipt of Child Tax Credit whose equivalised income is below 60% of median before housing costs	Adults y Children in Child Tax Credit households whose income is below 60% of the NI median		
		Adults y Children in income based Employment y Support Allowance households		
	Adults y children in households in receipt of National Asylum Support Service vouchers			National Asylum Support Services supported asylum seekers in receipt of subsistence only y accommodation support
	Adults y children in Pension Credit (Guarantee) households	Adults y Children in State Pension Credit Households Adults y Children in Housing Benefit households (incl. rate relief y housing benefit for privately rented households)	Adults (aged 60 plus) receiving Guaranteed Pension Credit	Adults y Children in Pension Credit Households

DIMENSIONES	INGLATERRA	IRLANDA DEL NORTE	ESCOCIA	GALES
	Years of potential life lost	Years of Potential Life Lost	Standardised Mortality Ratio (SMR)	Age standardised rates per 100,000 population all cause deaths for all ages
	Comparative illness y disability ratio	Comparative Illness y Disability Ratio	Comparative Illness Factor: standardised ratio	
	Measures of acute morbidity	Emergency Admission Rate	Emergency stays (CIS) in hospital: standardised ratio	
	Adults under 60 suffering from mood or anxiety disorders	i) Prescribing for mood / anxiety disorders , ii) suicides y iii) mental health in-patient stays	Estimated proportion of population being prescribed drugs for anxiety, depression or psychosis	
Salud		Proportion of live singleton births of low birth weight	Proportion of live singleton births of low birth weight	Proportion of live singleton births of low birth weight
		People registered as having cancer (excluding non-melanoma skin cancers)		Cancer standardised incidence ratio
			Hospital stays (Continuous Inpatient Stays [CIS]) related to alcohol misuse: standardised ratio	
			Hospital stays (CIS) related to drug misuse: standardised ratio	
				Standardised limiting long-term illness
		Children's Dental Extractions		

DIMENSIONES	INGLATERRA	IRLANDA DEL NORTE	ESCOCIA	GALES
	Social y private housing in poor condition		Percentage of people living in households which are overcrowded	Household overcrowding, excluding all student households
	Houses without central heating		Percentage of people living in households without central heating	Households lacking central heating
		SOA level local problem score		
		SOA level Decent Homes Standard		
Vecindario y Vivienda		Homelessness acceptances under the homelessness provisions of the Housing (NI)		
	Road traffic accidents involving injury to pedestrians y cyclists			
	Air quality			
		SOA level Housing Health y Safety Rating System		
Medioambiente				Air quality
				Flood risk
				Air emissions
				Proximity to waste disposal y industrial sites

DIMENSIONES	INGLATERRA	IRLANDA DEL NORTE	ESCOCIA	GALES
	Burglary (4 recorded crime offence types)	Burglary	Recorded domestic housebreaking	Burglary (4 recorded crime offence types)
	Theft (5 recorded crime offence types, constrained to CDRP level)	Vehicle theft		Theft (5 recorded crime offence types, constrained to CDRP level)
	Criminal damage (10 recorded crime offence types)	Criminal damage		Criminal damage (10 recorded crime offence types)
	Violence (14 recorded crime offence types)	Violence, robbery y public order	Recorded crimes of violence	Violence (14 recorded crime offence types)
Desorden y Crimen		Deliberate primary y secondary fires		Primary y derelict vehicle fires
		Anti-Social Behaviour Incidents)		
			Recorded Sexual Offences	
			Recorded Common Assault	
			Recorded drug offences	
		Recorded vandalism		Youth offenders
				Adult offenders

Nota: Se ha mantenidos las dimensiones y las variables en el lenguaje original, puesto que se refieren a bases de datos concretas y su traducción podría conllevar errores.

Fuente: Elaboración propia a partir de los índices de privación múltiple correspondientes (McLennan *et al.*, 2011; National Statistic, 2012; Northern Ireland Statistics y Research Agency, 2011; Welsh Government, 2011)

3.1.3. UMBRAL DE PRIVACIÓN

Para la obtención del umbral de privación existen cuatro enfoques: el primero, basado en ingresos (Townsend, 1979); el segundo, establece unas condiciones de vida mínima (Fouarge y Muffels, 2002; Mack y Lansley, 1985); el tercero, propone una mezcla de los dos anteriores (Ringen, 1988); y el cuarto, sería el realizado por Betti y Verma (2007) en el que tratan la privación multidimensional como un estado difuso, es decir, todos los individuos de una población son objeto de privación, pero en diversos grados.

Para la realización de este estudio se ha seleccionado este último enfoque. Primero se han expresado las variables como tasa o proporción donde el numerador es el total de las personas u hogares privados respecto a esa variable y el denominador el número total de las personas en riesgo de sufrir esa privación en la misma zona. No se utiliza la población total para evitar la infravaloración de la población que sufre privación en una variable, al considerar grupos población que no pueden sufrir esa privación. Una vez obtenido las variables expresadas como tasas se han estandarizado respecto a la media española. De esta forma aparecerían como privados aquellos que se encuentran por encima de la media de su sociedad, sufriendo una privación más elevada los que aparecen con valores más altos. Este sistema de estandarización tiene dos ventajas intrínsecas, por un lado evita los problemas que pueden surgir al mezclar escalas de medida y, por otro, homogeniza las medidas de las distintas variables permitiendo obtener unas medidas de las dimensiones en unidades comparables.

3.1.4. PONDERACIÓN DE LAS DIMENSIONES Y LAS VARIABLES

Dado que lo que se está buscando es un índice de privación múltiple, es importante que se pueda valorar adecuadamente tanto la privación individual de cada dimensión, como la acumulada. Para obtener el índice global a partir de la combinación de las dimensiones de la privación, hay que considerar que éstas tienen diferentes distribuciones estadísticas por lo que para evitar posibles distorsiones en la ponderación es necesario estandarizarlas a una distribución única. Para esta estandarización existen dos opciones: normalización o transformación exponencial. La primera transformación

es simétrica por lo que la privación de un área en una dimensión concreta puede resultar anulada por la carencia de privación en otra con similar importancia dentro del índice global (Noble *et al.*, 2005). La segunda opción de estandarización evita estos problemas puesto que la asimetría está diseñada deliberadamente para evitar los efectos de anulación, ya que se reduce el grado en que la privación de una dimensión puede ser cancelada por la falta de privación en otro (Noble *et al.*, 2005). El problema de realizar la transformación exponencial es que la combinación posterior de las dimensiones para la obtención de un índice único hace que se pierda una proporción de la varianza explicada del constructo final privación. Esta transformación exponencial se aplica, entre otros, en los índices del Reino Unido.

No existe un consenso respecto a qué pesos se deben aplicar a cada variable o dimensión, ni de como se deben obtener los mismos. El propio Índice de Desarrollo Humano del PNUD ha sido criticado por su elección arbitraria de los indicadores, pesos y compensaciones implícitas (Ravallion, 1997). Sen (1997) reconoce que lo importante para valorar la pobreza o la privación es la conceptualización, es decir, el modelo, ya que los parámetros varían en función del entorno en el que se hace la evaluación. Como ya se comentó en el capítulo 2, existen diferentes opciones para ponderar las dimensiones y las variables. Las dos más aceptadas son las realizadas a partir de métodos basados en expertos y aquellas que utilizan técnicas estadísticas multivariantes (Folwell, 1995).

Cuando no existe un modelo contrastado del estándar de vida de la población, las metodologías multivariantes de reducción son las adecuadas para la obtención de índices multidimensionales, siempre que se evite los problemas ya comentados en el capítulo 2. Por otro lado, dado que las dimensiones que forman el índice están relacionadas, es necesario escoger una metodología que permita el estudio de estas relaciones. Por este motivo las metodologías de análisis de redes causales serían las más adecuadas. Dentro de éstas, en esta investigación se han seleccionado los modelos de ecuaciones estructurales ya que es una técnica especialmente útil cuando las variables están altamente correlacionadas, y permite estudiar la compleja relación entre, por una parte, las variables individuales predefinidas en cada dimensión y, por el otro, las propias dimensiones (Rodríguez-Entrena y Salazar-Ordóñez, 2013).

3.2. MODELOS DE ECUACIONES ESTRUCTURALES

Las ciencias sociales estudian con frecuencia conceptos no físicos y abstractos denominados constructos, que sólo pueden medirse de forma indirecta a través de variables observables a menudo incluidos en modelos causales. Los Modelos de Ecuaciones Estructurales (MEE) constituyen una herramienta útil para el estudio de relaciones causales de tipo lineal sobre estos constructos. Los MEE se introdujeron en los estudios sociológicos en los años sesenta del siglo pasado (Blalock, 1964; Duncan, 1966), pero no fueron relevantes en las ciencias sociales y la psicología hasta que el modelo LISREL fue desarrollado por Jöreskog (1973). A partir de este momento, estos modelos se han utilizado en muchos campos de investigación, tales como: ciencias sociales y del comportamiento, bioestadística, epidemiología, etc. (Bollen, 1998; Matsueda, 2012). Hoy en día, se utilizan generalmente para evaluar la conducta humana (Bollen y Noble, 2011), en investigación de las empresas, en áreas como el marketing y la gestión empresarial (Barroso *et al.*, 2010) y en la economía agrícola para evaluar el comportamiento de los consumidores (Rodríguez-Entrena y Salazar-Ordóñez, 2013). Pero hasta la fecha, estos modelos no se han utilizado para obtener indicadores sociales.

Los MEE parten del análisis causal (Darwiche, 2009; Pearl, 2009) que permite la explicación de fenómenos que puedan ser contrastados de forma empírica (Martínez *et al.*, 2010). Estos modelos estudian las complejas relaciones entre variables (Rodríguez-Entrena y Salazar-Ordóñez, 2013) y tienen como característica fundamental el poder hacer regresiones múltiples entre variables observables y variables latentes (Batista y Coenders, 2000), permitiendo de esta forma estudiar simultáneamente la relación entre diferentes dimensiones y entre las dimensiones y sus variables (Bagozzi y Phillips, 1982). Los estudios sobre la relación entre variables y sus complejidades comenzaron a ser planteados sistemáticamente por Sewall Wright (Wright, 1986, 1932) en su análisis de rutas (*path analysis*) y se reafirmaron por Karl Jöreskog (Jöreskog y Goldberger, 1975; Jöreskog, 1970).

3.2.1. CAUSALIDAD

Existen muchas variables que tienden a evolucionar conjuntamente, pero la mera asociación estadística entre variables no es una condición suficiente para que exista causalidad. La condición necesaria y suficiente del principio de causalidad podría ser expresada en estos términos: una variable A es causa de B si siempre que se da A acontece B, y nunca acontece B si previamente no se ha dado A. Normalmente sólo existe relación causal en el sentido $A \rightarrow B$, puesto que la causalidad suele ser asimétrica. Sin embargo, es difícil distinguir entre la asociación estadística de dos fenómenos y una relación causal, por lo que, podemos decir que existe causalidad cuando se halla una relación entre dos variables y se ha podido descartar que sea espúrea o no causal (Bisquerra, 1989).

Los trabajos de Boudon (1965) y Duncan (1966) abrieron una nueva posibilidad de aproximación al problema de la causalidad, distinta de la manipulación experimental, proponiendo el análisis de dependencias o análisis de rutas. En este tipo de análisis se estudia una teoría causal mediante la especificación de todas las variables importantes para dicha teoría. La generalización del modelo de análisis de rutas dio lugar a los modelos de ecuaciones estructurales para la comprobación de teorías, o lo que es lo mismo, de modelos causales.

El principal interés de los modelos de ecuaciones estructurales es que permiten estudiar el efecto causal entre las variables analizadas y las dimensiones que representan. Aunque se pueda representar gráficamente la influencia causal de una variable sobre otra, y aunque también se pueda estimar el parámetro correspondiente a ese efecto, hay que tener claro que la estimación del parámetro no demuestra la existencia de causalidad. La existencia de una relación causal entre las variables debe venir sustentada por la articulación teórica del modelo y no por su estimación con datos de tipo transversal. Estos modelos, por tanto, ayudan a la toma de decisiones, rechazando las hipótesis causales cuando se contradicen con los datos, es decir, con la estructura de covarianzas o cuando pueden existir correlaciones subyacentes entre las variables.

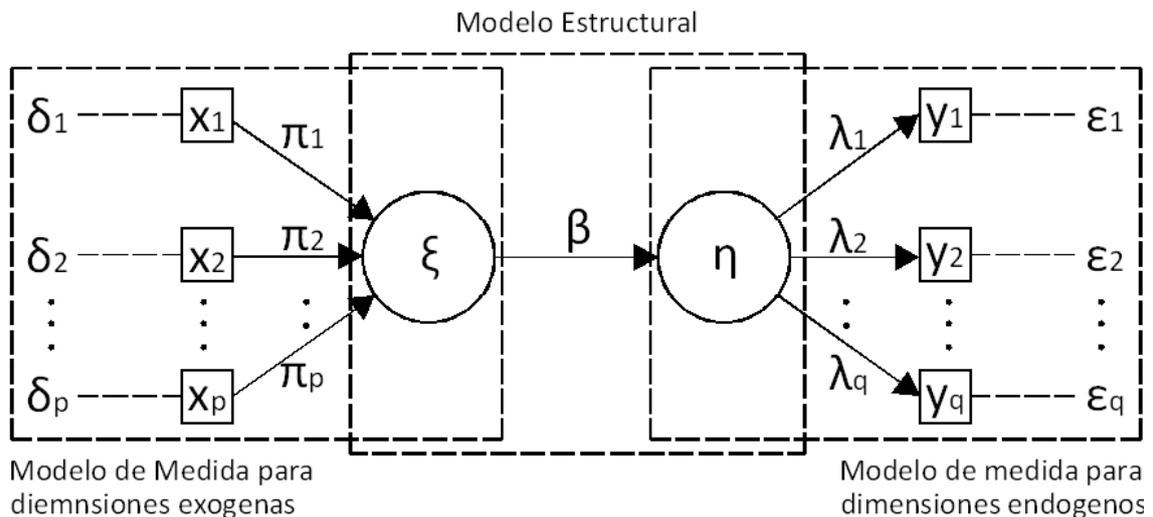
3.2.2. CONCEPTOS FUNDAMENTALES

Un MEE se compone de dos tipos de modelos diferentes (Urbach y Ahlemann, 2010):

1. El modelo de medida o externo, es decir, el que describe las relaciones entre las variables observables y sus correspondientes dimensiones. En él se valora la fiabilidad y validez de las medidas de las dimensiones teóricas.
2. El modelo estructural o interno, que comprende las relaciones de causalidad entre un conjunto de dimensiones, dependientes e independientes, que son derivadas de consideraciones teóricas. En este sub-modelo se valora la validez de las relaciones causales entre las dimensiones.

A continuación, la Figura 2 muestra un ejemplo de un modelo de ecuaciones estructurales con dos dimensiones:

Figura 2: Modelo de ecuaciones estructurales para dos dimensiones



ξ : Dimensión exógena
 π_j $j:1,\dots,p$: pesos de regresión
 x_t $t:1,\dots,p$: x variables (formativas)
 λ_m : cargas
 ζ : Residuos del modelo estructural

η : Dimensión endógena
 δ_l $l:1,\dots,p$: Residuos de los pesos de regresión
 y_i $i:1,\dots,q$: y variables (reflectivas)
 ϵ_n : Término de error ($1-\lambda_m$)
 β : Coeficientes simples de regresión ξ y η

Fuente: Barclay *et al.* (1995) y Fornell y Bookstein (1982).

En un modelo de ecuaciones estructurales se distinguen distintos tipos de variables y relaciones (Figura 2) según sea su papel y su medición (Barclay *et al.*, 1995; Miller y Falk, 1992; Wold, 1985):

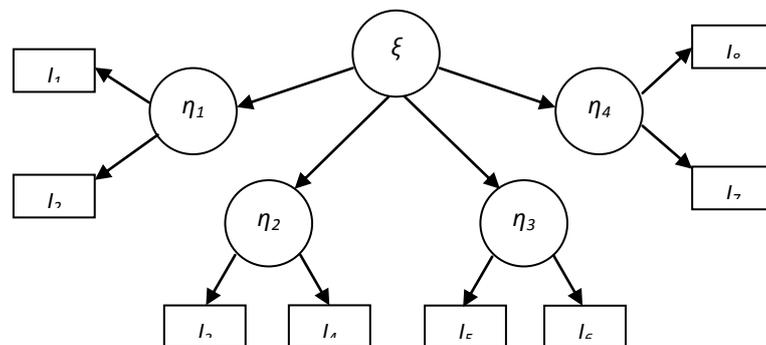
1. Dimensión, Constructo teórico, dominio, variable latente o no observable:

Característica que se desearía medir pero que no se puede observar y en consecuencia, está libre de error de medición. Se representan gráficamente por un círculo (Figura 2). Existen diferentes clasificaciones para ellas:

1.1. Según el orden:

- Dimensión o constructo de primer orden es aquel que está formado por variables o indicadores, ya sean reflectivos o formativos; también se denominan constructos simples.
- Constructo multidimensional de segundo orden o superior (Figura 3) es aquel que está formado por diferentes dimensiones de primer orden (Law *et al.*, 1998), por lo que cada dimensión de primer orden captura un aspecto único del constructo multidimensional; las dimensiones que lo forman, al igual que en el caso de las variables, pueden ser reflectivas o formativas; el constructo multidimensional viene definido por un conjunto de dimensiones relacionadas entre sí, que forman un único concepto teórico que no existe de forma separada (Law *et al.*, 1998).

Figura 3: Esquema básico de un constructo multidimensional de segundo orden



Fuente: Elaboración propia

Donde:

- ξ es un constructo multidimensional de segundo orden.
- $\eta_{1,\dots,4}$ son dimensiones de primer orden.
- $I_{1,\dots,8}$ son las respectivas variables de las dimensiones de primer orden.

1.2. Según las relaciones estructurales:

- Dimensiones exógenas (ξ): También conocidas como independientes son dimensiones que afectan a otra y que no están influidas por ninguna más.
- Dimensiones endógenas (η): También conocidas como dependientes, son dimensiones que están influidas por otras. Toda dimensión endógena debe ir acompañada de un error. El error asociado a la dimensión dependiente representa el error de predicción (ζ).

1.3. Según las variables que los definen:

- Dimensión latente común o factor principal es aquella formada por variables o indicadores reflectivos, donde cada variable se trata como una manifestación de la dimensión que está siendo valorada (Podsakoff *et al.*, 2006). En este tipo de dimensiones la covariación entre variables es explicada por la variación de un factor latente común (MacKenzie *et al.*, 2005); por lo que las variables de la misma dimensión han de estar altamente correlacionadas ya que cada variable deriva del mismo concepto y no es más que una faceta de este.
- Dimensión latente agregada es aquella que está formada por variables o indicadores formativos, donde cada variable es vista como determinante o causa de la dimensión, por lo que afectan conjuntamente a la misma y además su significado proviene de estas variables (MacKenzie *et al.*, 2005).

2. **Indicadores, variables manifiestas u observables:** son aquellas cuya variabilidad, así como sus relaciones con otras variables observables, pueden ser cuantificadas a partir de las medidas obtenidas en el mundo real (Ruiz Díaz, 2000). Se representan en el modelo causal por medio de cuadrados (Figura 2). Se pueden distinguir:
 - Variables o indicadores reflectivos (x): son variables observables expresadas como una función de la dimensión, de manera que reflejan o son manifestaciones de la misma. De esta forma los cambios en la dimensión han de reflejarse en todas las variables (Henseler *et al.*, 2009).
 - Variables o indicadores formativos (y): en este caso las variables forman, causan o preceden a la dimensión (Chin, 1998a; Fornell, 1982), también se les conoce como causales (Bollen y Lennox, 1991).
 - Variables o indicadores simétricos: en los que no se hacen suposiciones acerca de la direccionalidad o causalidad de las variables que forman la dimensión.

3. **Variable error:** representa tanto los errores asociados a la medición de una variable como el conjunto de variables que no han sido contempladas en el modelo y que pueden afectar a la medición de una dimensión. Se considera que son variables de tipo latente por no ser observables directamente (δ para constructos exógenos y ϵ para constructos endógenos).

4. **Relaciones causales:** indican el tipo de relación existente entre las variables y las dimensiones y suelen representarse por flechas. Pueden ser: unidireccionales o recursivas y pueden ser interpretadas como relaciones causales o predictivas; bidireccional, no recursivas o recíprocas; y correlaciones que son aquellas relaciones no analizadas y que se representan por una flecha curva bidireccional.

Tal como resumen Batista y Coenders (2000), en un modelo recursivo, hay tantas ecuaciones como constructos endógenos que sean explicados por variables exógenas, sean observables o no observables (véase Figura 2). La estructura de estas ecuaciones es la siguiente:

$$\eta = \beta\eta + \Gamma\xi + \zeta \quad (3.1)$$

- η es un vector de dimensiones endógenas.
- ξ es un vector de dimensiones exógenas.
- Γ es la matriz de coeficientes que relaciona las dimensiones exógenas (ξ) con las endógenas (η) o dimensiones a explicar.
- β es la matriz de coeficientes que relaciona las dimensiones endógenas entre sí.
- ζ es el vector de errores.

Por ser un modelo recursivo se establecen los supuestos de $E(\zeta')=0$ y $E(\xi\xi')=0$ puesto que en este tipo de modelos se presupone que los errores no están correlacionados ni entre sí, ni con las variables.

Como ya se ha comentado, además del modelo estructural, en un MEE existe el modelo de medida que representa las relaciones de las dimensiones con sus variables o indicadores ya sean reflectivos o formativos (véase Figura 2). En los modelos de medida reflectivos se optimizan los criterios de covarianza (Tenenhaus y Tenenhaus, 2011) y en los modelos de medida formativos el algoritmo optimiza los criterios de correlación (Hanafi, 2007). Para cada dimensión que aparezca en el modelo es necesario determinar cuáles serán sus variables, ya que cada una de ellas representa un concepto en el modelo de medida. El objetivo fundamental de este modelo es corroborar la idoneidad de las variables seleccionadas en la medición de la dimensión que forman. Cuando la dimensión está formada por indicadores reflectivos las relaciones de las dimensiones con sus variables se definen como direccionales, es decir, de cada dimensión hacia sus

variables, y no a la inversa. Las relaciones entre las dimensiones y sus variables reflectivas se describen de la siguiente forma:

$$X = \Lambda_X \xi + \delta \quad (3.2)$$

- X es el vector de variables observadas independientes o exógenas.
- ξ es el vector de dimensiones exógenas.
- Λ_X es una matriz de cargas factoriales que relacionan las variables manifiestas X con las dimensiones.
- ξ y δ son los errores de medición.

En los modelos recursivos las ecuaciones del modelo de medida también se ven afectadas por la asunción de que los errores de las variables no están correlacionados con su dimensión correspondiente. Por lo que se cumple:

$$E(X|\xi) = \Lambda_X \xi \quad (3.3)$$

Cuando el modelo incluye dimensiones endógenas o dependientes formadas por uno o varios indicadores formativos (véase Figura 2), las relaciones se dirigen de las variables hacia sus dimensiones y se definen mediante la ecuación:

$$\eta = \Pi_Y Y + \varepsilon \quad (3.4)$$

- Y es el vector de variables observadas dependientes o endógenas.
- η es el vector de dimensiones endógenas.
- Π_Y es la matriz de pesos factoriales que relaciona las variables observadas Y con las dimensiones.

- η y ε es un vector de errores de medición.

Al igual que en el caso anterior, los errores no están correlacionados por lo que se cumple:

$$E(\eta|Y) = \Pi_Y Y \quad (3.5)$$

El análisis holístico que los MEE necesitan puede ser llevado a cabo por medio de dos tipos de técnicas estadísticas:

1. Métodos Basados en el análisis de las Covarianzas (MBC), representados por programas estadísticos tales como LISREL, EQS, AMOS, Sepath, Ramona, MX y Calis y R. En estos modelos los parámetros han de minimizar la diferencia entre la matriz de covarianzas poblacional y la del modelo propuesto.

2. Análisis basados en componentes o *Partial Least Squares* (PLS). Este enfoque basado en el análisis de la varianza, puede ser desarrollado por medio de programas como LV-PLS, PLS-Graph, SmartPLS y R, entre otros. En estos modelos los parámetros han de maximizar la varianza explicada.

3.2.3.METODOS DE ECUACIONES ESTRUCTURALES BASADOS EN LA COVARIANZA FRENTE A LOS BASADOS EN LA VARIANZA

La aplicación de los MEE basados en covarianzas tiene varias limitaciones:

1. No pueden aplicarse a muestras pequeñas. No existe un consenso claro sobre el tamaño mínimo muestral, pero la mayoría de los autores aconsejan un cociente entre el tamaño muestral y el número de parámetros a estimar que sea de 20:1, aún así se acepta como mínimo el cociente 10:1 y en ningún caso se recomienda que el cociente del tamaño muestral entre el número de parámetros esté debajo de 5:1 (Kline, 2004).

2. No permite trabajar con variables reflectivas.
3. Es un análisis confirmatorio, por lo tanto, el objetivo es la validación del modelo causal necesitando una teoría sólida establecida *a priori*.

Teniendo en cuenta estas limitaciones, la elección entre un enfoque de covarianza o de varianza debe considerar los objetivos de la investigación y madurez de la misma, las características de los datos, el tamaño de la muestra así como las limitaciones de cada uno de los métodos.

A pesar de que el modelo PLS fue creado como una alternativa al enfoque de covarianza, tanto éste como los métodos basados en el ajuste de las covarianzas mencionados anteriormente son complementarios en lugar de competitivos (Henseler *et al.*, 2009). Esta idea es consistente con el trabajo realizado por Tenenhaus (2003) donde se realiza una comparación de las diferentes técnicas y se demuestra la similitud de los resultados obtenidos así como la robustez de las distintas metodologías.

Pero la robustez de ambos métodos está asociada a la existencia de modelos teóricos contrastados y datos adecuados, sin embargo la obtención de buenos datos no es trivial y requiere del desarrollo de trabajos preliminares. Es por eso que el enfoque de las varianzas toma tal relevancia en las primeras etapas de investigación por su carácter exploratorio y predictivo (Barclay *et al.*, 1995; Wold, 1980), ya que en dicha etapa es difícil poseer buenos datos y un modelo teórico sólido y contrastado.

3.2.4. MODELOS DE ECUACIONES ESTRUCTURALES BASADOS EN EL ANÁLISIS DE LA VARIANZA

3.2.4.1. PRINCIPIOS BÁSICOS

El modelo de PLS es un MEE basado en: la estimación de mínimos cuadrados ordinarios (para la estimación de parámetros); el análisis de sus componentes principales (para la obtención del peso específico de cada variable dentro del

constructo) y el análisis de rutas (para la evaluación de las relaciones entre los constructos) (Barclay *et al.*, 1995).

En este sentido, es una herramienta exploratoria muy útil en situaciones de alta complejidad cuando el énfasis se establece sobre la predicción ya que maximiza la proporción de varianza explicada de todos los constructos endógenos (Reinartz *et al.*, 2009) y además la estructura de las distribuciones estadísticas de las variables no tiene que ser conocida (Chin, 2010).

Este método fue desarrollado por el profesor sueco Herman Wold. Originalmente, se denominó NIPALS (*Nonlinear Iterative Partial Least Squares*) (Wold, 1973), y posteriormente PLS (Wold, 1985, 1982a, 1980). Aunque su diseño básico terminó de completarse en 1977 (Wold, 1982a), éste se ha ido ampliando en etapas subsiguientes (Chin, 1998a).

Según Barclay *et al.* (1995), el procedimiento aplicado por el método PLS para estimar los parámetros tanto del modelo de medida como del estructural en un modelo causal es iterativo y utiliza mínimos cuadrados ordinarios y regresiones múltiples. Sabiendo que v_p son las cargas factoriales de las variables de ξ y que α_q son los pesos de regresión de las variables de η , el proceso puede ser descrito del siguiente modo (Figura 2):

1. En la primera iteración de PLS, un valor inicial para η es obtenido sumando simplemente los valores y_1, \dots, y_q (es decir, los pesos de regresión $\alpha_1, \dots, \alpha_q$ son fijados en 1).

$$\hat{\eta}^{(0)} = y_1 + y_2 + \dots + y_q = Y\hat{\alpha}^{(0)} \quad (3.6)$$

Donde:

$$\hat{\alpha}^{(0)} = i, i' = [1, \dots, 1] \forall Y \quad (3.7)$$

2. Para estimar los pesos π_1, \dots, π_p , se lleva a cabo una regresión con η como variable dependiente y x_1, \dots, x_p como variables independientes.

$$\hat{\eta}^{(0)} = \pi_1 x_1 + \dots + \pi_p x_p + \zeta \quad (3.8)$$

3. Estas estimaciones son entonces usadas como pesos o ponderaciones en una combinación lineal de x_1, \dots, x_p dando lugar a un valor inicial para ξ .

$$\hat{\xi}^{(1)} = \sum_{t=1}^p \hat{\pi}^{(0)} x_t \quad (3.9)$$

$$\hat{\xi}^{(1)'} \hat{\xi}^{(1)} = \hat{\pi}^{(0)'} X' X \hat{\pi}^{(0)} = 1 \quad (3.10)$$

4. Las cargas $\lambda_1, \dots, \lambda_q$ son estimadas entonces por una serie de regresiones simples de y_1, \dots, y_q sobre ξ .

$$\begin{aligned} y_1 &= \alpha_1 \hat{\xi}^{(1)} + \varepsilon_1 \\ &\vdots \\ y_q &= \alpha_q \hat{\xi}^{(1)} + \varepsilon_{q1} \end{aligned} \quad (3.11)$$

Siendo:

$$Y = \eta\lambda + \varepsilon = Y\alpha\lambda + \varepsilon \quad (3.12)$$

Ya que:

$$\eta = Y\alpha \quad (3.13)$$

Por lo que:

$$\lambda' = \alpha \text{ puesto que } \alpha\lambda = 1 \quad (3.14)$$

5. El paso siguiente emplea los pesos estimados para establecer una combinación lineal de y_1, \dots, y_q como nueva estimación del valor de η .

$$\hat{\eta}^{(1)} = \sum_{k=1}^q \hat{\alpha}_k^{(1)} y_k \quad (3.15)$$

Este procedimiento continúa hasta que la diferencia entre iteraciones consecutivas sea extremadamente pequeña, de acuerdo con el criterio seleccionado por el investigador. Por ejemplo, el procedimiento podría pararse una vez que la diferencia de la media de las R^2 de todas las dimensiones de una iteración a la siguiente sea insignificante, por ejemplo 0,001, siendo éste el criterio de parada fijado por el investigador. Como paso final, se calcula el coeficiente de regresión simple β con los valores de los componentes de ξ y η .

3.2.4.2. MODELOS MULTIDIMENSIONALES

Tal como describen Wilson y Henseler (2007), para el análisis de los modelos multidimensionales mediante PLS, existen tres métodos:

1. Enfoque en dos pasos (Diamantopoulos y Winklhofer, 2001; Reinartz *et al.*, 2004): en este método se calcula el constructo multidimensional de segundo orden en dos pasos. En el primero, se eliminan el constructo de segundo orden y se calcula y se analiza el modelo dejando solamente las dimensiones de primer orden. Las relaciones que el constructo de segundo orden comparte con las demás dimensiones recaen sobre las dimensiones asociadas al constructo de segundo orden. En un segundo paso el modelo estará formado por los resultados obtenidos para las dimensiones como variables del constructo de segundo orden y se analizará el modelo completo. Este método tiene como ventaja el poder analizar constructos formativos de segundo orden, pero tiene la desventaja de que es necesario un modelo estructural más complejo, es decir, no se puede analizar de forma independiente el constructo de segundo orden.
2. Enfoque de componentes jerárquicos (Venaik, 1999; Wilson, 2010; Zhang *et al.*, 2006): en este método las dimensiones de primer orden están formados por sus variables y el constructo de segundo orden está formado por todas las variables que afectan a las dimensiones que lo forman. Este enfoque solo puede ser aplicado en modelo con indicadores reflectivos, y hay una desviación de las estimaciones del efecto percibido debido a la inclusión de las variables dos veces, ya que crea residuos correlacionados y convierte a las dimensiones exógenas en endógenas. Además, el número de variables de las dimensiones que forman el constructo de segundo orden debe ser el mismo.
3. Enfoque híbrido (Marsh *et al.*, 2006; Wilson y Henseler, 2007; Wold, 1982b): en este método se propone una mezcla de los anteriores, en él las variables se dividen de forma que la mitad formarán cada dimensión y la otra mitad

formarán el constructo de segundo orden, evitando así la repetición de variables. Este enfoque lo propusieron Wilson y Helsener (2007) para evitar los residuos correlacionados debido a la inclusión dos veces de la misma variable, como ocurría en el caso anterior, el número de variables de las dimensiones que forma el de segundo orden debe ser el mismo. Este método aún está en revisión y solamente se ha validado para modelos reflectivos.

Debido a las limitaciones de estas metodologías no es posible obtener el constructo privación global mediante éstas, a pesar de ser modelo multidimensional de segundo orden. En el modelo propuesto en esta investigación la privación se obtendría como constructo de segundo orden de forma independiente, por esto no es posible utilizar el enfoque en dos pasos. Por otro lado, las dimensiones que forman el constructo privación no tienen las mismas variables por lo que tampoco es posible la aplicación del enfoque de componentes jerárquicos ni la del enfoque híbrido.

3.2.4.3. *DEPURACIÓN DE VARIABLES O INDICADORES*

Previo a cualquier análisis del modelo causal es necesario constar que la escala de medida utilizada en las variables observables es válida para definir la dimensión correspondiente. Para ello es necesario evaluar la fiabilidad de la dimensión. Esto se puede analizar mediante diferentes metodologías: el Alpha de Cronbach y la correlación elemento-total; análisis factorial, que permite encontrar grupos homogéneos de variables a partir de un conjunto numeroso de estas; y, por último, el propio PLS, mediante el cual se puede realizar una depuración de ítems en base al criterio de comunalidad mínima.

La comunalidad de una variable (λ^2) es el porcentaje de varianza que es explicada por la dimensión correspondiente (Bollen, 1989), el resto corresponde a la varianza del error. Todas las variables que forman una dimensión deben tener una comunalidad mayor que 0,5, lo que implica que explican más el 50% de la varianza, es decir, la varianza compartida entre la dimensión y sus variables es mayor que la varianza del error (Barclay *et al.*, 1995; Carmines y Zeller, 1979; Chin, 1998a). Puesto que la

comunalidad mínima (λ^2) es 0,5, las cargas (λ), o correlaciones simples de las variables con su respectiva dimensión han de ser mayores de 0,707. Aquellas variables que no cumplan este criterio deben ser depurados.

Sin embargo, diversos investigadores opinan que esta regla empírica ($\lambda \geq 0,707$) no debería ser tan rígida en las etapas iniciales de desarrollo de las escalas de medida. Por lo tanto, solo es aconsejable eliminar las variables que no cumplan el criterio de comunalidad mínima cuando además afecten a los otros análisis de evaluación del modelo de medida que se describen a continuación (Barclay *et al.*, 1995; Chin, 1998a).

3.2.4.4. EVALUACIÓN DEL MODELO

Aunque los parámetros de los MEE se calculan al mismo tiempo, el modelo de medida y el estructural se analizan e interpretan en dos etapas (Barclay *et al.*, 1995): en primer lugar, se evalúa la fiabilidad y la validez del modelo de medida y en la segunda, se evalúa la validez del modelo estructural (Tabla 3).

Tabla 3: Resumen de medidas de evaluación de un modelo PLS

MEDIDAS DE ANÁLISIS	INTERVALO DE FIABILIDAD	REFERENCIAS
MODELO DE MEDIDA		
Indicadores Reflectivos		
Fiabilidad individual de la variable	$\lambda \geq 0,707$	(Barclay <i>et al.</i> , 1995; Carmines y Zeller, 1979; Chin, 1998a)
Fiabilidad de la escala	$\rho_c > 0,7$	(Fornell y Larcker, 1981; Nunnally, 1978; Werts <i>et al.</i> , 1974)
Validez convergente	AVE > 0,5	(Fornell y Larcker, 1981)
Validez discriminante	AVE > Correlación al cuadrado entre dos constructos	(Fornell y Larcker, 1981)
Indicadores Formativos		
Multicolinealidad	Índice de Condición < 30 Factor de Inflación de la Varianza < 3,3	(Diamantopoulos y Sigauw, 2006)
MODELO ESTRUCTURAL		
Varianza Explicada del modelo	$R^2 > 0,19$	(Chin, 1998b)
Coefficientes de regresión	$B > 0,1$ Contraste de hipótesis	(Chin, 1998b; Huber <i>et al.</i> , 2007)
Test de Stone-Geisser	$Q^2 > 0$	(Chin, 1998b)
Bondad de Ajuste	$Q^2 > 0,5$ Relevancia Predictiva GoF entre 0-1 cuanto mayor mejor	(Tenenhaus <i>et al.</i> , 2005)

Fuente: Elaboración propia

1. Evaluación del modelo de medida. De acuerdo con las directrices de validación de Straub *et al.* (2004) y Lewis *et al.* (2005), esto implica medir:

1.1. La fiabilidad individual del indicador o variable: evalúa si la variable pertenece a su dimensión correspondiente de forma significativa. Al igual que en el caso de la depuración de variables, se valora examinando las cargas (λ) o correlaciones simples de las variables con su respectivo constructo. Para aceptar a una variable como integrante de un constructo el valor de la fiabilidad individual de esa variable debe ser mayor de 0,707 (Barclay *et al.*, 1995; Carmines y Zeller, 1979; Chin, 1998a). Como se ha comentado en el apartado anterior, diversos investigadores defienden que esta regla empírica no debería ser tan rígida en las etapas iniciales de la investigación (Barclay *et al.*, 1995; Chin, 1998a).

1.2. La consistencia interna, fiabilidad de escala o fiabilidad de una dimensión: evalúa el rigor con el que se están midiendo las variables o indicadores de la misma. Esta prueba permite comprobar la consistencia interna de todas las variables al medir el mismo concepto. Una herramienta útil para medir consistencia interna es la fiabilidad compuesta (ρ_c) de la dimensión (Werts *et al.*, 1974).

$$\rho_c = \frac{(\sum \lambda_i)^2}{(\sum \lambda_i)^2 + \sum_i \text{var}(\varepsilon_i)} \quad (3.16)$$

Donde:

- λ_i es la carga estandarizada de la variable i .
- ε_i es el error de medida de la variable i .
- $\text{var}(\varepsilon_i) = 1 - \lambda_i^2$.

Como se puede deducir de la ecuación anterior, los valores límites serán 0 y 1, quedando los valores más cercanos a 1 como los más consistentes.

La mayoría de los autores sugieren 0,8 como nivel adecuado de fiabilidad compuesta, aunque se acepta 0,7 en etapas tempranas de investigación (Fornell y Larcker, 1981; Nunnally, 1978; Werts *et al.*, 1974).

- 1.3. La validez convergente: Esta medida refleja la proporción de varianza que una dimensión obtiene de sus variables con relación al porcentaje de varianza debida al error de medida. Por lo tanto, señala si las variables de una misma dimensión miden realmente este concepto y que porcentaje del mismo explican, es decir, qué porcentaje de varianza explicada del constructo recogen las variables. Cuando el porcentaje es alto las variables estarán altamente correlacionadas. La valoración de la validez convergente se realiza mediante la medida de la varianza extraída media (*Average Variance Extracted* o AVE) (Fornell y Larcker, 1981).

$$AVE = \frac{\sum \lambda_i^2}{\sum \lambda_i^2 + \sum_i var(\varepsilon_i)} \quad (3.17)$$

Donde:

- λ_i es la carga estandarizada de la variable i .
- ε_i es el error de medida de la variable i .
- $var(\varepsilon_i) = 1 - \lambda_i^2$.

La recomendación para que el modelo con el que se trabaja tenga validez convergente, es que la AVE sea mayor que 0,5, de esta forma se establece que más del 50% de la varianza de la dimensión es explicada por sus variables.

- 1.4. La validez discriminante: muestra las diferencias entre las dimensiones. Para que exista validez discriminante en una dimensión deben existir correlaciones débiles entre esta y otras dimensiones que midan fenómenos diferentes. Existen dos herramientas para medirla: la primera,

la propuso Fornell y Larcker (1981) y consiste en comparar la AVE de la dimensión con sus variables y la varianza compartida entre dimensión con las otras del modelo, es decir, la correlación al cuadrado entre dos dimensiones. Para que exista validez discriminante la AVE debe ser mayor que la correlación al cuadrado entre dos dimensiones; la segunda, es la matriz de cargas cruzadas donde se muestran las correlaciones de las variables con todas las dimensiones. Para que exista validez discriminante las correlaciones entre las dimensiones y sus variables, las cargas factoriales, deben ser mayores que las correlaciones entre la dimensión con las variables de las demás dimensiones o *cross-loadings* (cargas cruzadas).

- 1.5. La multicolinealidad: Cuando la dimensión está formada por indicadores formativos, los análisis de fiabilidad anteriores no son válidos. Estas dimensiones deben ser interpretadas en función de los pesos, que proporcionan información acerca de la composición e importancia relativa que tiene cada variable en la formación de la dimensión. (Chin, 1998b). No obstante, es necesario verificar que no exista una alta colinealidad entre las variables ya que podría dar problemas de redundancia (Diamantopoulos y Winklhofer, 2001; Mathieson *et al.*, 2001). Para la estimación de la multicolinealidad se puede utilizar el Índice de Condición que ha de mostrar valores menores de 30 o el Factor de Inflación de la Varianza (FIV) exigiéndose un nivel por debajo de 3,3 (Diamantopoulos y Siguaw, 2006).

2. Evaluación del modelo estructural, que incluye:

- 2.1. El cálculo de la varianza explicada por el modelo (R^2). Este indicador muestra que proporción de varianza de una dimensión es explicada por el modelo, es decir, por el resto de las dimensiones. El valor de R^2 se puede interpretar de forma similar que en las regresiones lineales. R^2 debe ser suficientemente alta para tener un nivel significativo de poder explicativo.

Chin (1998b) considera que los valores de $R^2 \geq 0,33$ podrían considerarse valores sustanciales, entre 0,19 y 0,33 estarían en la media y, por último, $<0,19$ indican que no habría poder predictivo.

2.2 La medición de los coeficientes o pesos de regresión estandarizados, coeficientes β o coeficientes *path* y sus pruebas de hipótesis. Estos coeficientes evalúan la relación entre las dimensiones. Algunos autores afirman que los coeficientes deben ser mayores de 0,1 para que la relación entre las dos dimensiones se considere relevante (Huber *et al.*, 2007). Sin embargo, Chin (1998b) defiende que deberían alcanzar al menos un valor de 0,2, y preferiblemente situarse por encima de 0,3. El contraste de hipótesis sobre la β se realiza utilizando técnicas no paramétricas de remuestreo como *Bootstrapping* y *Jackknife* (Chin, 1998b; Roldán y Sánchez-Franco, 2012). *Bootstrapping* es una técnica en la cual el conjunto de datos original del investigador es tratado como si fuera la población. En este caso, se crean N conjuntos de muestras con el fin de obtener N estimaciones de cada parámetro en el modelo PLS. Cada muestra es obtenida por muestreo con reemplazo del conjunto de datos original (normalmente hasta que el número de casos sea idéntico al conjunto muestral original) (Chin, 1998a). *Jackknife* es una técnica de inferencia que examina la variabilidad de los datos de la muestra en lugar de emplear suposiciones paramétricas (Chin, 1998a). Es una técnica para analizar el sesgo y el error estándar de una estimación (Efron y Tibshirani, 1994).

2.3. La medición de la redundancia de la validación cruzada o Test de Stone-Geisser (Q^2). Esta prueba permite la valoración del carácter predictivo del modelo. La redundancia de la validación cruzada (Q^2) debe tener valores mayores que cero, y para que el modelo tenga relevancia predictiva se recomiendan valores superiores a 0,5 (Chin, 1998b). La redundancia puede ser medida usando procesos *blindfolding*.

$$Q^2 = 1 - \frac{(\sum_D SSE_D)}{\sum_D SSO_D} \quad (3.18)$$

Donde:

- D es la distancia de omisión.
- SSE es la suma de los cuadrados de los errores de predicción.
- SSO es la suma de los cuadrados de las observaciones.

2.4. La medición de la bondad de ajuste o *Goodness of Fit (GoF)*. Este es un índice general de calidad para el modelo propuesto. Específicamente, el *GoF* es definido de la siguiente forma (Esposito Vinzi *et al.*, 2008):

$$GoF = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^J \sum_{q=1}^{p_j} Cor^2(x_{qj}, \hat{\xi}_j)}{\sum_{j=1}^J p_j} \times \frac{\sum_{j^*=1}^{J^*} R^2(\hat{\xi}_{j^*}, \{\hat{\xi}'_s \text{ explicando } \hat{\xi}_{j^*}\})}{J^*}} \quad (3.19)$$

Donde:

- J es el número de dimensiones.
- $J^* < J$ son las dimensiones endógenas.
- $Cor(x_{qj}, \hat{\xi}_j)$ es la correlación entre el indicador reflectivo q -ésimo del j -ésima dimensión y el valor de la dimensión j -ésima.
- $R^2(\hat{\xi}_{j^*}, \{\hat{\xi}'_s \text{ explicando } \hat{\xi}_{j^*}\})$ es el valor R^2 que vincula la dimensión endógena j^* éxima con sus dimensiones explicativas.

Esposito Vinzi *et al.*(2008) explican que el término situado a la izquierda dentro de la raíz (3.19) representa la capacidad predictiva del modelo de medida, es decir, el índice de comunalidad; el termino situado a la derecha dentro de la raíz (3.19) muestra la capacidad predictiva del

modelo estructural, es decir la media de la R^2 . De esta forma GoF se podría simplificar de la siguiente manera:

$$GoF = \sqrt{AVE \times R^2} \quad (3.20)$$

GoF varía entre 0 y 1, y cuanto mayor es el valor, mejor será la calidad del modelo (Tenenhaus *et al.*, 2005).

La utilidad del GoF ha sido muy discutida y los autores no terminan de llegar a un acuerdo sobre el mismo, ya que tiene una serie de problemas (Esposito Vinzi *et al.*, 2010). El primero, es la inadecuación para los modelos formativos, puesto que en estos no se intentan explicar las variables, por lo que no es apropiado utilizar su comunalidad, a pesar de que sea posible su obtención (Esposito Vinzi *et al.*, 2010). El segundo, es que tiene problemas en los modelos donde las dimensiones vienen definidas por pocas variables (Esposito Vinzi *et al.*, 2010). Y, por último, es muy sensible a la sobrestimación de las relaciones estructurales, ya que esta sobrestimación afecta a la medida R^2 influyendo a través de esta en el GoF .

Aunque es una medición que indica el grado de consecución del objetivo de maximización de la variabilidad explicada, no permite validar el ajuste del modelo, es decir, un GoF alto indica un buen modelo pero que sea mayor que otro no implica que sea un modelo mejor. Hasta el momento los autores coinciden en su utilidad para la comparación de modelos alternativos, donde se cambien las variables de las dimensiones (Henseler y Sarstedt, 2012) o para comparación de modelos entre grupos (Sarstedt *et al.*, 2011).

3.2.5. ANÁLISIS FACTORIAL

Una vez obtenidas las dimensiones y estudiadas sus relaciones, es importante obtener un índice global para el constructo privación que recoja y simplifique la información de cada dimensión, para su elaboración se ha seleccionado el análisis factorial confirmatorio como técnica de reducción de dimensiones.

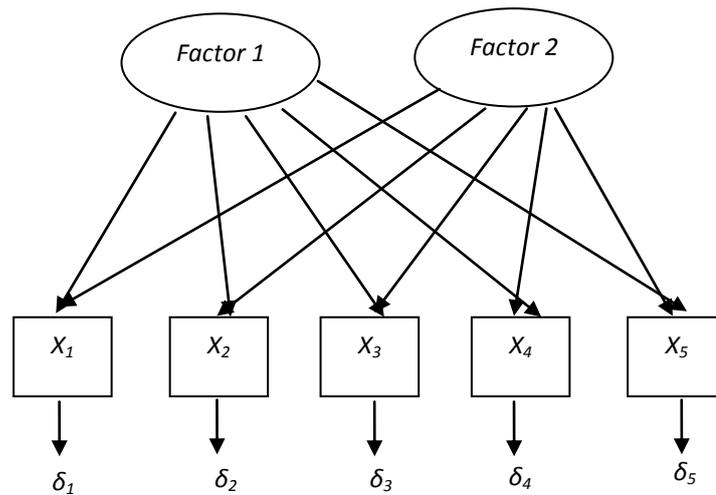
3.2.5.1. PRINCIPIOS BÁSICOS

Análisis factorial es una técnica de reducción de la dimensionalidad de los datos usada para explicar las correlaciones entre las variables observadas en términos de un número menor de variables no observadas llamadas factores. Su principal función es encontrar el número mínimo de dimensiones o factores capaces de explicar el máximo de información contenida en los datos. Las variables observadas se modelan como combinaciones lineales de factores más las expresiones de error.

El análisis factorial surge impulsado por el interés de Kart Spearman (1904) en comprender las dimensiones de la inteligencia humana; en un inicio se desarrolló lo que posteriormente se conoce como análisis factorial exploratorio y no fue hasta los años sesenta cuando se desarrolló el análisis factorial confirmatorio (Jöreskog, 1973). Existen, por tanto, dos modalidades de análisis factorial: exploratorio y confirmatorio.

- El análisis factorial exploratorio (Figura 4), que no requiere hipótesis sobre cómo están relacionados las variables de un factor determinado, e incluso el número de factores, es decir, todas las variables están relacionadas con todos los factores (Kline, 2004).

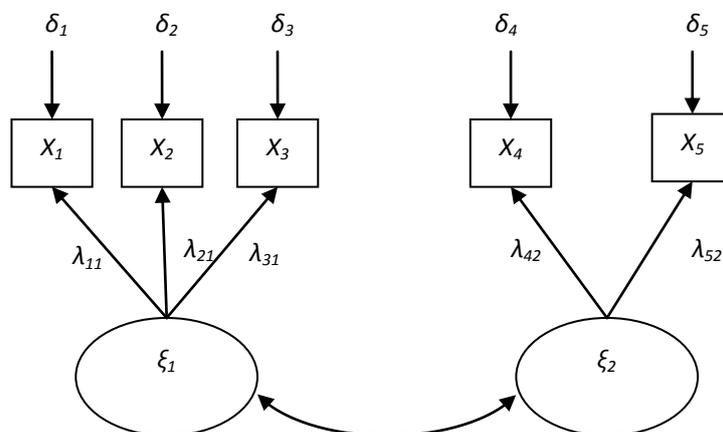
Figura 4: Análisis Factorial Exploratorio



Fuente: Elaboración propia

- El análisis factorial confirmatorio (Figura 4), que analiza las medidas *a priori* del modelo, en donde el número de factores y su correspondencia con las variables son especificadas explícitamente de acuerdo con consideraciones teóricas (Kline, 2004), lo que permite confirmar el modelo propuesto.

Figura 5: Análisis Factorial Confirmatorio



Fuente: Elaboración propia

3.2.5.2. ANALISIS FACTORIAL CONFIRMATORIO

3.2.5.2.1. PRINCIPIOS BÁSICOS

Este método busca maximizar la varianza explicada, además de implicar variables aleatorias para modelar los errores. Su objetivo es el ajuste de cargas, permitiendo posteriormente medir la calidad del ajuste. Este método tiene las siguientes características: los factores pueden estar correlacionados o no; no todos los factores comunes afectan a todas las variables; en las variables observadas se tiene en cuenta el posible error de medida asociado y algunos términos de error pueden estar relacionados.

Basándonos en la Figura 5 la estructura de las ecuaciones para el análisis factorial confirmatorio se indican a continuación:

$$X = \Lambda_x \xi + \delta \quad (3.21)$$

- X es el vector de $q \times 1$ de variables observadas.
- Λ_x es la matriz de $q \times n$ de coeficientes.
- ξ es el vector de $n \times 1$ de las dimensiones o factores.
- δ es el vector de $q \times 1$ de errores.

Desarrollando la ecuación

$$X_i = \lambda_{i1} \xi_1 + \delta_i \quad \text{para } i = 1,2,3 \quad (3.22)$$

$$X_j = \lambda_{i2} \xi_2 + \delta_j \quad \text{para } j = 4,5 \quad (3.23)$$

$$\begin{bmatrix} X_1 \\ X_2 \\ X_3 \\ X_4 \\ X_5 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \lambda_{11} & 0 \\ \lambda_{21} & 0 \\ \lambda_{31} & 0 \\ 0 & \lambda_{42} \\ 0 & \lambda_{52} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \xi_1 \\ \xi_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \delta_1 \\ \delta_2 \\ \delta_3 \\ \delta_4 \\ \delta_5 \end{bmatrix} \quad (3.24)$$

Los coeficientes que conforman la matriz Λ_x , indican la relación de los factores con las variables observadas.

Se deberá incluir el mayor número posible de variables para cada factor, siempre que esto no genere problemas en la estimación. La mayoría de los autores sugieren, en el enfoque basado en covarianzas, al menos tres variables por factor, especialmente si el tamaño de la muestra es pequeño (Kline, 2004).

Como método de estimación del análisis factorial confirmatorio se comenzó utilizando el de máxima verosimilitud, pero esta metodología requiere una serie de supuestos como son: normalidad multivariada de las variables endógenas, independencia en las observaciones, independencia entre las variables exógenas y los errores, así como una correcta especificación del modelo. Por estos motivos se sustituyó por Mínimos Cuadrados Generalizados (*Generalized Least Squares* o GLS) y por Distribución Asintótica Libre (*Asymptotic Distribution Free* o ADF) (Fernández Alarcón, 2004).

3.2.5.2.2. EVALUACIÓN DEL AJUSTE DEL MODELO

Una de las características destacadas de estos modelos es su capacidad de evaluar el ajuste. Al igual que en el caso del PLS, el modelo de medida y el estructural se analizan e interpretan en dos etapas: en primer lugar, la evaluación de la fiabilidad y la validez del modelo de medida y en segundo lugar, la evaluación de la validez del modelo estructural (Tabla 4).

Tabla 4: Resumen de medidas de evaluación de un modelo de análisis confirmatorio

MEDIDAS DE ANÁLISIS	INTERVALO DE FIABILIDAD	REFERENCIAS
MODELO DE MEDIDA		
Fiabilidad individual de la variable	$R^2 > 0,5$	(Kline, 2004)
Validez convergente	$\lambda \geq 0,707$	(Carmines y Zeller, 1979)
Fiabilidad del constructos	$AVE > 0,5$ $\rho_c > 0,7$	(Hair <i>et al.</i> , 1998)
MODELO ESTRUCTURAL		
Razón de verosimilitud	$\chi^2 p < 0,05$	(Kline, 2004)
Raíz de la media cuadrática del error de aproximación	RMSEA $< 0,1$	(Kline, 2004)
Raíz de la media cuadrática estandarizada de los residuos	SMRS $< 0,08$	(Hu y Bentler, 1999)
Índice de ajuste comparativo	CFI $> 0,9$	Steiger, 2007
Índice de Bondad de Ajuste	GIF $> 0,9$	Jöreskog-Sörbom 1984

Fuente: Elaboración propia

1. Modelo de medida: como medidas de ajuste en este modelo hay que tener en cuenta:

1.1. La fiabilidad individual del ítem: evalúa si la variable pertenece a su variable latente correspondiente de forma significativa. Se valora en función de los valores de R^2 para esa variable. Estos valores han de ser mayores de 0,5 y significativos. Aunque al igual que ocurría en PLS es un índice que nos muestra la importancia del ítem dentro del constructo final, por lo que si un valor es un poco menor que 0,5, mientras no afecte a la fiabilidad del modelo de medida, es aceptable.

1.2. La validez convergente (λ): grado en el que un conjunto de variables representan un mismo concepto, estará garantizada si las cargas factoriales estandarizadas son elevadas y significativas, el intervalo de confianza aceptado es similar al aplicado en PLS.

1.3 La fiabilidad del constructo: es el grado de consistencia entre las múltiples medidas de un constructo, y se puede estimar a partir de la consistencia interna de la escala. La analizamos a través de la fiabilidad compuesta (ρ_c) y la varianza extraída (AVE) (Hair *et al.*, 1998). Los intervalos de confianza son los mismos descritos anteriormente para PLS.

2. Modelo estructural: Para la medición de la calidad del mismo existen distintas mediciones, en general no hay un acuerdo sobre cuáles son las más adecuadas, por lo que en función de los objetivos perseguidos se suelen aceptar distintas combinaciones de las mismas. Existen dos tipos de medidas: las absolutas, que evalúan el ajuste de la matriz de correlación observada a la esperada; las relativas o de ajuste incremental, que compara el ajuste del modelo propuesto con un modelo base especificado *a priori* por el investigador; normalmente el modelo base suele referirse al modelo independencia, en el que no hay relaciones entre los datos, o al modelo saturado, de ajuste perfecto.

Kline (2004) recomienda las siguientes medidas de calidad:

2.1. El χ^2 del modelo es la estadística de la razón de verosimilitud, la cual sigue una distribución asintótica χ^2 , esta es una medida absoluta.

$$\chi^2 = (n - 1)F \quad (3.25)$$

Donde:

- n es el tamaño de la muestra.
- F es la función de discrepancia.

Los grados de libertad de la distribución se calculan a partir de la siguiente fórmula:

$$gl = \frac{[(p + q)(p + q + 1)]}{2} - t \quad (3.26)$$

- p el número de variables endógenas.
- q el número de variables exógenas.
- t el número de parámetros libres en el modelo.

Esta prueba permite evaluar el grado de semejanza entre las matrices S y $\Sigma(\hat{\theta})$, por lo que el aumento del valor de χ^2 implica menor semejanza de las matrices y por lo tanto, un peor ajuste. Debido a que este indicador depende del tamaño muestral un incremento en este aumenta la probabilidad de rechazar un modelo aún cuando las diferencias entre las matrices sean triviales.

Normalmente se considera un buen ajuste cuando el valor χ^2 obtenido tiene un nivel de significancia menor que 0,05, pero debido a su sensibilidad a los tamaños de población grandes y a la falta de normalidad multivariante de las variables, son necesarios otros tipos de medidas complementarias de valoración de la calidad de ajuste.

2.2. La raíz de la media cuadrática del error de aproximación o *Root Mean Square Error of Approximation* (RMSEA) es un índice de parsimonia ajustado y también es una medida absoluta. Dados dos modelos con similar poder explicativo de los datos, se elige el modelo más simple. Es el promedio de los residuos que se obtiene cuando se compara la matriz de correlaciones de la muestra y la del modelo estimado de la población. RMSEA se aproxima a una distribución χ^2 no central, por lo que no requiere una hipótesis nula correcta. La hipótesis nula de esta prueba es que el ajuste del modelo a los datos no es perfecto. Indicadores con valores cercanos a cero muestran un buen ajuste; mientras mayor es el indicador peor es el ajuste del modelo. El modelo es considerado bueno si el RMSEA es menor o igual que 0,07 (Steiger, 2007).

$$RMSEA = \sqrt{\frac{F_0}{gl}} \quad (3.27)$$

Donde:

- $F_0 = \max \left[\frac{(N-1)F - gl}{N-1}, 0 \right]$
- F es la función de discrepancia.

Para este índice se obtienen intervalos de confianza del 90%. Se recomienda que el límite superior de dicho intervalo sea menor que 0,1.

2.3. La raíz de la media cuadrática estandarizada de los residuos o *Standardized Root Mean Square Residual* (SMRS), es otra medida absoluta para valorar el grado de ajuste del modelo. La estandarización de los residuos es una interpretación objetiva, ya que se elimina el efecto producido por la escala de las variables observadas. Un ajuste perfecto mostrará residuos iguales a cero, por lo que el incremento de los residuos indica un empeoramiento en el ajuste del modelo. Valores de SRMR menores de 0,08 son generalmente considerados favorables (Hu y Bentler, 1999).

2.4. Índice de Bondad de Ajuste (*Goodness-of-Fit Index* o GFI)(Jöreskog y Sörbom, 1986).

$$GFI = 1 - \frac{\hat{F}}{\hat{F}_0} \quad (3.28)$$

Dónde:

- \hat{F} es el mínimo de la función de discrepancia.

- \widehat{F}_0 es el valor de dicha función cuando todos los parámetros del modelo se hacen igual a cero.

GFI varía de 0 a 1. Un valor de 1 significaría que el modelo ajusta perfectamente. Aunque en teoría pueden obtenerse valores negativos, éstos no tendrían sentido. El índice GFI se relaciona con el error cometido al reproducir la matriz de varianzas y covarianzas. Por convención, debe ser mayor o igual a 0,90 para aceptar el modelo.

2.5. El índice de ajuste comparativo de Bentler (1990) más conocido como *Comparative Fit Index* (CFI), es una medida relativa.

Con este indicador se evalúa la mejora relativa en el ajuste del modelo propuesto comparado con un modelo independiente, es decir, un modelo en el cual se asume que las covarianzas poblacionales entre las variables observadas son iguales a cero o lo que es lo mismo las variables no están correlacionadas.

$$CFI = 1 - \frac{\max(\chi_M^2 - gl_M)}{\max(\chi_B^2 - gl_B)} \quad (3.29)$$

Donde:

- $\chi_M^2 - gl_M$ estiman el grado de especificación incorrecta en el modelo del investigador.
- $\chi_B^2 - gl_B$ se refiere al modelo en el que se supone independencia total de las variables.

Este último valor es frecuentemente mayor que el del modelo estimado. Para que χ_M^2 sea mayor que χ_B^2 se requiere que el modelo del investigador supere al modelo base o independiente, de otra manera no

hay razón para preferir el modelo propuesto (Kline, 2004); para ello, esta medida debería ser mayor que 0,9.

Por último, Hu y Bentler (1999) proponen una serie de combinaciones de dos índices para validar el ajuste del modelo destacando la combinación CFI mayor que 0,96 y SRMR menor que 0,09 como una de las más utilizadas.

3.3. ANALISIS ESPACIAL DE DATOS

Como ya se ha comentado, es importante que los estudios de indicadores tengan en cuenta el entorno geográfico estudiado para permitir la identificación (García-Alonso *et al.*, 2011) y, en su caso, la adecuación de las actuaciones en aquellas zonas donde se detecten determinadas carencias. Para ello es necesario trabajar con datos espaciales, es decir, aquellos que se recopilan en el territorio y, por tanto, tienen una localización geográfica conocida (Haining, 1993). Lo que distingue a estos datos de los demás es que poseen una ubicación en el espacio y que puedan manifestar relaciones espaciales entre ellos. Estos datos se analizan con técnicas concretas, agrupadas en los que se denomina análisis espacial de datos, que se emplean cuando se considera importante para la interpretación de un fenómeno tanto la localización como las potenciales relaciones espaciales de las variables.

Este tipo de técnicas no empezaron a desarrollarse hasta que Paelinck, en los años setenta del siglo pasado, publicó su monografía sobre Econometría Espacial (Paelinck y Klaassen, 1979), metodología en la que se consideraban los efectos espaciales en los análisis urbanos y regionales, siendo el precursor de esta nueva disciplina. En las últimas décadas, estos estudios se han visto facilitados e impulsados con el desarrollo y la utilización de métodos geoestadísticos y de los Sistemas de Información Geográfica (SIG), impulsados por la disponibilidad de datos espaciales y de cartografía digital (Griffiths, 2011). El desarrollo del análisis espacial de datos ha sido tan extenso que ha alcanzado a todo tipo de disciplinas, por ejemplo, las ciencias sociales y las económicas o la medicina (García-Alonso *et al.*, 2011, 2010; Moreno *et al.*, 2008; Salinas-Pérez *et al.*, 2012).

Uno de los análisis más utilizados es el de patrones espaciales en la distribución de los datos en el espacio geográfico (Shekhar *et al.*, 2011). Este tipo de técnicas estudia si existen agrupaciones espaciales (*spatial clusterings*) de valores similares o disímiles de una o varias variables (autocorrelación espacial y correlación espacial multivariante respectivamente) (Salinas-Pérez, 2012). Para ello estudian la dependencia espacial que señala la existencia de relaciones entre variables provocadas por su localización y distribución en el espacio geográfico. Las concentraciones espaciales de valores semejantes, normalmente aquellos que sean significativamente altos o bajos, indicarían la existencia de dependencia espacial positiva (concentración), en cambio, si se agrupan valores significativamente diferentes en el mismo área, la dependencia espacial sería negativa (dispersión).

Los métodos utilizados para analizar clústeres o concentraciones significativas de fenómenos en el espacio son muy diversos (Auchincloss *et al.*, 2012), uno de los más conocidos es el de autocorrelación espacial. Hubert *et al.* (1981) la define de la siguiente forma: *Dado un conjunto S que contiene n unidades geográficas, la autocorrelación espacial se refiere a la relación entre algunas variables observadas en cada una de las localidades n y una medida de la proximidad geográfica definida para todo n (n-1) pares seleccionados de S.*

Por lo tanto, estos métodos detectan la existencia de dependencia espacial a nivel univariante y se clasifican en globales o locales. Los primeros analizan toda el área de estudio buscando dependencia espacial en el conjunto de observaciones, es decir, estos métodos proporcionan un resumen estadístico único que describe el grado de agrupamiento en la pauta asignada. El valor de la estadística indica si existe un patrón agrupado, al azar o disperso, siendo la hipótesis nula la aleatoriedad de la distribución de los datos de la variable. Los métodos locales se centran en la identificación de las localizaciones concretas de las agrupaciones o clústeres; en los estudios de análisis espacial se utilizan normalmente ambos.

Los métodos de autocorrelación espacial global más conocidos son los índices de la *I* de Moran (Moran, 1948), la *C* de Geary (Geary, 1954) y la *G* de Getis & Ord (Getis y

Ord, 1992). La expresión matemática del índice global de detección de patrones la I de Moran es la siguiente:

$$I = \frac{n}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{i,j}} \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{i,j} (x_i - \bar{x})(x_j - \bar{x})}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \quad (3.30)$$

Donde:

- x_i y x_j son los valores de la variable x en las localizaciones i y j .
- \bar{x} es la media de los valores de la variables x .
- W_{ij} representa los pesos espaciales entre pares de localizaciones (i y j).

Un valor positivo y significativo de I indica dependencia espacial positiva (valores similares), un valor negativo y significativo indica dependencia espacial negativa (valores diferentes) y los valores en torno a 0 ó no significativos indican aleatoriedad en la distribución espacial de los valores de la variable indicada.

Los métodos locales, denominados Índices Locales de Asociación Espacial (*Local Indicators of Spatial Association*), surgieron posteriormente. Los más conocidos proceden de la adaptación de los índices globales de Moran y Geary (Anselin, 1995) y Getis & Ord (Ord y Getis, 1995). Las relaciones espaciales son consideradas en los diferentes índices mediante una matriz de pesos espaciales o distancias (W) que recoge las relaciones por pares de observaciones o unidades espaciales a partir de la distancia geográfica o la vecindad (Salinas-Pérez, 2012). El índice de la G^* de Getis y Ord local es una adaptación del índice global de los mismos autores para conocer la aportación de cada observación a la dependencia espacial de toda la muestra. Su expresión sería la siguiente:

$$G_i^* = \frac{\sum_{j=1}^n w_{ij} x_j}{\sum_{j=1}^n x_j} \quad (3.31)$$

Donde:

- x_j es el valor de la variable x en cualquier localización incluida la unidad espacial i
- W_{ij} representa la matriz de pesos espaciales

Si el valor de G_i^* es positivo y significativo indica que existen agrupaciones espaciales con valores altos en torno a la unidad espacial i , en cambio cuando su valor es bajo y significativo indica valores bajos en torno a la unidad espacial. Este índice no informa sobre dependencia espacial negativa.

El valor de la z (zG_i^*) muestra si la significación de la prueba es suficiente para descartar la hipótesis nula de aleatoriedad, son medidas de desviación estándar y se ajustan a una distribución normal estándar. El valor z se extrae de la siguiente operación:

$$zG_i^* = \frac{G_i^* - E(G_i^*)}{\sqrt{v(G_i^*)}} \quad (3.32)$$

Donde:

- G_i^* es el valor de la G de Getis y Ord en la unidad espacial x_i .
- $E(G_i^*)$ es el valor esperado de G_i^* .
- $V(G_i^*)$ es la varianza de G_i^* .

Así, asumiendo que todas las permutaciones de valores en cualquier localización son igualmente probables, tenemos:

$$E(G_i^*) = \frac{w_i}{n-1} \quad (3.33)$$

(3.34)

$$V(G_i^*) = \frac{w_i(n - w_i)\sigma^2}{n^2(n - 1)\bar{x}^2}$$

Donde:

- σ^2 es la varianza.
- \bar{x} es la media de los valores observados.

Las unidades espaciales con valores G_i^* significativos (0,01) serán aquellas con un $z \geq 2,58$ o $z \leq -2,58$. Las unidades espaciales cuyas G_i^* sean significativas con valores $z \geq 2,58$ son indicativos de agrupaciones de unidades espaciales próximas con un valor de la variable estadísticamente significativo alto (*hot spot*) y aquellas unidades espaciales cuyas G_i^* sean significativas con valores $z \leq -2,58$ son indicativos de agrupaciones de unidades espaciales próximas con un valor de la variable estadísticamente significativo bajo (*cold spot*) (Kidner *et al.*, 2004).

3.4. PROPUESTA PARA EL DISEÑO DE UN INDICE DE PRIVACIÓN MULTIDIMENSIONAL

La unidad de análisis serán los 770 municipios de Andalucía y las variables observables o indicadores propuesto se obtienen del Censo de Población y Vivienda de 2001 (Instituto Nacional de Estadística, 2007) y de los datos municipales del Sistema de Información Multiterritorial de Andalucía para el año 2001 (Instituto de Estadística y Cartografía de Andalucía, 2007).

Las variables y dimensiones iniciales, como ya se ha comentado, se basan en los índices multidimensionales del Reino Unido (McLennan *et al.*, 2011; National Statistic, 2012; Northern Ireland Statistics and Research Agency, 2011; Welsh Government, 2011), de forma que siempre que se ha podido se han utilizado las mismas variables y dimensiones y en los casos en los que no existía dicha variable se han buscado variables proxy aceptadas en la literatura.

Se propone un índice de privación multidimensional obtenido mediante ecuaciones estructurales en dos pasos. Como primer paso del estudio se diseña un modelo axiomático causal que permite la construcción del índice basándonos en la Teoría de la Causalidad (Pearl, 2009). El producto de esta fase será un modelo conceptual (basado en el conocimiento experto) que establecerá las relaciones causa-efecto entre las distintas dimensiones que influyen en la privación, así como sus variables.

Se realizará un análisis preliminar de depuración de ítems, mediante la técnica PLS, eliminándose sólo aquellos que afecten negativamente al modelo de medida, obteniendo así el modelo final. Después, este modelo final se analizará mediante PLS para evaluar su validez y fiabilidad. De esta forma se pueden analizar la relevancia de las relaciones causales entre las dimensiones, cosa que no sería posible si se obtuviera directamente mediante un modelo factorial de segundo orden.

Se ha escogido el método PLS porque permite un acercamiento más adecuado a la obtención del índice de privación, ya que es un método flexible con un carácter predictivo, que maximiza la varianza explicada de todas las dimensiones (Reinartz *et al.*, 2009). El PLS permite analizar dimensiones y sus relaciones, es muy versátil en la elección de las variables y tiene la naturaleza exploratoria necesaria para las primeras etapas de obtención de índices como la de privación (Barclay *et al.*, 1995; Wold, 1980).

En el segundo paso se realiza una reducción de dimensiones para obtener el índice global para el constructo privación mediante análisis factorial confirmatorio. Para poder analizar si el efecto cancelación entre dimensiones es muy relevante se obtienen dos índices globales con esta metodología, en el primero las dimensiones están normalizadas y en el segundo transformadas exponencialmente. Una vez obtenidos ambos índices se comparan para ver cuál es el que mejor define la privación en Andalucía.

Por último, a los resultados obtenidos de las dimensiones y de los índices globales finales se les aplicará la *I* de Moran, para detectar la existencia de dependencias

espaciales entre las distintas variables. A continuación, se les aplicara el índice local G^* de Getis & Ord, para la obtención de los *hot* y los *cold spot* de los índices correspondientes.

IV. MODELO CONCEPTUAL

4.1. CONSIDERACIONES INICIALES

De acuerdo con el marco teórico, las características del modelo causal para el constructo privación son: i) el índice de privación es multidimensional, por lo que puede ser descrito por un conjunto de dimensiones (Communities and Local Government, 2000; Layte *et al.*, 2001; Whelan *et al.*, 2002); ii) cada dimensión puede ser definida por un conjunto de variables observables e independientes, la relevancia de cada una de éstas en la dimensión puede variar (Noble *et al.*, 2005); por último, iii) todas las dimensiones están relacionadas entre sí, pero la relevancia de cada relación también puede variar (Domínguez-Berjón *et al.*, 2001; Noble *et al.*, 2005).

La estructura final del modelo causal depende del conocimiento experto, de la situación espacial y de la temporal. Esto significa que la selección de las variables de las dimensiones y la existencia de relaciones específicas pueden ser diferentes según las condiciones socioeconómicas y culturales, los lugares o los momentos de estudio. El modelo teórico causal (todas las variables y todas las relaciones) es estable, pero una relevancia igual a cero implicaría que la variable o relación no existe para algunas condiciones específicas.

4.2. DIMENSIONES Y VARIABLES

4.2.1. DIMENSIONES

1. Acceso a servicios básicos: esta dimensión recoge el grado de acceso a los servicios relevantes para la vida cotidiana de las personas, especialmente en las zonas rurales, pero también en las zonas urbanas poco atendidas (Noble *et al.*, 2005). Existen una serie de servicios básicos necesarios en la vida diaria como pueden ser centros educativos, centros de atención primaria o supermercados. Sin embargo, existen otra serie de servicios que son fundamentales pero solo son necesarios de forma puntual, tales como hospitales, centros comerciales o administraciones públicas. Estos últimos

suelen ser más especializados, requieren instalaciones más complejas y costosas y su acceso es más limitado que en el caso anterior. Estas diferencias en la necesidad de uso también se han reflejado en las variables que forman la dimensión.

2. Educación: se puede considerar que la educación es básica para evitar la privación y la exclusión (Barro, 1998; Ray, 1998; Sen y Harlem Brundtland, 1999). La educación es un fuerte determinante del empleo (o al menos del primer puesto laboral) y de la renta, por lo tanto, su ausencia indica privación material, pero a su vez también es un indicador de privación social puesto que impide el desarrollo de las habilidades que favorecen la comunicación y la promoción del individuo dentro de los condicionantes de la sociedad a la que pertenece (Domínguez-Berjón *et al.*, 2001; Galobardes *et al.*, 2006a). Por todos estos motivos, esta es la dimensión raíz del modelo conceptual propuesto, y es el único constructo exógeno.
3. Empleo: El desempleo refleja la falta de ingresos y recursos materiales y es una dimensión tanto de privación material como social (Campbell *et al.*, 1991). Además, cada vez son más frecuentes las formas de empleo precario que comparten las características del desempleo (Dooley *et al.*, 1996). Por otro lado, el tipo de ocupación condiciona los distintos riesgos laborales, tanto físicos como psicológicos, a los que el individuo está expuesto (Galobardes *et al.*, 2006a, 2006b). Es por ello, que esta dimensión pretende recoger las personas que quieren trabajar pero no pueden hacerlo a causa del desempleo o de la enfermedad, así como los que trabajan en condiciones precarias, por lo tanto, trata de medir la exclusión desde el mundo del trabajo.
4. Ingresos: son una dimensión básica en la privación (World Bank, 2000), ya que tal como definió la Comisión Europea, aquellos individuos con unos ingresos por debajo de un umbral mínimo quedan excluidos de una forma aceptable de vida en la sociedad en la que viven (1984). Además, Berthoud y

Bryan (2011) demostraron que existe clara relación entre los bajos ingresos prolongados en el tiempo y la privación. Por lo tanto, esta dimensión pretende recoger los bajos ingresos como fuente de privación esencial.

5. Vivienda: Este es un indicador de falta de ingresos de forma continuada y además puede reflejar privación socioeconómica por exposición a condiciones precarias, tanto dentro como fuera de la propia vivienda, que pueden derivar en otro tipo de privaciones (Domínguez-Berjón *et al.*, 2001), como por ejemplo en privación en salud (Sampson *et al.*, 2002; Welte *et al.*, 2004). Esta dimensión pretende identificar la proporción de personas que no viven en un alojamiento adecuado a sus necesidades, ya sea porque no es seguro o porque no tiene las condiciones de salubridad adecuadas, por ejemplo, falta de aseo, etc. El ejemplo más extremo de la privación en esta dimensión es la falta de vivienda.
6. Salud: Si bien esta dimensión está estrechamente relacionada con otros aspectos de la privación, es también un indicador importante de la misma por derecho propio, como se refleja en la cantidad de recursos que los gobiernos utilizan para su mejora (Noble *et al.*, 2005). Esta dimensión pretende resumir el estado de salud de la población en las diferentes unidades espaciales. Para ello, es necesario incorporar medidas que reflejan el riesgo de muerte prematura, el grado en que una enfermedad crónica o discapacidad deteriora la calidad de vida y como la menor capacidad de recursos sanitarios en un área puede influir en la privación en salud.

Los índices del Reino Unido también consideran la dimensión seguridad del vecindario (McLennan *et al.*, 2011; National Statistic, 2012; Northern Ireland Statistics and Research Agency, 2011; Welsh Government, 2011) y, en algunos de ellos, la calidad medioambiental (National Statistic, 2012). En el entorno socioeconómico estudiado se ha considerado apropiado incluir estos aspectos como variables dentro de otras dimensiones como vivienda y salud y no como dimensiones.

Una vez descritas las dimensiones, en la Tabla 5 se muestra el carácter exógeno (ξ) o endógeno (η) de cada una de ellas.

Tabla 5: Dimensiones seleccionadas

TIPOLOGÍA	DIMENSIÓN	NOMENCLATURA
Exógeno	Educación	ξ_1
	Empleo	η_2
	Ingresos	η_3
Endógeno	Vivienda	η_4
	Acceso a Servicios Básicos	η_5
	Salud	η_6

Fuente: Elaboración propia

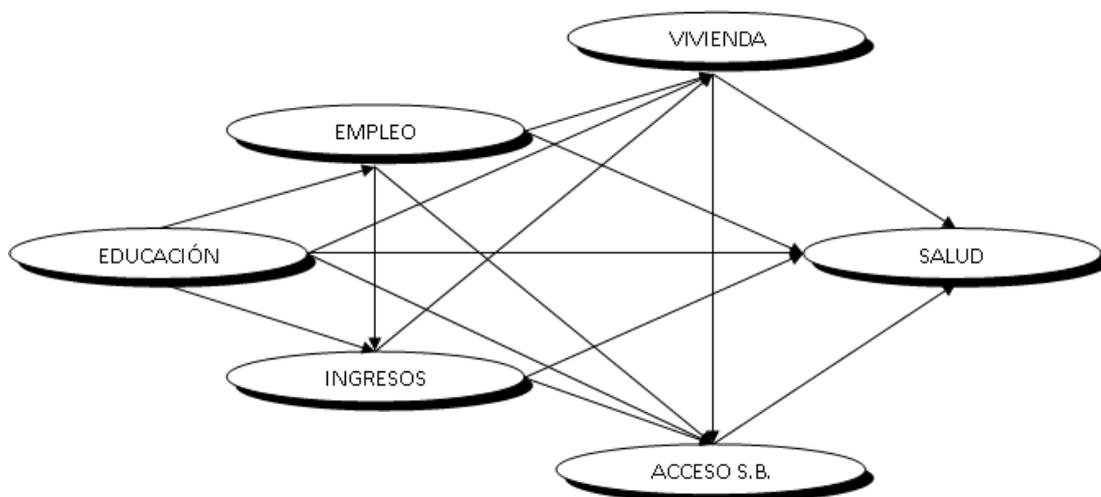
Las relaciones consideradas en el modelo causal están basadas en la literatura existente así como en el conocimiento experto (Figura 6):

- La dimensión educación está directamente relacionada con el empleo, los ingresos y la salud (Domínguez-Berjón *et al.*, 2001; Galobardes *et al.*, 2006a) e indirectamente con acceso a servicios básicos y vivienda. Como se ha dicho al describirlo, la educación es esencial (Barro, 1998; Ray, 1998; Sen y Harlem Brundtland, 1999) puesto que se considera que es donde comienza la privación y es la dimensión raíz en el modelo propuesto.
- El empleo es causa directa de la privación de los ingresos, del acceso a servicios básicos, de la vivienda (Campbell *et al.*, 1991) y de la salud (Galobardes *et al.*, 2006a, 2006b). La privación en empleo, lógicamente, está muy relacionada con la falta de ingresos, cuando el individuo se encuentra privado de empleo sus ingresos se ven directamente afectados, si esta situación, además, se alarga en el tiempo la precariedad es cada vez mayor, influyendo en otras dimensiones, como por ejemplo la vivienda y la salud.
- Los ingresos contribuyen a la privación del acceso a servicios básicos, de la salud y de la vivienda (Noble *et al.*, 2005). Los ingresos son fuente de privación por si mismos puesto que excluyen a los individuos de una forma aceptable de vida y esta privación a su vez provoca el aumento de la privación en otras dimensiones, tales como salud, servicios básicos o

vivienda. Por ejemplo, las personas con privación en ingresos deben escoger barrios baratos para vivir, lo cual, normalmente, implica peores servicios en el vecindario y viviendas con instalaciones poco adecuadas.

- La dimensión de la vivienda está directamente relacionada con acceso a servicios básicos y salud (Sampson *et al.*, 2002; Welte *et al.*, 2004). En esta dimensión se analiza la falta de un alojamiento adecuado, lo cual afecta directamente a la privación en salud y suele estar relacionado con la falta de servicios básicos e instalaciones adecuadas en el vecindario.
- El acceso a servicios básicos es causa directa de la privación en salud (Noble *et al.*, 2005). Uno de los servicios básicos más importantes son los centros de atención primaria, la falta de acceso al mismo condiciona la salud. Además, como ya se ha comentado, normalmente los barrios con privación en servicios básicos, suelen llevar asociados problemas de salubridad.
- Por último, la privación de la salud además de ser una dimensión por derecho propio, es una consecuencia de las privaciones en los otros ámbitos (Noble *et al.*, 2005).

Figura 6: Modelo Conceptual



Fuente: Elaboración propia

4.2.2.VARIABLES

Tal como se ha descrito en el capítulo anterior, cada variable analizada se expresa como tasa o proporción, siendo el numerador las personas u hogares están privados respecto a esa variable y el denominador el número total de las personas que podrían sufrir esa privación en la misma zona, estos valores se han estandarizado respecto a la media española para esa misma variable, esto se realiza dividiendo la variable obtenida anteriormente por el valor medio de ésta en la sociedad española, de esta forma aparecerían como privados aquellos que se encuentran por encima de la media de su sociedad.

Antes de describir las variables que se van a tener en cuenta en cada dimensión hay que considerar una serie de conceptos: primero, todas las referencias de población se hacen respecto a la población total recogida en el censo del 2001; segundo, se definen los hogares como viviendas principales que son las utilizadas durante todo el año, o la mayor parte de él como residencia habitual o permanente.

De acuerdo con lo anterior, las variables se escogen en base a los índices de privación multidimensional del Reino Unido (McLennan *et al.*, 2011; National Statistic, 2012; Northern Ireland Statistics and Research Agency, 2011; Welsh Government, 2011).

4.2.2.1. ACCESO A SERVICIOS BÁSICOS

En esta dimensión las variables no se pueden obtener de forma directa de los datos del censo. El proceso realizado para obtenerlas fue el siguiente: se seleccionaron las cartografías digitales de las variables escogidas para el año 2001, así como, la cartografía digital de la red de carreteras de Andalucía para el mismo año. A partir de la cartografía de la red de carreteras se calculó una red de transporte o *network dataset* que contiene las relaciones topológicas entre todas las líneas, esta red se definió con las siguientes características: primera, la jerarquía de la vías se basa en velocidad media permitida en cada una; segunda, los cambios de velocidad debido a

cruces, pendientes etc. no se tienen en cuenta; tercera, la conectividad se considera en todos los nodos independientemente de los cruces reales; y cuarta, todas las carreteras son bidireccionales.

Una vez se obtuvo la red, se utilizó un algoritmo matemático denominado análisis de redes, que ofrecen los sistemas de información geográfica. Considerando que las poblaciones son el punto de partida y los distintos servicios básicos el de llegada, con este algoritmo se puede analizar el tiempo que se tarda desde un núcleo de población determinado hasta un servicio concreto. A partir de este dato, se halló el porcentaje de población que en cada municipio se encuentra a más de un determinado tiempo de desplazamiento de un servicio concreto.

El cálculo se ha realizado para transporte en vehículo, sin ningún tipo de fronteras, tipo semáforos, cruces, etc. El acceso teniendo en cuenta estas fronteras supondrá unos 15 minutos más de lo estimado. De esta forma, si el tiempo estimado por el algoritmo es de 2,5 minutos, una vez consideradas estas fronteras, las cuales no se han incluido en la red de cálculo, se transformarán en 17,5 minutos aproximadamente, siendo este el tiempo real que se tarda desde el núcleo de población al servicio en cuestión. Teniendo en cuenta esta estimación de tiempo real, los límites temporales utilizados en cada variable son similares a los utilizados en los índices del Reino Unido. En las variables se indica el límite temporal en tiempo real aproximado que hay entre el núcleo de población y el servicio en cuestión. Por último, hay que resaltar que este es la única dimensión donde la estandarización se ha realizado respecto a la población andaluza ya que no se dispone de los datos de estas variables para la población española.

Las variables seleccionadas para esta dimensión son:

1. Acceso a centros de educación primaria (A_1): porcentaje de individuos de un municipio que se encuentran a más de 17,5 min. del centro de educación primaria.

2. Acceso a centros de educación secundaria (A_2): porcentaje de individuos de un municipio que se encuentran a más de 20 min. del centro de educación secundaria.
3. Acceso a centros de atención primaria (A_3): porcentaje de individuos de un municipio que se encuentran a más de 20 min. del centro de asistencia sanitaria.
4. Acceso a Hospitales (A_4): porcentaje de individuos de un municipio que se encuentran a más de 45 min. del hospital.
5. Acceso a centros comerciales (A_5): porcentaje de individuos de un municipio que se encuentran a más de 45 min. del centro comercial.

4.2.2.2. EDUCACIÓN

1. Sin estudios obligatorios (ED_1): porcentaje de personas mayores de 16 años sin estudios.
2. Con estudios obligatorios (ED_2): porcentaje de personas mayores de 16 años que tienen como máximo estudios obligatorios.
3. Menores de 24 que no estudian (ED_3): porcentaje de personas con edad entre 16 y 23 años que no estudian.
4. Nivel estudios 30-39 (ED_4): nivel de estudios medio de los habitantes del municipio comprendidos entre 30 y 39 años.
5. Tasa de abandono escolar en menores de 16 (ED_5): porcentaje de personas en edad escolar que no están matriculadas.

6. Ratio de alumno por profesor (ED_6): número de alumnos por profesor en educación básica. Esta variable se utiliza como variable proxy en sustitución de las variables sobre resultados de evaluación de los alumnos utilizados en los índices del Reino Unido.

4.2.2.3. EMPLEO

1. Tasa de paro (E_1): número de parados por cada 100 personas activas.
2. Hogares sin empleo (E_2): porcentaje de hogares sin ninguna persona empleada.
3. Tasa de parados menores de 24 (E_3): número de parados < 24 por cada 100 personas activas < 24.
4. Tasa de parados mayores de 45 (E_4): número de parados > 45 por cada 100 personas activas > 45.
5. Pensionista por invalidez (E_5): número de personas con pensión de invalidez por cada 100 personas activas.
6. Trabajadores eventuales (E_6): porcentaje de trabajadores eventuales.
7. Trabajadores manuales (E_7): porcentaje de trabajadores manuales (Alvarez-Dardet *et al.*, 1995; Navarro y Benach, 1996).
8. Trabajadores con subsidio agrario (E_8): porcentaje de trabajadores eventuales que reciben el subsidio agrario por cada 100 trabajadores.

Aunque en los índices del Reino Unido no incorporan datos sobre parados mayores de 45 años, ni datos sobre precariedad en el empleo, en el contexto social español se ha considerado adecuado incluirlos.

4.2.2.4. INGRESOS

1. Nivel de pobreza (I_1): cociente del valor del umbral de pobreza en España en el año 2001 (el 60 % de la renta mediana equivalente) y la renta media del municipio. La Unión Europea establece el umbral de pobreza en el 60% de la renta nacional mediana equivalente, por este motivo se ha escogido este valor como medida de referencia para reflejar la pobreza de los municipios analizados.
2. Índice de dependencia económica (I_2): número de personas mayores de 65 años inactivas más el número de personas menores de 16 años por cada 100 personas activas.
3. Condición Socioeconómica (I_3): condición socioeconómica, es una variable que facilita el INE y se obtiene combinando la información de las variables de ocupación, actividad y situación profesional como se viene haciendo en la Encuesta de Población Activa desde el año 1994. La condición socioeconómica media es la media aritmética de las marcas de clase de las condiciones socioeconómicas de las personas del municipio considerado. La marca de clase es la semisuma de los extremos del intervalo y representa un valor central del mismo.
4. Jubilados (I_4): número de jubilados por cada 100 trabajadores.
5. Indicador de emancipación 30-34 (I_5): es el porcentaje de personas de 30 a 34 años que siguen perteneciendo a la unidad familiar de sus padres.
6. Sin Coche (I_6): Porcentaje de hogares sin coche.

Las variables que forman esta dimensión se han obtenido como variables proxy aceptadas en la literatura (Domínguez-Berjón *et al.*, 2001; Sánchez-Cantalejo *et al.*, 2008; Townsend *et al.*, 1988), ya que las variables que incorporan los índices del Reino

Unido están relacionadas con porcentaje de individuos que reciben subsidios estatales y en España este tipo de variables no están disponibles para la unidad espacial municipal.

4.2.2.5. SALUD

1. Años potenciales de vida (S_1): tienen en cuenta los años que una persona deja de vivir si fallece a una edad que no es la habitual de defunción fijada teóricamente para ese colectivo. Hasta el año 2006 el INE utilizaba como edad de referencia los 69 años, puesto que los datos son anteriores a este último año se ha considerado adecuado mantener esta edad. Los años potenciales de vida se han obtenido en base a la siguiente fórmula:

$$\frac{\sum_{i=l}^L [(L - i) \times d \times N_i]}{N} \times 1000 \quad (4.35)$$

Donde:

- l es la edad límite inferior establecida.
 - L es la edad límite superior establecida.
 - i es la edad de la muerte.
 - d es el número de defunciones entre la población en el municipio correspondiente a la edad i .
 - N_i es la población estándar de Andalucía para la edad i .
 - N es la población estándar de Andalucía comprendida entre los límites inferior y superior de las edades estudiadas.
2. Mortalidad causas 1 y 2 estandarizada (S_2): Tasa de mortalidad por causas 1 y 2, que recogen la mortalidad debida a enfermedades infecciosas y tumores, estandarizadas por edad mediante el método directo:

$$R_S = \frac{\sum(R_i \times N_i)}{N} \quad (4.36)$$

Donde:

- R_i es la tasa de mortalidad para la causa j correspondiente a la edad i .
- N_i es la población estándar de Andalucía para el rango de edad i .
- N es la población estándar de Andalucía.

3. Mortalidad por todas las causas menos la 20 estandarizada (S_3): Tasa de mortalidad por todas las causas menos la 20 estandarizadas por edad mediante el método directo. La causa 20 agrupa todas las causas de mortalidad que son externas a morbilidad.
4. Depresión mayor (S_4): Tasa de prevalencia de depresión mayor estandarizada por edad mediante método directo. El cálculo de la estandarización es similar a las variables anteriores.
5. Edad Media (S_5): Edad media del municipio.
6. Atención primaria (S_6): Población del municipio por centro de atención primaria. Debido a los distintos tipos de centros existentes en Andalucía se ha aplicado un coeficiente corrector de forma que se recoja la diferencia de capacidad de atención de un centro de salud, un consultorio local o un consultorio auxiliar. Esta variable no existe en los índices del Reino Unido puesto que no tiene acceso a este tipo de datos, pero sí que especifican en las notas técnicas la idoneidad de incluirla. Como en España si se dispone de estos datos se ha incluido como variable.
7. Problemas de salubridad (S_7): Media de los problemas del vecindario que afectan a las condiciones de salubridad como son poca limpieza en las calles, barrios sin zonas verdes, vivienda sin aseo, etc.

8. Hacinamiento (S_8): La variable hacinamiento, definida como aquellos hogares en los que hay más personas que habitaciones, no puede ser obtenida directamente de las bases estadísticas españolas a nivel municipal. Por este motivo, se ha utilizado como variable proxy la superficie útil por persona en el hogar, a partir de los datos existentes en Censo de Población y Vivienda 2001. Se entiende por superficie útil la superficie de la vivienda, no comprendiendo los sótanos, desvanes, trasteros y buhardillas no habitables. Tampoco se incluyen las terrazas abiertas ni los jardines.

4.2.2.6. VIVIENDA

1. Sin vivienda en propiedad (V_1): porcentaje de población que no tienen vivienda en propiedad, es decir, cuyas viviendas son alquiladas o cedidas.
2. Sin servicio o aseo en el hogar (V_2): porcentaje de población en hogares sin aseo o servicios en su interior.
3. Sin instalación telefónica (V_3): porcentaje de población en hogares sin línea telefónica.
4. Sin calefacción (V_4): porcentaje de población en hogares sin calefacción ya sea individual, colectiva, o por aparatos móviles.
5. Sin refrigeración (V_5): porcentaje de población en hogares sin refrigeración, aire acondicionado o aparatos móviles, excluyendo ventiladores.
6. Hogares en estado deficiente (V_6): porcentaje de población en hogares en estado ruinoso, malo o deficiente en base a la definición del INE.
7. Habitabilidad del vecindario (V_7): Es un indicador de habitabilidad elaborado por el INE en el cual cada vivienda parte con un valor de 100 y se le va restando cierta cantidad en función de que la vivienda presente diferentes

problemas: problemas en el vecindario; el estado de la casa; problemas de accesibilidad a la vivienda; existencia de hacinamiento; antigüedad de la vivienda; recintos que no responde totalmente a la definición de vivienda familiar, tales como chabolas o caravanas.

8. Antigüedad media de los edificios (V_8): Suma de marcas de clase de los años de construcción de los edificios por cada 100 edificios.

4.3. MODELO INICIAL

Una vez seleccionadas las variables se realizó un análisis descriptivo de las mismas en la zona de estudio.

4.3.1. ANALISIS DESCRIPTIVO DE LAS VARIABLES EN ANDALUCÍA

En el Anexo 1 se exponen las estadísticas descriptivas de las variables utilizadas y en la Tabla 6 se resumen las más importantes a tener en cuenta. Existen un total de 42 casos perdidos, lo que supone aproximadamente un 0,13% de los datos. Considerando que debido a la estandarización realizada respecto a la población española existirá privación en una variable cuando ésta tenga valores superiores a uno, en términos generales, la región se encuentra más privada que el resto de España, salvo en la dimensión salud, en el que la media se encuentra en mejor situación que el resto del país. A todas las variables se les ha aplicado el test de Kolmogorov-Smirnov para comprobar su bondad de ajuste a una distribución normal.

En la dimensión acceso, los valores medios están todos por encima del 1 indicando una alta privación en ésta, siendo el acceso a centros de secundaria y a centros comerciales donde existen mayores problemas. Dado que se ha calculado el tiempo que tarda la población en llegar a los servicios básicos, las distribuciones están muy sesgadas hacia valores cercanos al 0 o al 100%, puesto que el tiempo que tarda la población de un municipio en llegar a un servicio concreto suelen ser similares, por lo

tanto, lo normal es que se encuentren todos privados o ninguno. Ninguna de las variables se ajusta a la distribución normal.

Educación también tiene la mayoría de sus variables con valores medios superiores a 1, excepto "*ratio de alumno por profesor*" y "*tasa de abandono escolar*", y sus valores de dispersión son pequeños. En esta dimensión sus distribuciones son bastante próximas a la normal, de hecho en la variable "*sin estudios obligatorios*" se acepta la hipótesis nula de normalidad al estar la significación por encima de 0,05; se exceptúan "*personas con estudios obligatorios*" y "*ratio alumno por profesor*" que tiene un claro sesgo hacia la derecha.

En la dimensión empleo, los valores medios están por encima del 1, salvo en las tasa de paro por edad y "*trabajadores manuales*". Es especialmente llamativo el caso de "*trabajadores eventuales con subsidio agrario*", donde los valores medios nos indican el alto porcentaje de población de esta zona que depende de este tipo de subsidio. Esto muestra a la importancia de esta variable en esta comunidad autónoma y es lo que ha motivado que se haya incluido como variable, ya que muestra la que la mayor parte del empleo corresponde al sector primario en esta región, con los consiguientes problemas de privación y desarrollo económico que supone depender principalmente de un solo sector. Existen algunas variables de esta dimensión, tales como "*tasa de parados menores de 24*" o "*tasa de parados mayores de 45*" cuya distribución se aproxima a una curva β debido el elevado número de casos próximos a 0. En esta dimensión, la única variable que cumple la hipótesis nula de normalidad es "*trabajadores eventuales*".

En ingresos, al igual que en los casos anteriores, la mayoría de las variables tienen un valor medio por encima del uno, salvo "*indicador de emancipación*". Con excepción de "*porcentaje de jubilados*" que tiene una desviación clara a la izquierda el resto de las distribuciones son bastantes simétricas.

Salud es la única dimensión donde la media de la mayoría de las variables se encuentran por debajo de 1, indicando en términos generales que la privación en esta

dimensión es menor en esta región que en el resto de España. Las distribuciones de la mayoría de las variables tienen una desviación a la izquierda, lo que es especialmente manifiesto en *“ratio de atención primaria”* que parece aproximarse a una distribución exponencial. En la variable *“edad media”* se acepta la hipótesis nula de normalidad.

En vivienda las medias de las variables vuelven a estar por encima de 1, y en el caso de *“sin línea telefónica”* con valores bastante altos, indicando que la región está en peores condiciones en esta dimensión que el resto de España. En cuanto la variable *“vivienda sin aseo”*, por su distribución debería ser una de las que es necesario depurar ya que tiene un alto número de casos con valor 0 por lo que no permite obtener información suficiente. Sin embargo, las variables *“sin línea telefónica”*, *“sin calefacción”* y *“sin refrigeración”* permiten una mejor descripción desde el punto de vista de instalaciones básicas en los hogares de la región.

Existen variables en las cuales se puede observar numerosos casos atípicos como son *“acceso a centros de educación primaria y de salud”*, *“tasa de abandono escolar”*, *“pensionistas por invalidez”*, *“jubilados”*, *“indicador de emancipación”*, *“años potenciales de vida perdidos”*, *“mortalidad por causas 1 y 2”*, *“casos de depresión mayor”*, *“tasa de atención primaria”*, *“viviendas sin aseo”* y *“población en hogares en estado deficiente”*.

Toda esta información de las variables, permite ir seleccionando cuales son las más adecuadas para estudiar la privación en Andalucía; por ejemplo, viendo los estadísticos descriptivos de la variable *“vivienda sin aseo”* es probable que no sea significativa en el entorno a estudiar por la cantidad de casos con valor 0.

Tabla 6: Estadísticos descriptivos de las variables en Andalucía

VARIABLES	N	MEDIA	DESVIACIÓN TÍPICA	MÍNIMO	MÁXIMO	ASIMETRÍA	CURTOSIS
ACCESO A SERVICIOS BÁSICOS							
Primaria (A_1)	770	2,678	5,190	0,000	14,971	1,761	1,325
Secundaria (A_2)	770	4,254	4,863	0,000	10,395	0,408	-1,774
SAS (A_3)	770	1,160	2,702	0,000	8,731	2,248	3,326
Hospitales (A_4)	770	1,821	2,113	0,000	4,349	0,334	-1,875
Centros Comerciales (A_5)	770	4,193	6,287	0,000	14,054	0,891	-1,173
EDUCACIÓN							
Sin Estudios (ED_1)	770	1,319	0,497	0,146	3,093	0,275	0,091
Estudios Obligatorios (ED_2)	770	1,144	0,112	0,561	1,336	-1,656	3,637
Menores < 24 que no estudian (ED_3)	733	1,114	0,174	0,452	1,854	-0,249	0,706
Tasa de Ab. Escolar < 16 (ED_4)	770	1,138	0,090	0,871	1,636	0,821	3,271
Ratio de Alumno por profesor Ed. Básica (ED_5)	770	0,956	0,375	0,000	3,595	1,127	5,982
Nivel de estudios (ED_6)	770	0,814	0,369	0,000	1,350	-1,183	0,381
EMPLEO							
Tasa de Paro (E_1)	770	2,007	1,030	0,064	6,123	0,854	0,695
Hogares sin Empleo (E_2)	770	1,389	0,413	0,396	2,763	0,385	-0,077
Parados < 24 (E_3)	769	0,401	0,282	0,000	2,079	1,453	4,665
Parados >45 (E_4)	769	0,554	0,411	0,000	3,101	1,751	5,366
Pensionistas por invalidez (E_5)	770	1,705	1,079	0,000	10,572	3,108	16,287
Trabajadores Eventuales (E_6)	770	1,801	0,450	0,380	3,044	0,021	-0,299
Trabajadores Manuales (E_7)	770	0,806	0,181	0,238	1,201	-0,322	-0,323
Trabajadores con subsidio agrario (E_8)	769	12,193	8,523	0,000	39,252	0,351	-0,752
INGRESOS							
Nivel de Pobreza (I_1)	769	1,860	0,614	0,729	10,610	5,752	72,587

VARIABLES	N	MEDIA	DESVIACIÓN TÍPICA	MÍNIMO	MÁXIMO	ASIMETRÍA	CURTOSIS
Índice de Dependencia Económica (I_2)	770	1,271	0,151	0,899	1,782	0,384	0,370
Condición Socioeconómica (I_3)	770	1,261	0,271	0,695	3,168	1,115	3,498
Jubilados (I_4)	770	1,867	1,133	0,221	10,509	2,005	7,301
Indicador de Emancipación (I_5)	770	0,915	0,358	0,000	3,295	1,492	5,532
Sin Coche (I_6)	770	1,236	0,364	0,193	2,558	0,439	0,615
SALUD							
Años Potenciales de Vida Perdidos (S_1)	769	1,039	0,926	0,000	9,147	3,156	17,777
Mortalidad 1 y 2 (S_2)	765	0,892	0,512	0,000	5,581	1,902	12,145
Mortalidad menos 20 (S_3)	765	0,945	0,319	0,000	2,829	0,769	4,833
Depresión Mayor (S_4)	770	1,094	0,932	0,000	6,875	1,648	4,609
Edad Media (S_6)	770	1,007	0,104	0,671	1,345	-0,075	-0,115
Atención Primaria (S_5)	770	0,819	0,745	0,000	6,943	2,155	8,550
Hacinamiento (S_7)	770	0,917	0,153	0,497	1,422	0,186	-0,030
Problemas de salubridad (S_8)	770	1,135	0,674	0,000	3,520	0,184	-0,684
VIVIENDA							
Sin Vivienda en Propiedad (V_1)	770	0,941	0,457	0,000	2,932	1,259	2,481
Sin Aseo o Servicio (V_2)	770	1,269	2,269	0,000	28,500	5,206	40,849
Sin Instalación Telefónica (V_3)	770	3,245	2,971	0,000	18,561	1,217	2,124
Sin Calefacción (V_4)	770	1,378	1,639	-0,001	6,669	1,529	1,481
Sin Refrigeración (V_5)	770	1,047	0,170	0,418	1,202	-1,437	1,449
Hogar en Estado Deficiente (V_6)	770	0,927	1,069	0,000	7,705	2,585	8,304
Habitabilidad (V_7)	770	1,040	0,104	0,729	1,805	0,745	4,677
Antigüedad media de los edificios (V_8)	770	1,038	0,419	0,257	2,533	1,146	1,135

Fuente: Elaboración propia

4.3.2. MODELO CONCEPTUAL PROPUESTO

Una vez descritas las variables que influyen en el modelo, se realizó un análisis de correlación estadística entre las variables, para confirmar que las variables son reflectivas y no formativas. Como se observa en la tabla de coeficientes de correlación del Anexo 1, en general, las correlaciones son significativas. Según las pruebas de colinealidad realizadas, el índice de condición en la mayoría se encuentra por encima de 30 y aunque ninguno de los factores de inflación de la varianza tiene un valor superior a 3,3 son lo suficientemente altos para indicar que las variables estudiadas en cada dimensión reflejan conceptos similares pudiendo afirmar que son indicadores reflectivos, solamente en la dimensión acceso las correlaciones son más bajas, pero en base a la definición dada de las mismas para este modelo conceptual se considera adecuado seguir manteniéndolas como indicadores reflectivos. Las variables más adecuadas para la definición de las dimensiones seleccionadas son aquellas cuyos coeficientes de correlación sean altos, ya que reflejan mejor el concepto que están representando. Por último, además del análisis de normalidad univariante a las variables, cuando se van a aplicar metodologías multivariantes, es importante conocer si existe normalidad multivariante; para ello se les aplica un test estadístico conjunto a todas las variables, como se observa en el resultado del test el valor de la probabilidad es menor de 0,05 por lo que no es posible aceptar esta hipótesis (Tabla 7).

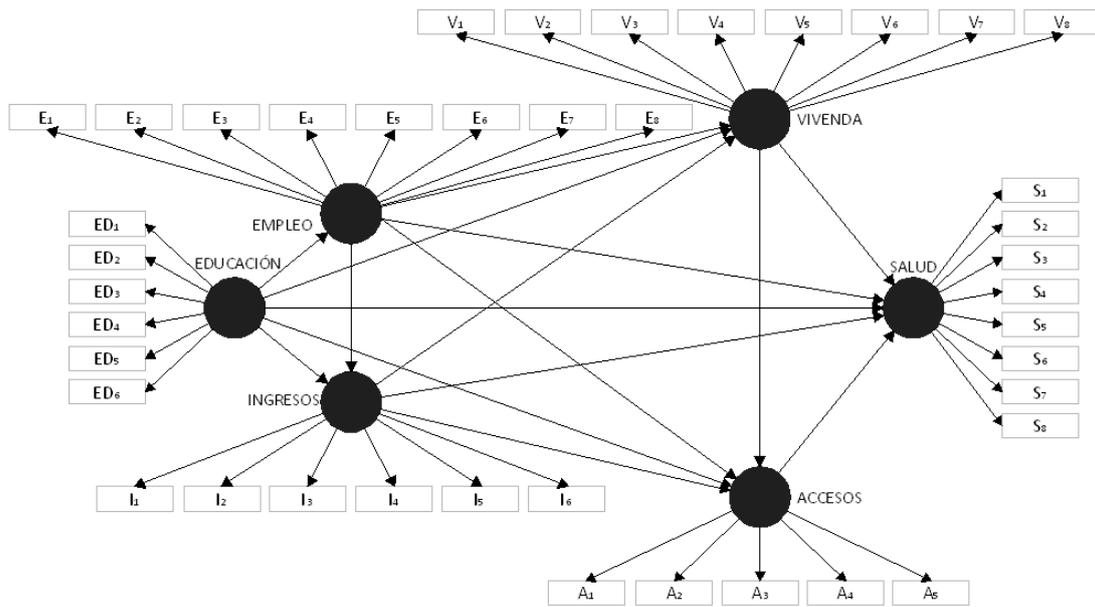
Tabla 7: Test de Normalidad Multivariante para variables continuas

ASIMETRÍA			CURTOSIS			ASIMETRÍA Y CURTOSIS	
Valor	Z-score	P-Valor	Valor	Z-score	P-Valor	χ^2	P-Valor
552,455	178,591	0,000	2524,343	45,124	0,000	33931,043	0,000

Fuente: Elaboración propia

El modelo conceptual planteado (Figura 7) está formado por una dimensión exógena, cinco dimensiones endógenas, cada una de estas con sus variables reflectivas correspondientes.

Figura 7: Modelo conceptual de partida



Fuente: Elaboración propia

Siendo las variables latentes las reseñadas en la Tabla 5, las ecuaciones estructurales propuestas para el modelo serían las siguientes:

$$\eta_1 = \gamma_{11}\xi_1 + \zeta_1 \quad (4.37)$$

$$\eta_2 = \gamma_{21}\xi_1 + \beta_{21}\eta_1 + \zeta_2 \quad (4.38)$$

$$\eta_3 = \gamma_{31}\xi_1 + \beta_{31}\eta_1 + \beta_{32}\eta_2 + \zeta_3 \quad (4.39)$$

$$\eta_4 = \gamma_{41}\xi_1 + \beta_{41}\eta_1 + \beta_{42}\eta_2 + \beta_{43}\eta_3 + \zeta_4 \quad (4.40)$$

$$\eta_5 = \gamma_{51}\xi_1 + \beta_{51}\eta_1 + \beta_{52}\eta_2 + \beta_{53}\eta_3 + \beta_{54}\eta_4 + \zeta_5 \quad (4.41)$$

Quedando en los siguientes términos en formato matricial

$$\begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -\beta_{21} & 1 & 0 & 0 & 0 \\ -\beta_{31} & -\beta_{32} & 1 & 0 & 0 \\ -\beta_{41} & -\beta_{42} & -\beta_{43} & 1 & 0 \\ -\beta_{51} & -\beta_{52} & -\beta_{53} & -\beta_{54} & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \eta_1 \\ \eta_2 \\ \eta_3 \\ \eta_4 \\ \eta_5 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \gamma_{11} \\ \gamma_{21} \\ \gamma_{31} \\ \gamma_{41} \\ \gamma_{51} \end{pmatrix} (\xi_1) + \begin{pmatrix} \zeta_1 \\ \zeta_2 \\ \zeta_3 \\ \zeta_4 \\ \zeta_5 \end{pmatrix} \quad (4.42)$$

Por su parte, el modelo de medida en forma matricial quedaría expresado de la siguiente forma:

Variables exógenas

$$\begin{pmatrix} X_1 \\ X_2 \\ X_3 \\ X_4 \\ X_5 \\ X_6 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \lambda_{11}^x \\ \lambda_{21}^x \\ \lambda_{31}^x \\ \lambda_{41}^x \\ \lambda_{51}^x \\ \lambda_{61}^x \end{pmatrix} (\xi_1) + \begin{pmatrix} \delta_1 \\ \delta_2 \\ \delta_3 \\ \delta_4 \\ \delta_5 \\ \delta_6 \end{pmatrix} \quad (4.43)$$

Variables endógenas

$$\begin{pmatrix} Y_1 \\ Y_2 \\ Y_3 \\ Y_4 \\ Y_5 \\ Y_6 \\ Y_7 \\ Y_8 \\ Y_9 \\ Y_{10} \\ Y_{11} \\ Y_{12} \\ Y_{13} \\ Y_{14} \\ Y_{15} \\ Y_{16} \\ Y_{17} \\ Y_{18} \\ Y_{19} \\ Y_{20} \\ Y_{21} \\ Y_{22} \\ Y_{23} \\ Y_{24} \\ Y_{25} \\ Y_{26} \\ Y_{27} \\ Y_{28} \\ Y_{29} \\ Y_{30} \\ Y_{31} \\ Y_{32} \\ Y_{33} \\ Y_{34} \\ Y_{35} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \lambda_{11}^y & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \lambda_{21}^y & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \lambda_{31}^y & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \lambda_{41}^y & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \lambda_{51}^y & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \lambda_{61}^y & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \lambda_{71}^y & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \lambda_{81}^y & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \lambda_{92}^y & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \lambda_{102}^y & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \lambda_{112}^y & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \lambda_{122}^y & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \lambda_{132}^y & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \lambda_{142}^y & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \lambda_{153}^y & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \lambda_{163}^y & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \lambda_{173}^y & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \lambda_{183}^y & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \lambda_{193}^y & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \lambda_{203}^y & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \lambda_{213}^y & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \lambda_{223}^y & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \lambda_{234}^y & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \lambda_{244}^y & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \lambda_{254}^y & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \lambda_{264}^y & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \lambda_{274}^y & \lambda_{285}^y \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \lambda_{295}^y \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \lambda_{305}^y \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \lambda_{315}^y \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \lambda_{325}^y \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \lambda_{335}^y \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \lambda_{345}^y \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \lambda_{355}^y \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \eta_1 \\ \eta_2 \\ \eta_3 \\ \eta_4 \\ \eta_5 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \varepsilon_3 \\ \varepsilon_4 \\ \varepsilon_5 \end{pmatrix} \quad (4.44)$$

4.4. DEPURACIÓN DE VARIABLES

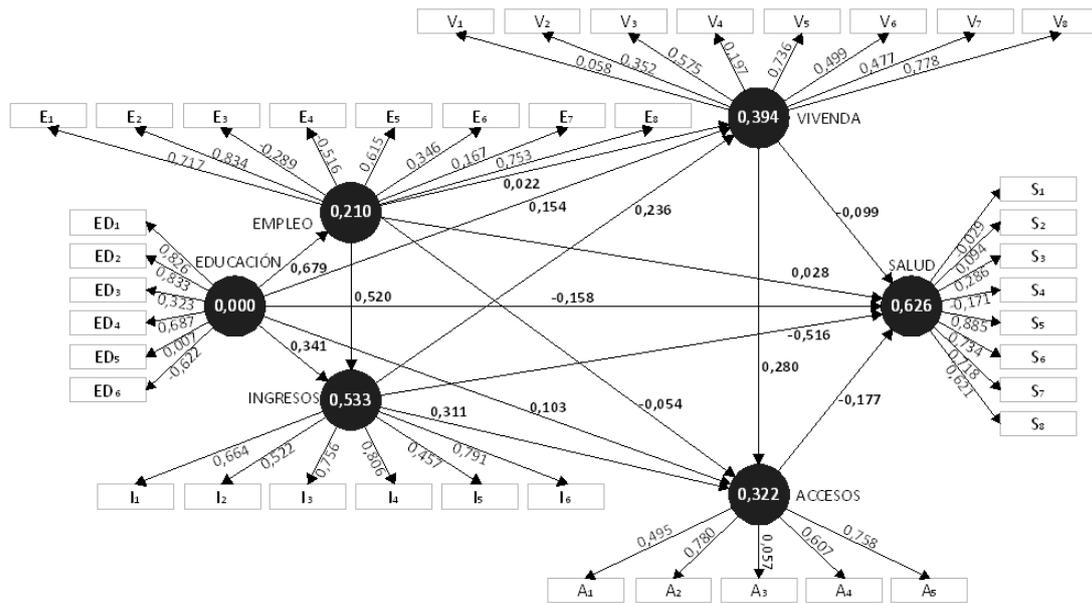
Una vez diseñado el modelo conceptual, es necesario realizar una eliminación de aquellas variables que no son relevantes para el contexto geográfico y social objeto del estudio. Dado que se ha considerado desde el inicio que todas las variables son necesarias para el estudio de la privación en la dimensión correspondiente, solo se eliminaron aquellas que afectaban a la fiabilidad y consistencia interna del modelo de medida; las que tenían poca relevancia pero no afectaban a la comunalidad se mantuvieron. Para obtener la comunalidad de partida se realizó un análisis PLS con el modelo conceptual propuesto (Tabla 8), como se observa ninguna dimensión cumplía el mínimo de 0,5 necesario. Solamente ingresos y educación tenían valores cercanos. Teniendo en cuenta la carga factorial de cada variable (λ), que son los valores que aparecen sobre las flechas que parten de la dimensión hacia la variable en la Figura 8, se seleccionaron aquellas que era necesario depurar para darle consistencia y fiabilidad a la dimensión correspondiente.

Tabla 8: Comunalidad inicial de las dimensiones

DIMENSIONES	COMUNALIDAD
ACCESO A SERVICIOS BÁSICOS	0,358
EDUCACION	0,426
EMPLEO	0,347
INGRESOS	0,467
SALUD	0,301
VIVIENDA	0,280

Fuente: Elaboración propia

Figura 8: Proceso de depuración de variables



Fuente: Elaboración propia

En la dimensión acceso se eliminó “acceso a centro de primaria” y “acceso a centros de atención primaria”, que, como ya se destacó en la descripción de las variables en relación con la distribución de la cantidad de casos con valor 0 y atípicos, no mostraban demasiada información. Esto puede ser debido a la política de refuerzo de infraestructuras y servicios básicos que se fomentó durante la década de los 80 y 90 para la mejora de la comunicación y acceso a servicios básicos de localidades españolas, que hizo mucho hincapié en conectar y proporcionar servicios básicos especialmente a las zonas de montaña, que hasta entonces se encontraban bastante incomunicadas.

En la dimensión educación, “tasa de abandono escolar” se mostró poco relevante. En España la educación básica es obligatoria, por lo que la “tasa de abandono escolar” fue poco significativa como variable. Lo mismo le ocurrió al “ratio de alumno por profesor”, probablemente debido al desarrollo de infraestructuras básicas del que ya se ha hablado. En cuanto a “menores de 24 que no estudian” aunque reflejó mayor relevancia que las variables anteriores, no mostró la suficiente consistencia como para mantenerse dentro del estudio.

En empleo, la variable “*parados menores de 24*” tuvo valores altos en todas las unidades siendo, por tanto, poco significativa y por ello se debía depurar. Además, “*parados mayores de 45*” reflejó una relación con su dimensión contraria al resto de variables de la misma, es decir, cuando existe una alta tasa de paro en mayores de 45 años el resto de las variables de la dimensión deben tener valores bajos. Es probable que esté relacionado con el tipo de municipio, en Andalucía la mayoría son municipios rurales en los que el empleo es escaso y precario, los programas sociales para evitar el abandono de estas áreas han fomentado el empleo en grupos de población en riesgo de exclusión como mayores de 45, esto ha creado un alto desempleo entre las personas jóvenes. En variables reflectivas, en las que se deben mostrar conceptos similares, no es adecuado que muestren conceptos contrarios por lo que fue necesario depurarla. En cuanto a “*trabajadores eventuales y manuales*”, ocurre lo mismo que en “*parados menores de 24*”.

En la dimensión ingresos se eliminó la “*condición socioeconómica*”, que al igual que los “*trabajadores manuales*” no mostraba diferencias significativas en Andalucía. Lo mismo le ocurrió al “*indicador de emancipación*”; en España existe una tradición completamente opuesta al resto de Europa, donde la flexibilidad laboral es mucho mayor y los jóvenes en cuanto cumplen la mayoría de edad buscan trabajo y dejan de vivir en la casa de los padres, mientras que, en España es más común seguir viviendo en casa de los padres hasta edades avanzadas.

En salud, tal como se pudo observar en el análisis descriptivo, las variables de años potenciales de vida perdidos, mortalidad estandarizada por causas 1 y 2 y casos de depresión mayor no mostraron relevancia dentro de la dimensión. En cuanto a mortalidad por todas las causas menos la 20 estandarizada, aunque reflejó mayor importancia no fue lo suficientemente relevante. En este caso ocurre lo mismo que en la dimensión empleo, los municipios estudiados son fundamentalmente rurales donde las mejores condiciones ambientales y la vida más tranquila influyen positivamente en la dimensión por lo que aquellas variables relacionadas con mala salud, estrés y mortalidad tienen menos relevancia en la región.

Por último, la dimensión vivienda es la que peor comunalidad mostró, por lo que fue en el que más variables se eliminaron. Como se ha visto en el análisis descriptivo de las mismas, algunas mostraron problemas relativos a sus distribuciones estadísticas y a la cantidad de casos atípicos. Se eliminó *“sin vivienda en propiedad”*, esta variable tiene poca relevancia en el entorno social aplicado por la idiosincrasia que tienen los españoles en relación con la vivienda. Además, se depuraron *“sin aseo en la vivienda”*, *“habitabilidad”* y *“estado deficiente de la vivienda”* ya que al estar en un entorno de país desarrollado la falta de las instalaciones básicas como agua corriente o de aseo son escasas, de ahí que la existencia o no de instalaciones se refleje mejor en otro tipo de infraestructura como la existencia o no de línea telefónica, de aparatos calefactores o de refrigeración. Dentro de estas variables, en Andalucía, debido a su clima, la variable existencia de refrigeración se mostró muy relevante, mientras que la variable de calefacción tuvo que ser eliminada, a pesar de que en índices de otros países se ha mostrado muy importante.

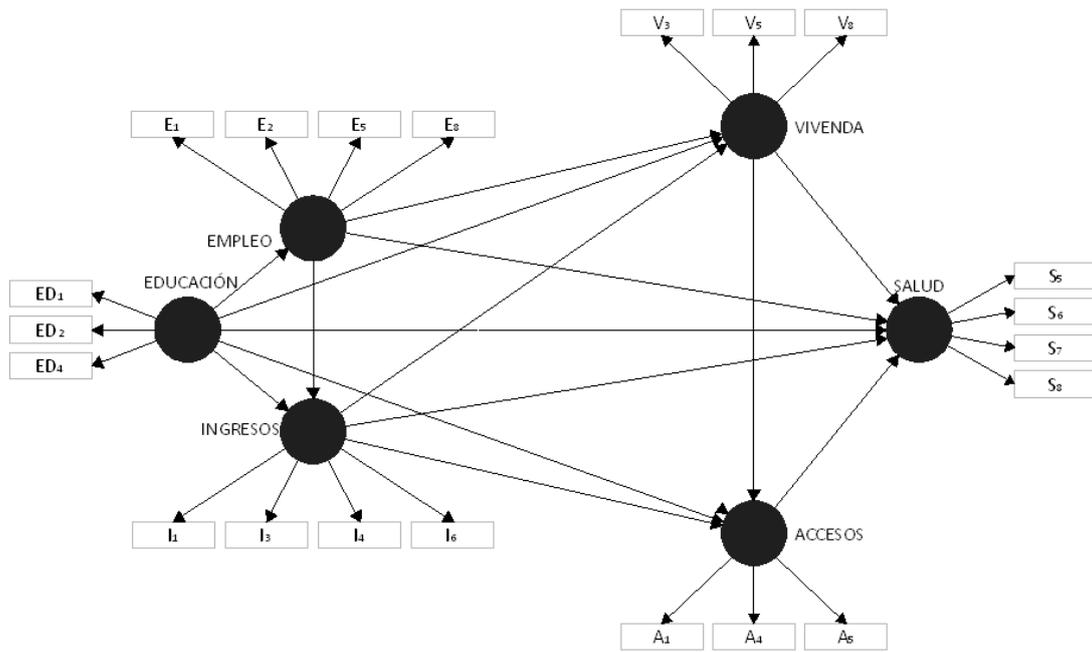
Una vez eliminados aquellas variables poco relevantes y que afectaban negativamente a la fiabilidad y consistencia de las dimensiones correspondientes, la comunalidad de las mismas fue válida (Tabla 9) quedando un modelo final (Figura 9) con seis dimensiones, una exógena y cinco endógenas, y 21 variables.

Tabla 9: Comunalidad Final de las dimensiones

DIMENSIONES	COMUNALIDAD
ACCESO A SERVICIOS BÁSICOS	0,545
EDUCACION	0,720
EMPLEO	0,567
INGRESOS	0,607
SALUD	0,584
VIVIENDA	0,552

Fuente: elaboración propia

Figura 9: Modelo de análisis final



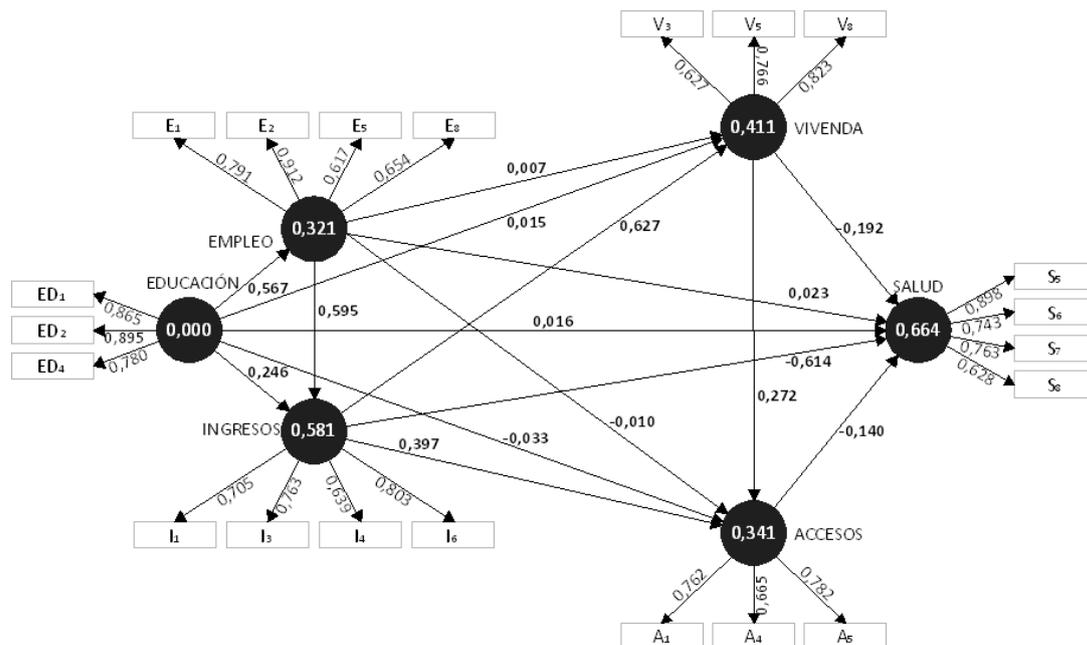
Fuente: elaboración propia

V. RESULTADOS

5.1. MODELO DE ECUACIONES ESTRUCTURALES

Una vez obtenido el modelo final se realizó el análisis PLS del mismo y se obtuvieron los resultados que se muestran en la Figura 10

Figura 10: Resultados del análisis PLS aplicados al modelo final



Fuente: elaboración propia

5.1.1. MODELO DE MEDIDA

Los resultados obtenidos en el análisis del modelo de medida (Tabla 10) indican cargas (λ), fiabilidades (ρ_c) y convergencias (AVE) adecuadas. La mayor parte de las cargas factoriales (λ) son superiores a 0,7, existiendo siete entre 0,6 y 0,7 (A_4 , E_5 , E_8 , S_7 , S_8 , V_5 y V_8), lo que es aceptable en las etapas tempranas del desarrollo del modelo causal (Barclay *et al.*, 1995; Chin, 1998a; Fisher y Grégoire, 2006). Todas las fiabilidades compuestas (ρ_c) son mayores que 0,8 salvo acceso y vivienda que está entre 0,7 y 0,8. Por lo tanto, el modelo de medida alcanza un buen nivel de fiabilidad en todos sus dimensiones, excepto en acceso y vivienda, aunque como se observa sus valores son cercanos a 0,8. La validez convergente (AVE) es siempre mayor que 0,5 y, por último, la prueba de validez discriminante (Tabla 11) muestra que la carga de la variable con su dimensión correspondiente es siempre superior a la carga cruzada de esa variable con

el resto de las dimensiones. En conclusión, el modelo de medida propuesto es fiable, pero las dimensiones acceso y vivienda deberían ser mejoradas, probablemente mediante la adición de nuevas variables.

Tabla 10: Resultados del modelo de medida

DIMENSIONES	VARIABLES	CARGAS (λ)	F. COMPUESTA (ρ_c)	AVE
ACCESO	A_2	0,762 ^{***} (0,023)	0,781	0,545
	A_4	0,665 ^{***} (0,033)		
	A_5	0,782 ^{***} (0,020)		
EDUCACIÓN	ED_1	0,865 ^{***} (0,010)	0,885	0,720
	ED_2	0,895 ^{***} (0,009)		
	ED_6	0,780 ^{***} (0,026)		
EMPLEO	E_1	0,791 ^{***} (0,020)	0,836	0,567
	E_2	0,912 ^{***} (0,005)		
	E_5	0,617 ^{***} (0,031)		
	E_8	0,654 ^{***} (0,028)		
INGRESOS	I_1	0,705 ^{***} (0,066)	0,860	0,607
	I_2	0,763 ^{***} (0,019)		
	I_4	0,839 ^{***} (0,014)		
	I_6	0,803 ^{***} (0,015)		
SALUD	S_5	0,898 ^{***} (0,005)	0,847	0,584
	S_6	0,743 ^{***} (0,015)		
	S_7	0,763 ^{***} (0,019)		
	S_8	0,628 ^{***} (0,018)		
VIVIENDA	V_5	0,627 ^{***} (0,028)	0,785	0,552
	V_6	0,766 ^{***} (0,016)		
	V_8	0,823 ^{***} (0,013)		

Nota: la significancia de las cargas fue calculada por *bootstrapping* (5000 replicas).

*** $p < 0.001$; ** $p < 0.01$; * $p < 0.05$; n.s. no significativo basado en el test t de una cola (499)

Fuente: elaboración propia

Tabla 11: Cargas cruzadas

	ACCESO	EDUCACION	EMPLEO	INGRESOS	SALUD	VIVIENDA
A_2	0,762	0,278	0,387	0,459	-0,468	0,411
A_4	0,665	0,142	0,153	0,308	-0,347	0,282
A_5	0,782	0,220	0,295	0,420	-0,409	0,418
ED_1	0,325	0,865	0,492	0,577	-0,489	0,358
ED_2	0,258	0,895	0,558	0,540	-0,398	0,379
ED_6	0,063	0,780	0,298	0,197	-0,043	0,127
E_1	0,175	0,311	0,791	0,372	-0,172	0,177
E_2	0,486	0,497	0,912	0,821	-0,686	0,548
E_5	0,241	0,256	0,617	0,411	-0,337	0,383
E_8	0,120	0,608	0,654	0,397	-0,269	0,159
I_1	0,435	0,516	0,527	0,705	-0,538	0,434
I_2	0,419	0,359	0,436	0,763	-0,654	0,500
I_4	0,439	0,437	0,759	0,839	-0,674	0,486
I_6	0,408	0,509	0,543	0,803	-0,581	0,577
S_5	-0,511	-0,448	-0,569	-0,845	0,898	-0,632
S_6	-0,430	-0,308	-0,386	-0,517	0,743	-0,519
S_7	-0,449	-0,243	-0,396	-0,502	0,763	-0,403
S_8	-0,285	-0,329	-0,322	-0,434	0,628	-0,334
V_5	0,268	0,305	0,389	0,351	-0,288	0,627
V_6	0,400	0,312	0,358	0,497	-0,519	0,766
V_8	0,440	0,262	0,344	0,550	-0,565	0,823

Fuente: elaboración propia

5.1.2. MODELO ESTRUCTURAL

Tabla 12: Resultado del modelo estructural: indicadores R^2 , Q^2 y GoF

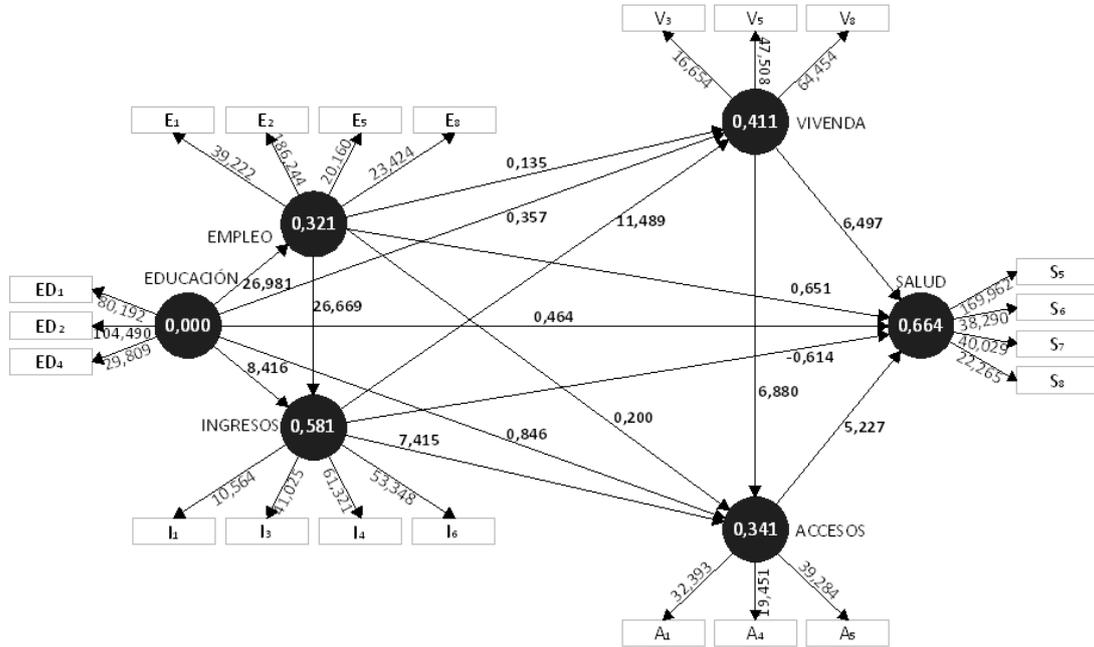
DIMENSIONES	R^2	Q^2	GoF
ACCESO	0,341	0,163	
EMPLEO	0,321	0,175	
INGRESOS	0,581	0,369	0,515
SALUD	0,664	0,352	
VIVIENDA	0,411	0,204	

Fuente: elaboración propia

Los valores de R^2 son siempre mayores que 0,3 (Tabla 12), por lo que las dimensiones seleccionadas describen de forma sustancial el constructo privación. La redundancia de la validación cruzada (Q^2) es mayor que cero, lo que indica que el modelo estructural es válido (Chin 1998b). Además, cuenta con una bondad de ajuste (GoF) bastante alta. El contraste de hipótesis realizado (Figura 11) indica que el modelo estructural es estable ($n = 5000$ submuestras, grados de libertad = 499, distribución estadística T de una cola, puesto que existen relaciones (β) entre las dimensiones positivas y negativas) puesto que los valores han resultado significativos, es decir, los

valores *T*-Student son siempre mayores que $t(0,001, 499) = 3,106$ en aquellas relaciones que han resultado relevantes (Tabla 13).

Figura 11: Resultados Bootstrapping



Fuente: elaboración propia

Algunos de los $|\beta|$ son inferiores a 0,1 (Tabla 13). Cuando $|\beta|$ es mayor o igual que 0,2, la relación entre las dimensiones vinculadas es estadísticamente relevante y directa. Sin embargo, cuando $|\beta|$ es menor que 0,1, la relación entre las dimensiones no se puede considerar relevante, la relación existe, pero las relaciones indirectas (enlaces con dimensiones intermedias) son más relevantes en nuestro modelo causal (Figura 10). Por ejemplo, la relación directa entre la educación y la salud es estadísticamente débil, pero la relación indirecta de educación->ingresos->salud es muy fuerte.

Tabla 13: Resultados del modelo estructural coeficientes β

RELACIONES	β	TEST DE HIPOTESIS
ACCESO -> SALUD	-0,140 ^{***} (0,026)	Confirmada
EDUCACIÓN -> ACCESO	-0,033 ^{ns} (0,038)	No confirmada
EDUCACIÓN -> EMPLEO	0,567 ^{***} (0,021)	Confirmada
EDUCACIÓN -> INGRESOS	0,246 ^{***} (0,029)	Confirmada

RELACIONES	β	TEST DE HIPOTESIS
EDUCACIÓN -> SALUD	0,016 ^{ns} (0,035)	No confirmada
EDUCACIÓN -> VIVIENDA	0,015 ^{ns} (0,041)	No confirmada
EMPLEO -> ACCESO	-0,010 ^{ns} (0,049)	No confirmada
EMPLEO -> INGRESOS	0,595^{***} (0,022)	Confirmada
EMPLEO -> SALUD	0,023 ^{ns} (0,035)	No confirmada
EMPLEO -> VIVIENDA	0,007 ^{ns} (0,047)	No confirmada
INGRESOS -> ACCESO	0,397^{***} (0,053)	Confirmada
INGRESOS -> SALUD	-0,614^{***} (0,046)	Confirmada
INGRESOS -> VIVIENDA	0,627^{***} (0,054)	Confirmada
VIVIENDA -> ACCESO	0,272^{***} (0,039)	Confirmada
VIVIENDA -> SALUD	-0,192^{***} (0,029)	Confirmada

Nota 1: la significancia de las relaciones se estima mediante *bootstrapping* (5000 replicas).

*** p < 0.001; ** p < 0.01; * p < 0.05; n.s. no significativo basándose en el test *t* de una cola (499).

Nota 2: relaciones relevantes en negrita

Fuente: elaboración propia

Los resultados confirmaron que la privación de la educación genera directamente las privaciones en materia de empleo y de ingresos. La privación del empleo muestra una fuerte relación directa con la privación de los ingresos, pero no con el resto de las dimensiones. La dimensión de los ingresos pone de manifiesto una fuerte relación con la privación de la vivienda y acceso, y también una fuerte relación negativa con la dimensión salud. La privación de la vivienda muestra una relación con acceso y una relación negativa débil con salud. Por último, la dimensión acceso tiene una débil relación negativa con la privación de la salud.

5.2. ÍNDICE DE PRIVACIÓN GLOBAL

5.2.1.ÍNDICE DE PRIVACIÓN OBTENIDO A PARTIR DE LAS DIMENSIONES NORMALIZADAS

Para poder elegir el método de estimación adecuado se realizó un análisis de las correlaciones existentes y de normalidad multivariante de las dimensiones obtenidas (Tabla 14).

Tabla 14: Matriz de Correlaciones

		ACCESO	EDUCACION	EMPLEO	INGRESOS	SALUD	VIVIENDA
<i>ACCESO</i>	C. Pearson	1	0,298**	0,393**	0,545**	-0,558**	0,509**
	Sig. (bilateral)		0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
	N	770	770	770	770	770	770
<i>EDUCACION</i>	C. Pearson	0,298**	1	0,567**	0,583**	-0,444**	0,384**
	Sig. (bilateral)	0,000		0,000	0,000	0,000	0,000
	N	770	770	770	770	770	770
<i>EMPLEO</i>	C. Pearson	0,393**	0,567**	1	0,735**	-0,565**	0,476**
	Sig. (bilateral)	0,000	0,000		0,000	0,000	0,000
	N	770	770	770	770	770	770
<i>INGRESOS</i>	C. Pearson	0,545**	0,583**	0,735**	1	-0,787**	0,641**
	Sig. (bilateral)	0,000	0,000	0,000		0,000	0,000
	N	770	770	770	770	770	770
<i>SALUD</i>	C. Pearson	-0,558**	-0,444**	-0,565**	-0,787**	1	-0,639**
	Sig. (bilateral)	0,000	0,000	0,000	0,000		0,000
	N	770	770	770	770	770	770
<i>VIVIENDA</i>	C. Pearson	0,509**	0,384**	0,476**	0,641**	-0,639**	1
	Sig. (bilateral)	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	
	N	770	770	770	770	770	770

Fuente: Elaboración propia

Como se observa en la matriz todas las dimensiones del índice están bastante correlacionadas y todas sus correlaciones son significativas, lo cual es normal puesto que se está definiendo un índice global, aunque esta correlación no es lo suficientemente alta para dar problemas de colinealidad.

Tabla 15: Test de Normalidad Multivariante para variables continuas

Valor	Asimetría		Valor	Curtosis		Asimetría y Curtosis	
	Z-score	P-Valor		Z-score	P-Valor	χ^2	P-Valor
5,437	20,991	0,000	58,195	9,997	0,000	540,544	0,000

Fuente: Elaboración propia

Tabla 16: Test de Normalidad Multivariante basado en la Curtosis relativa

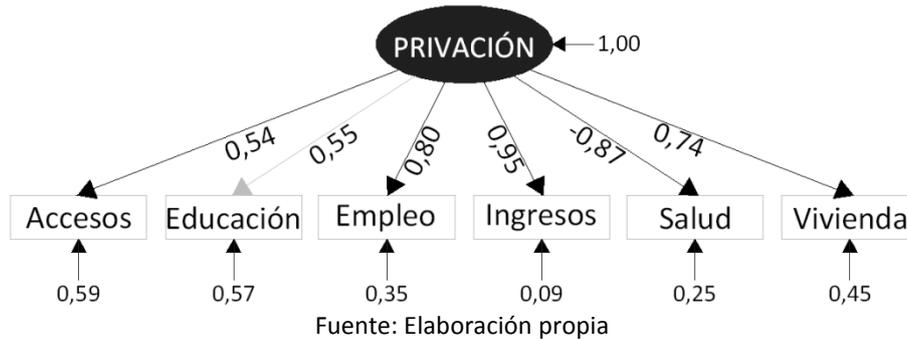
<i>Relative multivariate kurtosis</i> (RMK) de PRELIS	1,212
Número de variables analizadas	6
Tamaño de la muestra	770
Valor crítico significativo al 1%	2,58
Límite superior para el intervalo RMK	1,038
Límite inferior para el intervalo RMK	0,962
Resultados del test	No se puede aceptar la normalidad multivariante

Fuente: (SAS Institute, 2004)

Como no se puede aceptar el supuesto de normalidad multivariante (

Tabla 15 y Tabla 16) y el tamaño muestral es lo suficientemente grande, el análisis factorial confirmatorio se ha realizado mediante el método de distribución asintótica libre (Figura 12).

Figura 12: Resultados del Análisis Factorial confirmatorio del Índice Global de Privación obtenido a partir de las dimensiones normalizadas



5.2.1.1. MODELO DE MEDIDA

Los resultados obtenidos en el análisis del modelo de medida (Tabla 17) indican cargas factoriales (λ), fiabilidades (ρ_c) y convergencias (AVE) adecuadas. La mayor parte de las fiabilidades de la dimensión (R^2) se muestran también adecuadas, existiendo dos por debajo del 0,5. Al igual que ocurre con los valores de R^2 , la mayor parte de las cargas factoriales (λ) son superiores a 0,7, existiendo dos de ellas entre 0,6 y 0,7 (*Acceso y Educación*), lo que es aceptable en las etapas tempranas del desarrollo del modelo causal (Barclay *et al.*, 1995; Chin, 1998a; Fisher y Grégoire, 2006). La fiabilidad compuesta (ρ_c) es mayor que 0,8 y el AVE es mayor que 0,5, lo que indica una fiabilidad del constructo privación adecuada. En conclusión, el modelo de medida propuesto es fiable, pero las dimensiones *acceso y educación* influyen en menor medida que las demás en el índice global, y la dimensión salud, al igual que ocurría en el modelo causal, tiene una relación negativa con el resto de las dimensiones, es decir, cuando la privación en salud es alta en el resto de las dimensiones es baja y viceversa.

Tabla 17: Resultados del modelo de medida

FACTOR	DIMENSIONES	F. ITEM (R^2)	CARGAS (λ)	F. COMPUESTA (ρ_c)	AVE
PRIVACIÓN	ACCESO	0,414*** (0,047)	0,644*** (0,030)	0,808	0,644
	EDUCACION	0,433***	0,658***		

FACTOR	DIMENSIONES	F. ITEM (R^2)	CARGAS (λ)	F. COMPUESTA (ρ_c)	AVE
		(0,044)			
	EMPLEO	0,646 ^{***}	0,805 ^{***}		
		(0,039)	(0,028)		
	INGRESOS	0,910 ^{***}	0,954 ^{***}		
		(0,032)	(0,032)		
	SALUD	0,751 ^{***}	-0,867 ^{***}		
		(0,041)	(0,030)		
	VIVENDA	0,549 ^{***}	0,741 ^{***}		
		(0,045)	(0,029)		

p.f.=parámetro fijado a 1, 00 par la determinación de la escala del constructo

Fuente: Elaboración propia

5.2.1.2. MODELO ESTRUCTURAL

Los indicadores de calidad de ajuste del modelo (Tabla 18) son validos y cumplen los valores impuestos en los intervalos de confianza. Solamente el ajuste de la χ^2 no es válido, pero esto es debido fundamentalmente al tamaño muestral que es excesivamente grande y, como ya se ha señalado anteriormente, este indicador es muy sensible a ello. Además, se cumple la combinación propuesta por Hu y Bentler (1999): CFI mayor de 0,96 y SRMR menor de 0,09.

Tabla 18. Medidas de Calidad de Ajuste

INDICADOR	VALOR	INTEVALO DE CONFIANZA
Grados de Libertad	9	
χ^2	203	
p-valor	0,000	p> 0,05
RSMEA	0,000	< 0,07
Intervalo de confianza	0,000-0,000	
p-valor	0,000	P< 0,05
CFI	0,966	> 0,90
SRMR	0,0712	< 0,1
GIF	0,992	> 0,9

Fuente: Elaboración propia

En base a todo lo anterior se puede decir que se ha obtenido un factor único válido para la descripción de la privación.

5.2.2.INDICE DE PRIVACIÓN OBTENIDO A PARTIR DE LAS DIMENSIONES TRANSFORMADAS EXPONENCIALMENTE

Analizando las correlaciones existentes entre las dimensiones transformadas exponencialmente (Tabla 19), todas son significativas, pero debido a la transformación realizada sus coeficientes de correlación son bajos. Al igual que en el caso anterior no se puede aceptar el supuesto de normalidad multivariante (Tabla 20 y Tabla 21), por lo que, el análisis factorial confirmatorio se realizará mediante el método de distribución asintóticamente libre.

Tabla 19: Matriz de correlaciones

		ACCESO	EDUCACION	EMPLEO	INGRESOS	SALUD	VIVIENDA
ACCESO	C. Pearson	1	0,157**	0,203**	0,330**	-0,307**	0,284**
	Sig. (bilateral)		0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
	N	770	770	770	770	770	770
EDUCACION	C. Pearson	0,157**	1	0,391**	0,409**	-0,358**	0,296**
	Sig. (bilateral)	0,000		0,000	0,000	0,000	0,000
	N	770	770	770	770	770	770
EMPLEO	C. Pearson	0,203**	0,391**	1	0,548**	-0,377**	0,346**
	Sig. (bilateral)	0,000	0,000		0,000	0,000	0,000
	N	770	770	770	770	770	770
INGRESOS	C. Pearson	0,330**	0,409**	0,548**	1	-0,656**	0,552**
	Sig. (bilateral)	0,000	0,000	0,000		0,000	0,000
	N	770	770	770	770	770	770
SALUD	C. Pearson	-0,307**	-0,358**	-0,377**	-0,656**	1	-0,582**
	Sig. (bilateral)	0,000	0,000	0,000	0,000		0,000
	N	770	770	770	770	770	770
VIVIENDA	C. Pearson	0,284**	0,296**	0,346**	0,552**	-0,582**	1
	Sig. (bilateral)	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	
	N	770	770	770	770	770	770

Fuente: Elaboración propia

Tabla 20: Test de Normalidad Multivariante para variables continuas

Valor	Asimetría		Curtosis			Asimetría y Curtosis	
	Z-score	P-Valor	Valor	Z-score	P-Valor	χ^2	P-Valor
40,131	55,843	0,000	118,048	25,531	0,000	3822,343	0,000

Fuente: Elaboración propia

Tabla 21: Test de Normalidad Multivariante basado en la curtosis relativa

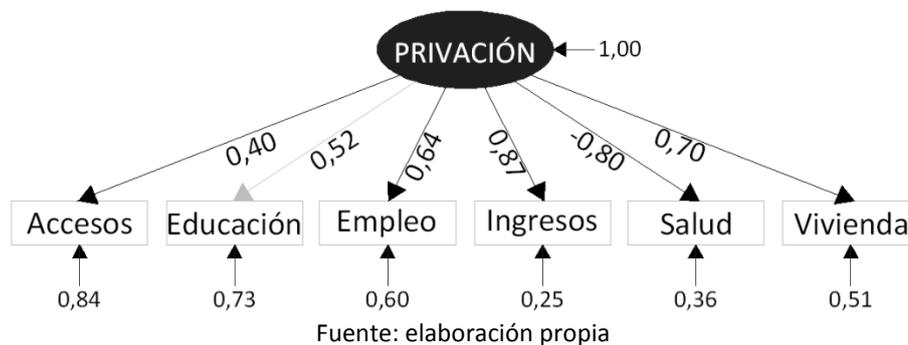
Relative multivariate kurtosis (RMK) de PRELIS	3
Número de variables analizadas	6
Tamaño de la muestra	770

Valor crítico significativo al 1%	2,58
Límite superior para el intervalo RMK	1,038
Límite inferior para el intervalo RMK	0,962
Resultados del test	No se puede aceptar la normalidad multivariante

Fuente: (SAS Institute, 2004)

Un vez realizado el análisis factorial (Figura 13), se analiza el modelo de medida y el estructural para poder valorar el ajuste del modelo.

Figura 13: Resultados del Análisis Factorial confirmatorio del Índice Global de Privación obtenido a partir de las dimensiones transformadas exponencialmente



5.2.2.1. MODELO DE MEDIDA

Los resultados obtenidos en el análisis del modelo de medida (Tabla 22) indican cargas (λ), fiabilidades (ρ_c) y convergencias (AVE) débiles. Como se observa solamente en las dimensiones ingresos y salud las cargas superan el valor 0,7. La fiabilidad compuesta (ρ_c) es menor que 0,7 y el AVE es un poco menor que 0,5. En conclusión, la transformación exponencial hace que se pierda parte de la proporción de varianza explicada por las dimensiones del constructo privación, lo que debilita el modelo de medida.

Tabla 22: Resultado del modelo de medida

FACTOR	DIMENSIONES	F. ITEM (R^2)	CARGAS (λ)	F. COMPUESTA (ρ_c)	AVE	
PRIVACIÓN	ACCESO	0,157*** (0,044)	0,395*** (0,038)	0,646	0,480	
	EDUCACION	0,267*** (0,047)	0,517*** (p.f.)			
	EMPLEO	0,404*** (0,048)	0,535*** (0,034)			
	INGRESOS	0,755*** (0,044)	0,869*** (0,050)			

FACTOR	DIMENSIONES	F. ITEM (R^2)	CARGAS (λ)	F. COMPUESTA (ρ_c)	AVE
	SALUD	0,638*** (0,045)	-0,799*** (0,047)		
	VIVENDA	0,485*** (0,047)	0,595*** (0,037)		

p.f.=parámetro fijado a 1, 00 par la determinación de la escala del constructo

Fuente: Elaboración propia

5.2.2.2. MODELO ESTRUCTURAL

Las medidas de calidad de ajuste del modelo (Tabla 23) son validas y cumplen los valores impuestos en los intervalos de confianza. Solamente el ajuste de la χ^2 no es válido, pero esto es debido de nuevo al tamaño muestral.

Tabla 23: Medidas de Calidad de ajuste

INDICADOR	VALOR	INTEVALO DE CONFIANZA
Grados de Libertad	9	
χ^2	80,745	
p-valor	0,000	p> 0,05
RSMEA	0,000	< 0,05
Intervalo de confianza	0,000-0,000	
p-valor	0,000	P< 0,05
CFI	0,956	> 0,90
SRMR	0,048	< 0,1
GIF	0,991	> 0,9

Fuente: Elaboración propia

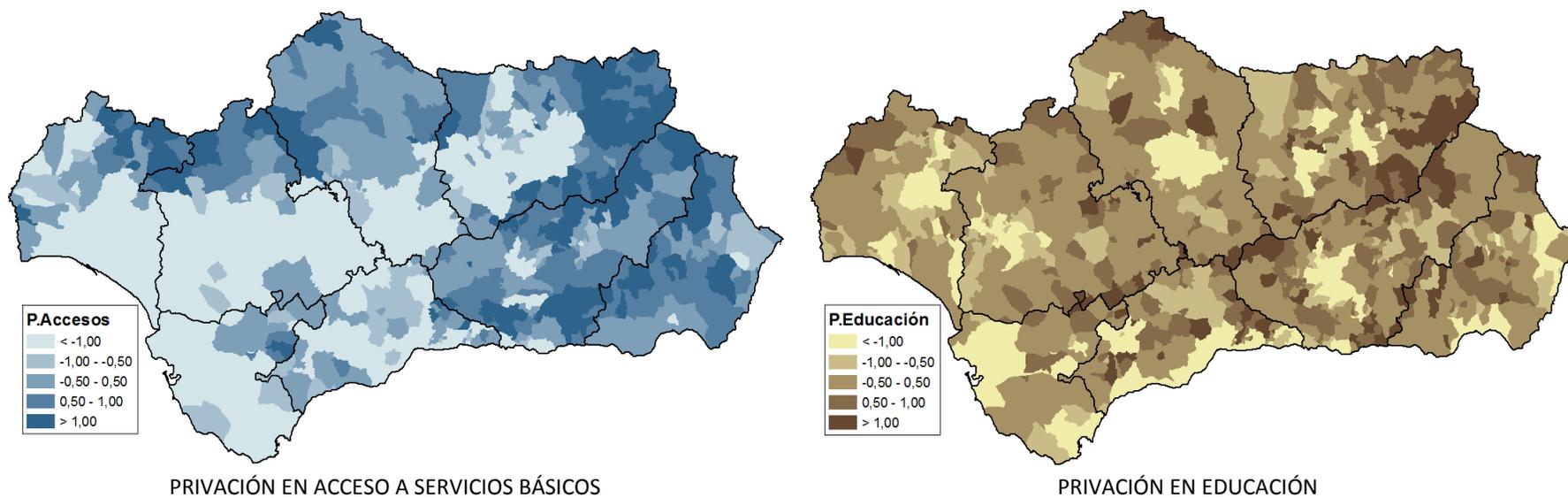
En resumen, aunque el ajuste del modelo estructural sea bueno, el del modelo de medida es débil. La transformación exponencial refuerza el efecto acumulativo de las dimensiones en el índice global, puesto que evita que dos dimensiones con valores similares pero sentidos opuestos se anulen. Pero la disminución de proporción de varianza explicada por las dimensiones del índice global debilita el modelo de medida respecto al anterior.

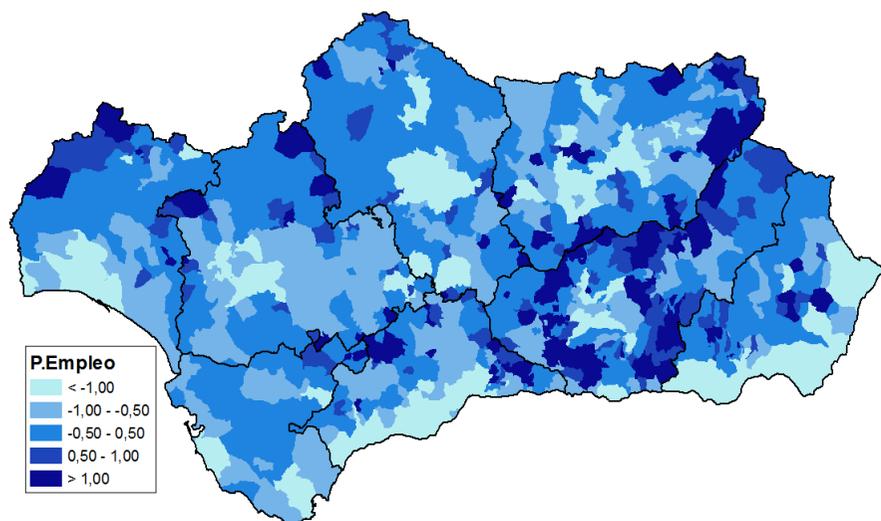
5.3. ANALISIS ESPACIAL DEL INDICE DE PRIVACIÓN

En la representación espacial de los valores obtenidos para las dimensiones y para los índices globales (Figura 14), se observa que en general los municipios en zonas montañosas son los que mayores índices de privación tienen. En la privación en la

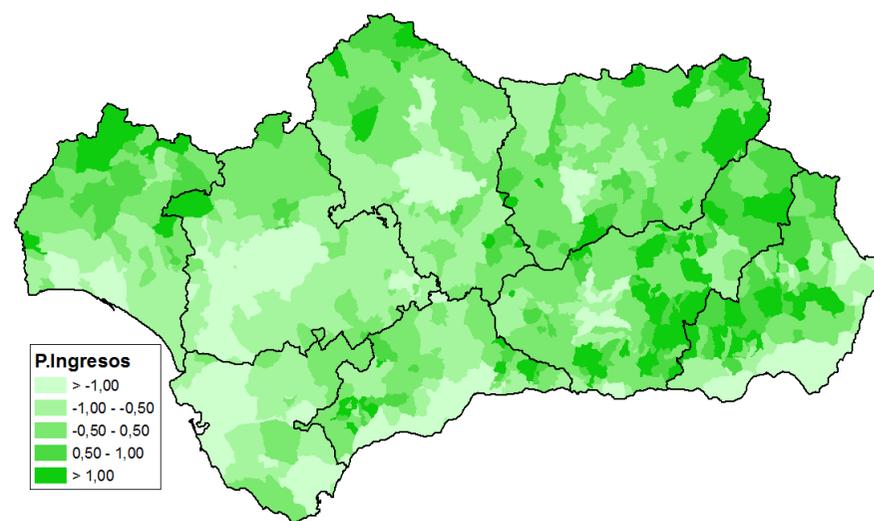
salud la situación es la opuesta, las áreas de sierra salen claramente poco privadas; son las capitales de provincia y las zonas costeras, así como sus alrededores, las zonas con peores resultados (mayor privación).

Figura 14: Resultados de las dimensiones y los índices globales de privación en los municipios de Andalucía

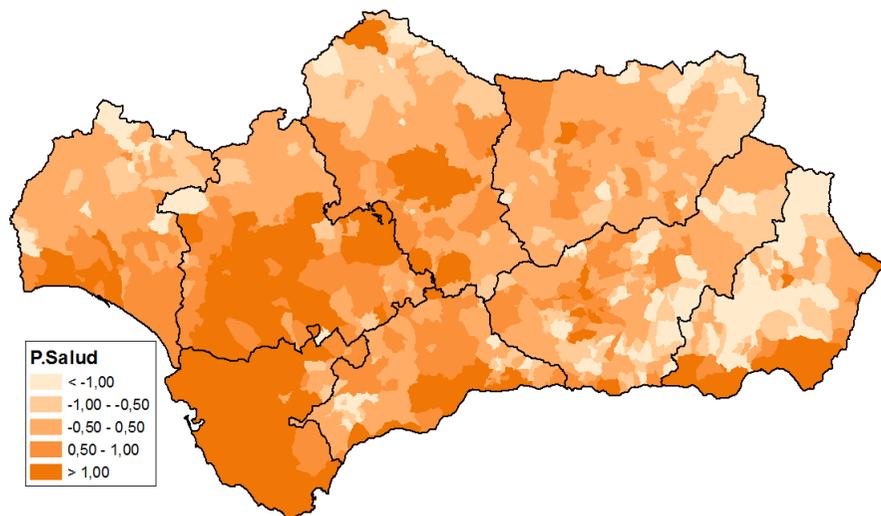




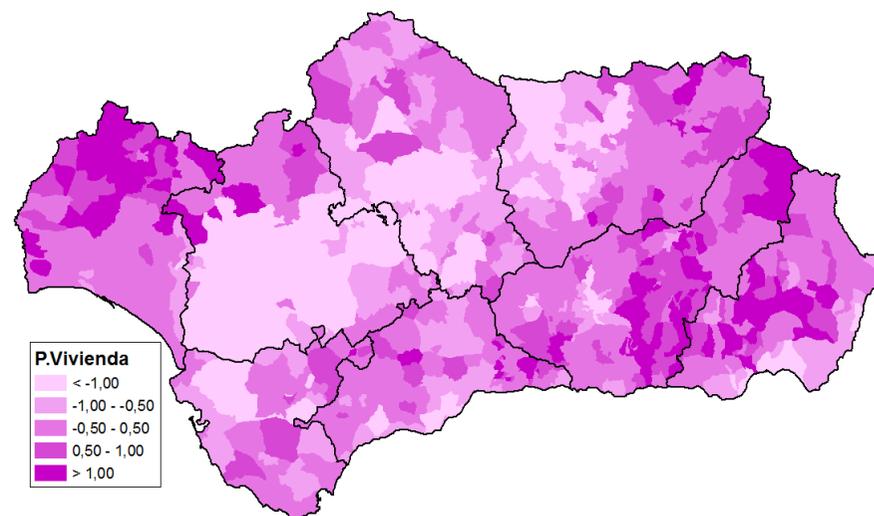
PRIVACIÓN EN EMPLEO



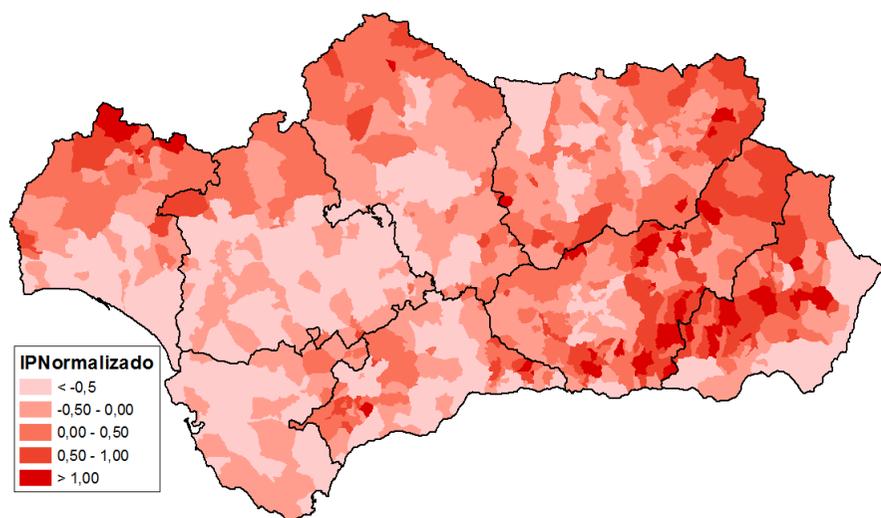
PRIVACIÓN EN INGRESOS



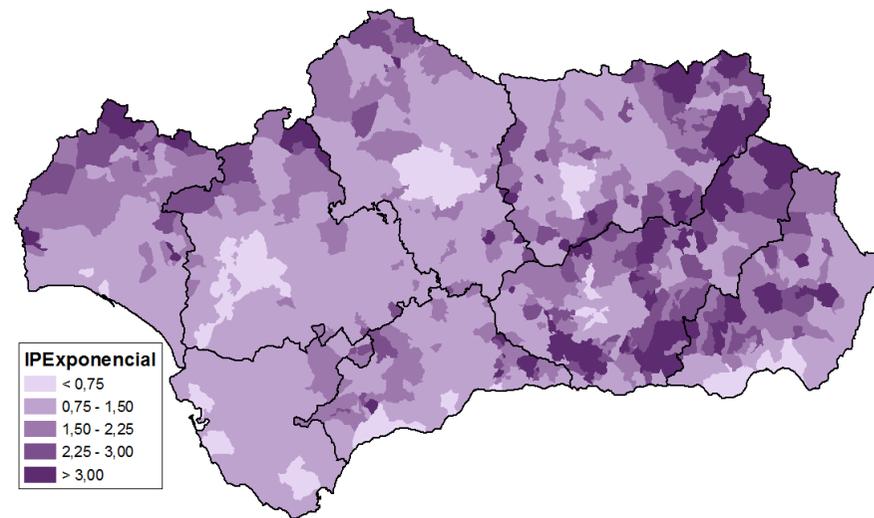
PRIVACIÓN EN SALUD



PRIVACIÓN EN VIVIENDA



INDICE DE PRIVACIÓN GLOBAL NORMALIZADO



INDICE DE PRIVACIÓN GLOBAL TRANSFORMADO EXPONENCIALMENTE

Fuente: Elaboración propia

El análisis espacial exploratorio se ha realizado sobre los valores de las dimensiones y sobre los índices globales aplicando la I de Moran global (Moran, 1948) y la G^* de Getis & Ord local (Ord y Getis, 1995).

Los resultados obtenidos en el análisis de la I de Moran, señala la existencia de dependencia espacial positiva con agrupaciones o clústeres de valores elevados de privación en todas las dimensiones y en los índices globales (Tabla 24). Este análisis rechaza la hipótesis nula de que la privación se distribuye de forma aleatoria ($p=0,01$).

Tabla 24: Análisis de la autocorrelación espacial global de la privación por dimensiones y globales (Índice global de la I de Moran)

I de Moran Global	A	ED	E	I	S	V	IPN	IPE
I	0,60	0,81	0,56	0,75	0,67	0,80	0,48	0,59
Valor z (d.e.)	31,99	42,96	29,81	39,96	35,6	42,46	25,70	31,68
Valor p	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01

d.e.= desviación estándar

Fuente: elaboración propia

El análisis de la G^* de Getis & Ord local considera las veces que cada valor se aleja de la media en función de la desviación estándar; la distribución de frecuencias de los datos identifica cuáles son valores significativamente elevados en alguna variable (*hot spot*), y cuáles son significativamente bajos (*cold spot*), es decir, son agrupaciones espaciales con valores $z \geq 2,58$ en el primero caso o $z \leq -2,58$ en el segundo caso (Tabla 25).

Tabla 25: Distribución de frecuencias de las dimensiones y los índices globales en Andalucía

	A	ED	E	I	S	V	IPN	IPE
< 2,58	119	106	101	109	151	103	103	84
-2,58 a -1,96	87	15	33	37	47	72	72	40
d.e.								
-1,96 a -1,65	42	17	14	32	24	37	37	35
d.e.								
-1,65 a 1,65	282	467	450	371	372	345	345	412
1,65 a 1,96	20	52	18	33	25	25	25	17
1,96 a 2,58	45	62	34	52	27	42	42	32
> 2,58	175	51	120	136	124	146	146	150

d.e.= desviación estándar

Fuente: Elaboración propia

Los municipios con valores significativamente altos son distintos según la dimensión o el índice global estudiado, siendo educación la dimensión con menor número de municipios y acceso la que tiene mayor número de municipios pertenecientes a un *hot spot*; en la mayoría de los casos estos municipios se concentran principalmente en la zona oriental de la Comunidad Autónoma. Por el contrario, los municipios con valores significativamente bajos corresponden a los de menor privación dentro de su dimensión, siendo empleo donde existen menos municipios con poca privación y salud en la que hay más municipios; estos municipios se concentran fundamentalmente en la zona occidental.

Los resultados obtenidos del análisis de correlación espacial realizado mediante la G^* de Getis y Ord local, se ha representado en unos mapas para facilitar su estudio (Figura 15). Analizando los municipios que forman parte de los *hot spot* (Anexo 3) se pueden destacar los siguientes datos: más del 3% de la población tiene altos valores de privación en el campo de la educación; más del 2% de la población se encuentra privados en ingresos. Más del 4% de la población, tiene valores muy altos de privación en las dimensiones empleo, acceso y vivienda. Respecto las dimensión salud, más del 42% de la población tiene valores altos de privación. En cuanto a los índices de privación globales en el primero un total del 2,4% de la población pertenece a algún *hot spot*, y en el segundo es un total del 4% de la población la que forma parte de alguna de estas agrupaciones.

En el anexo 2 se incluye el análisis estadístico descriptivo completo de los municipios que presentan valores *hot spot* en cada dimensión, siendo un total de 404 municipios los que pertenecen a algún *hot spot* en alguna de las dimensiones o en los índices globales (Tabla 26). Como resumen de los resultados presentados en el anexo 2 y la tabla 26, se puede mencionar que las distribuciones estadísticas de los valores de privación de los municipios pertenecientes a alguna agrupación *hot spots* de cada dimensión son bastante simétricas, salvo en acceso y educación, siendo en la dimensión ingreso en la que los valores de privación de estos municipios tiene menos dispersión. En cuanto a los índices de privación globales, en el normalizado la distribución de estos municipios es simétrica mientras que la segunda está claramente

desviada a la izquierda formando una distribución similar a la β , como cabría esperar. Respecto a los valores máximos y mínimos de los municipios pertenecientes a un *hot spot*, oscilan entre -1,22 y 4,60 en la dimensión ingresos, y en los índices globales, el primero varía entre 0,99 y 3,30 y el segundo entre 0,77 y 8,48.

Tabla 26: Estadísticas descriptivas de los municipios pertenecientes a un *hot spot* por el índice G^* de Getis y Ord

	A	ED	E	I	S	V	IPN	IPE
Recuento	175	51	120	136	124	146	146	150
Media	1,143	0,951	0,993	1,072	1,243	1,019	0,962	2,986
Mediana	1,070	0,936	0,891	0,939	1,245	0,948	0,869	2,851
Desviación Típica	0,619	0,790	0,996	0,986	0,686	0,777	0,784	1,291
Mínimo	-1,076	-1,063	-1,024	-1,221	-0,717	-0,986	-0,986	0,765
Máximo	1,821	2,785	3,464	4,598	3,663	3,296	3,296	8,480

Fuente: elaboración propia

En el mapa de *hot* y *cold spots* obtenidos para la dimensión acceso (Figura 15), se puede observar dos *hot spots*: el primero afecta a las sierra orientales, sierra Nevada, sierra de Baza y sierra de Cazorla, Segura y las Villas, que unen las provincias de Almería, Granada y Jaén y el segundo a la sierra norte de Sevilla y Huelva. Además aparecen cuatro *cold spots*: el primero situado en las provincias de Huelva y Sevilla en el entorno de sus capitales, el segundo alrededor de Málaga capital, el tercero en la campiña sur de la provincia de Córdoba y Sevilla y el cuarto en torno a Jaén capital.

En la dimensión educación (Figura 15) se repite el *hot spot* de las sierras orientales, aunque con menor extensión, y aparecen dos nuevos: uno en la zona de la Sierra de Tejeda y Almijara en la unión de las provincias de Málaga y Granada y otros en la comarca de Antequera donde se unen las provincias de Málaga, Cádiz y Sevilla. En relación con las agrupaciones *cold spots*, se repiten las de la provincia de Huelva y Sevilla y el de Málaga capital, pero tiene menos municipios que en el caso anterior, y aparecen dos nuevos uno alrededor de Granada capital y otro en la comarca de la bahía de Cádiz.

En empleo (Figura 15) se repiten dos *hot spots*: el existente en las sierras orientales y el de la sierra de Tejeda y Almijara, con extensiones mayores que en el caso anterior. Además aparece un nuevo *hot spot* en sierra sur de Jaén. En cuanto a los

cold spots se repiten tres: el que aparece entre las provincias de Huelva y Sevilla, el que se encuentra en torno a Málaga capital y el que existe alrededor de Granada capital, aunque las extensiones de los mismos varían respecto a las dimensiones anteriores. También aparecen dos nuevos uno en torno a Almería capital y otro en la zona del levante almeriense.

En la dimensión ingresos (Figura 15) aparecen los dos mismos *hot spots* que en acceso, aunque con extensiones menores. En relación con los *cold spots*, existen tres que han salido con anterioridad: el de las provincias de Huelva y Sevilla, el de Málaga capital y el de Granada capital y aparece uno nuevo en la zona del Campo de Gibraltar.

Salud (Figura 15), como ya se ha comentado, tiene una relación opuesta con el resto de dimensiones, por lo que las agrupaciones de *hot* y *cold spots* son diferentes a lo descrito hasta el momento. En esta dimensión aparecen cuatro *hot spots*: uno entorno a Huelva capital, otro entre las provincias de Cádiz y Sevilla que se localiza fundamentalmente alrededor de las capitales, otro en torno a Málaga capital y el último alrededor de Granada capital. También aparecen cinco *cold spots*: uno en la sierra norte de Huelva y Sevilla, el segundo en la sierra de Ronda, el tercero en la sierra de Tejeda y Aljaraque, el cuarto en la sierra oriental en las provincias de Granada y Almería y el quinto en la sierra de Segura en la provincia de Jaén.

En la dimensión vivienda (Figura 15) se repiten tres de los *hot spots* de dimensiones anteriores: el de la sierra norte, el de sierra de Tejeda y Aljaraque y el de la sierra oriental. Además, se observan dos *cold spots* que han aparecido anteriormente: el primero el de las provincias de Huelva y Sevilla, aunque en este caso se extiende desde Sevilla por el valle del Guadalquivir hacia la provincia de Córdoba, y el segundo el que se forma alrededor de Granada capital, por último, aparece un tercer *cold spot* que no ha aparecido hasta el momento en la zona del Alto Guadalquivir entre las provincias de Córdoba y Jaén.

En cuanto a los índices globales (Figura 15), la importancia de la dimensión ingresos en la ponderación de los índices hace que las agrupaciones obtenidas en

estos índices se parezcan a las de esta dimensión. Aún así, se puede observar que las otras dimensiones, como por ejemplo empleo, también influyen, especialmente en la determinación de los *cold spots*.

Si centramos la atención en el normalizado (Figura 15), se observan tres *hot spots*: el de la sierra oriental, el de sierra norte y el de la sierra de Tejeda y Almijara. En cuanto a los *cold spots* aparecen cinco: el primero el de las provincias de Huelva y Sevilla, el segundo el de Málaga capital, el tercero el de la Campiña Sur, el cuarto el de Granada capital, y el quinto el del Campo de Gibraltar.

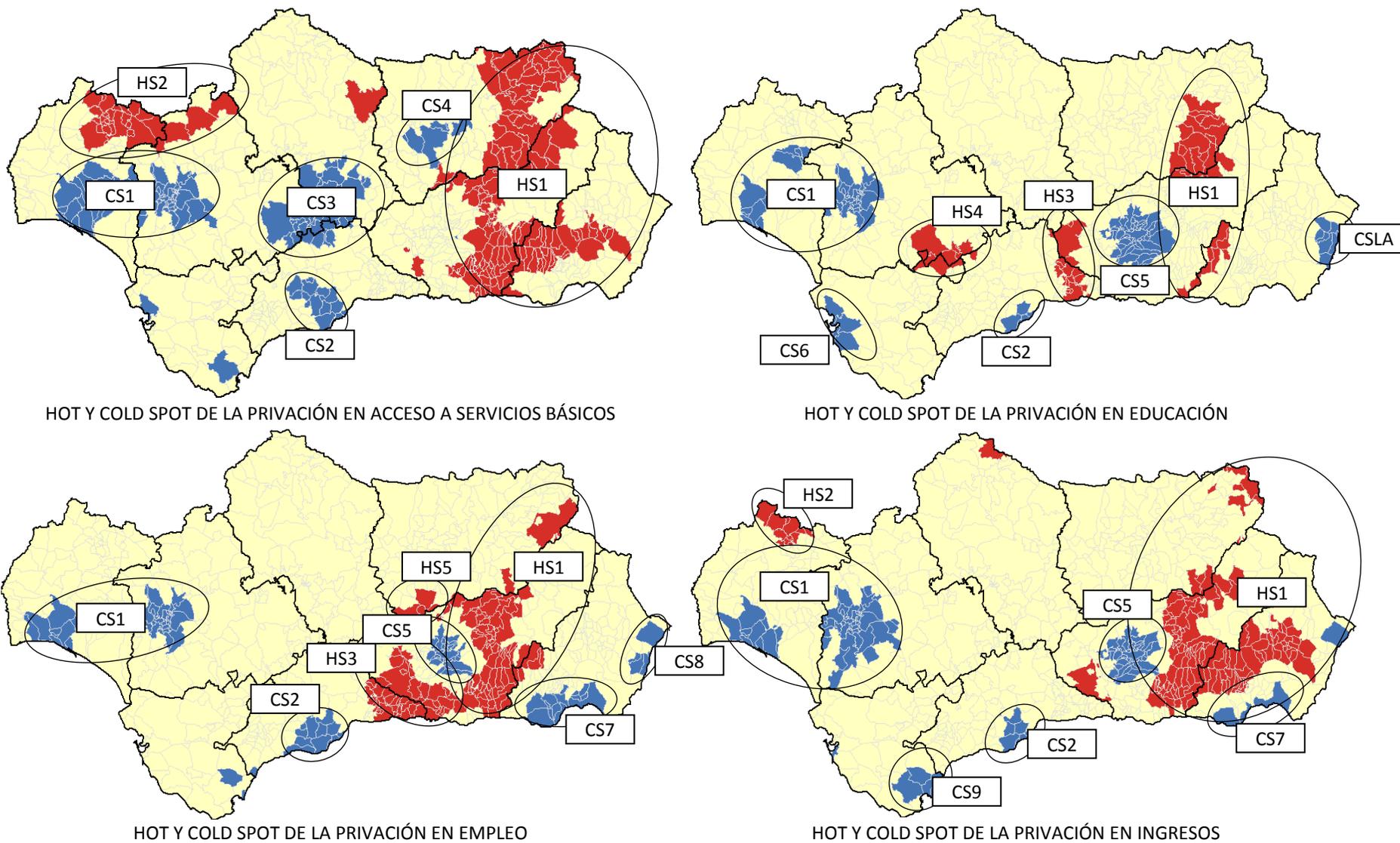
En relación con índice transformado exponencialmente (Figura 15), se pueden describir cuatro *hot spots*: el de las sierras occidentales, el de la sierra norte, el de la sierra de Tejeda y Almijara y el de la sierra sur de Jaén. También aparecen tres *cold spots*: el primero el de las provincias de Huelva y Sevilla, el segundo el de Málaga capital, y el tercero el de Granda capital.

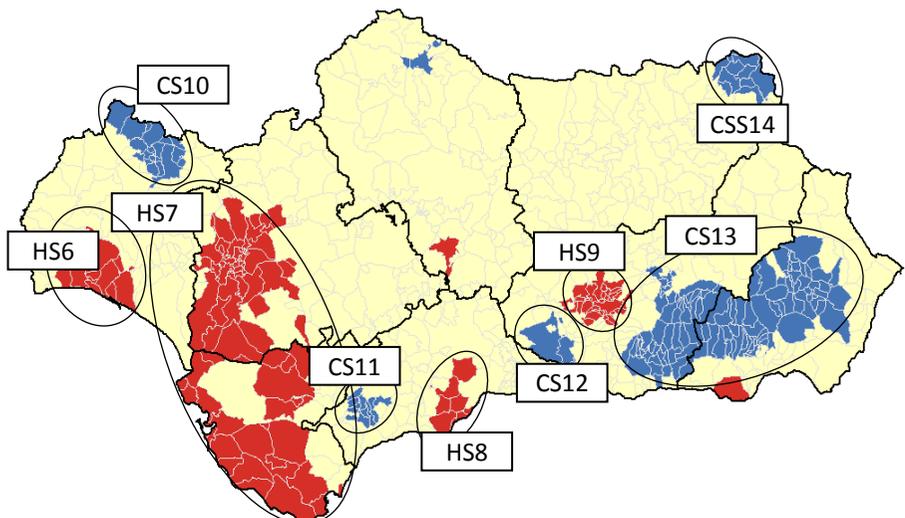
Si se comparan los resultados de los dos índices globales, se puede observar que el número y el tamaño de los *hot spots* obtenidos en el índice exponencial son superiores al proporcionado por el índice normalizado. Como ya se mencionó, la transformación exponencial realizada pretende destacar todas aquellas zonas en las que se produce privación en alguna de las dimensiones consideradas por nuestro índice, evitando así que estos valores sean suavizados o enmascarados por valores de privación bajos o muy bajos en otras dimensiones y, por tanto, que los municipios correspondientes no sean detectados como privados.

A pesar de que con esta transformación se ha logrado el objetivo deseado, los resultados obtenidos en el mapa muestran que esta forma de localizar los municipios privados tiende a sobrevalorar la privación existente, como consecuencia de la elevación exponencial de una de las dimensiones, pudiendo llevar a conclusiones equivocadas sobre el nivel de privación global que se produce en los mismos. Además, esta transformación dificulta la detección de agrupaciones *cold spots* ya que, aunque casi todas las dimensiones de un mismo municipio tengan valores muy bajos de

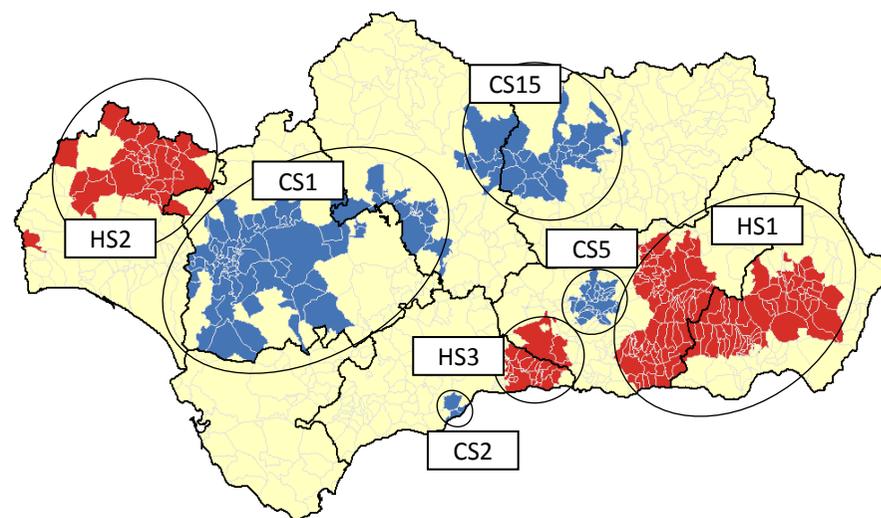
privación con una única excepción, el valor de esta última provoca que dicho municipio no sea detectado como *cold spot*.

Figura 15: Índices de autocorrelación local de la privación en los municipios andaluces

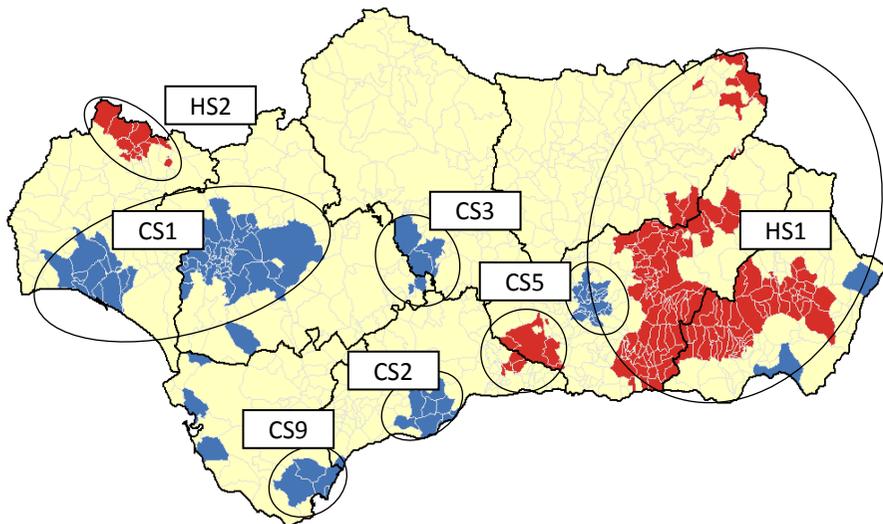




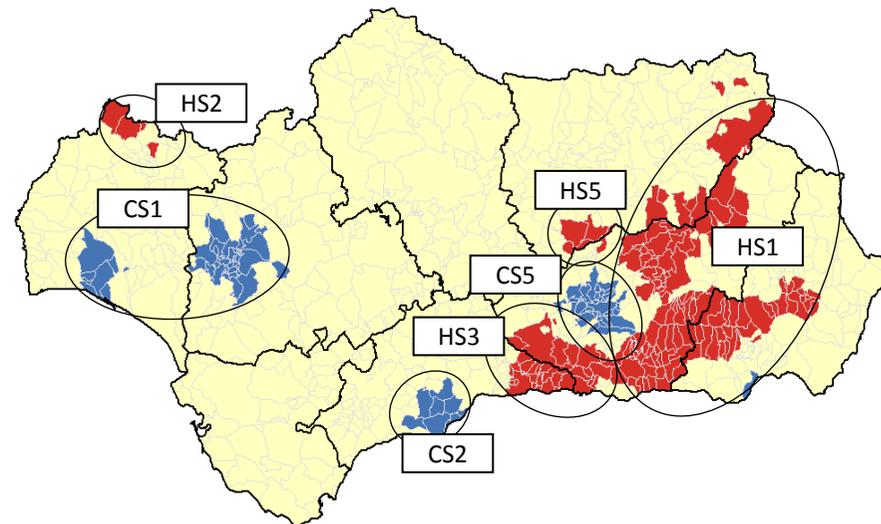
HOT Y COLD SPOT DE LA PRIVACIÓN EN SALUD



HOT Y COLD SPOT DE LA PRIVACIÓN EN VIVIENDA



HOT Y COLD SPOT DEL INDICE DE PRIVACIÓN GLOBAL NORMALIZADO



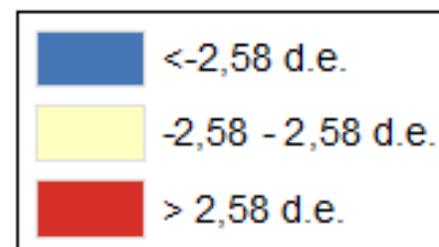
HOT Y COLD SPOT DEL INDICE DE PRIVACIÓN GLOBAL TRANSFORMADO EXPONENCIALMENTE

HOT SPOT (HS)

HS1: HS Sierra Oriental
HS2: : HS Sierra Norte
HS3: HS Sierra de Almijara
HS4: HS Comarca de Antequera
HS5: HS Sierra Sur de Jaén
HS6: HS Huelva
HS7: HS Cádiz y Sevilla
HS8: HS Málaga Capital
HS9: HS Granada Capital

COLDSPOT (CS)

CS1: CS Huelva y Sevilla
CS2: CS Málaga Capital
CS3: CS Campiña Sur
CS4: CS Jaén Capital
CS5: CS Granada Capital
CS6: CS Bahía de Cádiz
CS7: CS Almería Capital
CS8: CS Levante Almeriense
CS9: CS Campo de Gibraltar
CS10: CS Sierra Norte
CS11: CS Sierra de Ronda
CS12: CS Sierra de Almijara
CS13: CS Sierras Oriental
CS14: CS Sierra de Segura
CS15: CS Alto Guadalquivir



d.e.=desviación estándar

Fuente: Elaboración propia

En el Anexo 3 se adjunta el listado completo de las agrupaciones *hot* y *cold spots* y de los municipios que forman parte de ellas en cada dimensión o índice global. Solamente cuatro de estos municipios, pertenecientes al HS1-Sierra Oriental, aparecen en todas las dimensiones excepto en salud, y en los dos índices globales (Tabla 27).

Tabla 27: Municipios que forman parte de las agrupaciones *hot-spots* en cinco de las dimensiones estudiadas

HS	MUNICIPIO	CIUDAD	A	ED	E	I	S	V	IPN	IPE
HS1	Abrucena	Almería	X	X	X	X	0	X	X	X
	Fiñana	Almería	X	X	X	X	0	X	X	X
	Paterna del Río	Almería	X	X	X	X	0	X	X	X
	Turón	Granada	X	X	X	X	0	X	X	X

Fuente: Elaboración propia

58 municipios, pertenecientes al HS1, experimentan privación en cuatro de las seis dimensiones, de los cuales destacan tres, Albuñán, Lugros y Policar de la provincia de Granada, por estar privados en el índice global normalizado y no en el exponencial (Tabla 28).

Tabla 28: Municipios que forman parte de las agrupaciones *hot-spots* en cuatro de las dimensiones estudiadas

HS	MUNICIPIO	CIUDAD	A	ED	E	I	S	V	IPN	IPE
HS1	Abla	Almería	X		X	X		X	X	X
	Alcolea	Almería	X	X		X		X	X	X
	Bayárcal	Almería	X		X	X		X	X	X
	Beires	Almería	X	X		X		X	X	X
	Laujar de Andarax	Almería	X	X		X		X	X	X
	Alamedilla	Granada	X	X	X	X			X	X
	Albondón	Granada	X		X	X		X	X	X
	Albuñán	Granada	X		X	X		X	X	
	Albuñol	Granada	X	X	X			X	X	X
	Aldeire	Granada	X		X	X		X	X	X
	Alhama de Granada	Granada		X	X	X		X	X	X
	Almegíjar	Granada	X		X	X		X	X	X
	Alquife	Granada	X		X	X		X	X	X
	Beas de Guadix	Granada	X		X	X		X	X	X
	Benalúa	Granada	X		X	X		X	X	X
	Bérchules	Granada	X		X	X		X	X	X
	Busquístar	Granada	X		X	X		X	X	X
	Cádiar	Granada	X		X	X		X	X	X
	Cáñar	Granada	X		X	X		X	X	X
	Capileira	Granada	X		X	X		X	X	X

HS	MUNICIPIO	CIUDAD	A	ED	E	I	S	V	IPN	IFE
	Carataunas	Granada	X		X	X		X	X	X
	Cástaras	Granada	X		X	X		X	X	X
	Cogollos de Guadix	Granada	X		X	X		X	X	X
	Cortes y Graena	Granada	X		X	X		X	X	X
	Darro	Granada	X		X	X		X	X	X
	Dehesas de Guadix	Granada	X	X	X	X			X	X
	Ferreira	Granada	X		X	X		X	X	X
	Fonelas	Granada	X		X	X		X	X	X
	Gobernador	Granada	X		X	X		X	X	X
	Gorafe	Granada	X		X	X		X	X	X
	Huélago	Granada	X		X	X		X	X	X
	Huéneja	Granada	X		X	X		X	X	X
	Jerez del Marquesado	Granada	X		X	X		X	X	X
	Juñeres	Granada	X		X	X		X	X	X
	Lanteira	Granada	X		X	X		X	X	X
	Lobras	Granada	X		X	X		X	X	X
	Lugros	Granada	X		X	X		X	X	
	Marchal	Granada	X		X	X		X	X	X
	Murtas	Granada	X		X	X		X	X	X
	Èrjiva	Granada	X		X	X		X	X	X
	Pampaneira	Granada	X		X	X		X	X	X
	Pedro Martínez	Granada	X		X	X		X	X	X
	Polícar	Granada	X		X	X		X	X	
	Portugos	Granada	X		X	X		X	X	X
	Purullena	Granada	X		X	X		X	X	X
	Soportújar	Granada	X		X	X		X	X	X
	Sorvilán	Granada	X		X	X		X	X	X
	Torvizcón	Granada	X		X	X		X	X	X
	Trevélez	Granada	X		X	X		X	X	X
	Ugíjar	Granada	X		X	X		X	X	X
	Válor	Granada	X		X	X		X	X	X
	La Tahá	Granada	X		X	X		X	X	X
	Nevada	Granada	X		X	X		X	X	X
	Alpujarra de la Sierra	Granada	X		X	X		X	X	X
	Morelábor	Granada	X		X	X		X	X	X
	Cuevas del Campo	Granada	X	X	X	X			X	X
	Huesa	Jaén	X	X	X	X			X	X

Fuente: Elaboración propia

5.3.1. COMPARACIÓN DE LAS DISTRIBUCIONES Y MEDIANAS

Se ha aplicado la Prueba U de Mann-Whitney y la Prueba de medianas para muestras independientes (Tabla 29) a los valores de privación de las dimensiones y a los índices globales. En la primera prueba si la H_0 se confirma significa que la distribución en cada dimensiones o índices es la misma en los municipios que forman parte de un *hot spot* que en los que no pertenecen a uno; y en la segunda prueba si la H_0 se confirma significa que la mediana de la distribución de las dimensiones o índices es la misma en los municipios que forman parte de un *hot spot* que en los que no pertenecen a uno. La finalidad es comparar las distribuciones y las medianas entre los municipios que forman parte de un *hot spots* y el resto de municipios, para demostrar que ambos grupos pueden considerarse significativamente distintos.

Tabla 29: Comparación de distribuciones y medianas

HIPOTESIS NULA	ACCESO	EDUCAC.	EMPLEO	INGRE.	SALUD	VIVIEN.	IPGN	IPGE
Prueba U de Mann-Whitney	Rechazar (sig. 0,00 < 0,5)							
Prueba de la medianas	Rechazar (sig. 0,00 < 0,5)							

Fuente: Elaboración propia

Se observa que las distribuciones entre los municipios que forman parte de un *hot spots* no son iguales al a las del resto de municipios en ningún caso. En la comparación de las medianas también se rechaza la hipótesis nula de igualdad, reafirmando que los municipios que pertenecen a algún *hot spots* son claramente diferentes al resto de municipios.

VI. DISCUSIÓN

6.1. EL MODELO CAUSAL COMO BASE PARA OBTENER EL ÍNDICE DE PRIVACIÓN MULTIDIMENSIONAL

En el capítulo 1 se ha realizado una revisión de los estudios sobre la privación existentes, analizando las ventajas e inconvenientes de cada uno de ellos, haciendo especial hincapié en los aplicados en España. Esta revisión ha permitido detectar la escasez análisis sobre la importancia de las relaciones entre las dimensiones de la privación.

En este trabajo se ha diseñado un modelo conceptual causal para el estudio de la privación. Esta metodología permite plantear un modelo global extrapolable a otras regiones geográficas, adaptándolo en función de las circunstancias específicas del lugar de estudio, es decir, es un modelo dinámico en el cual la relevancia de las dimensiones y las variables, así como las relaciones entre estas dimensiones varían en función de estas condiciones específicas, pero la estructura del modelo se mantiene, permitiendo la comparabilidad territorial. Estas modificaciones según el entorno de estudio pueden ser evaluadas mediante análisis de sensibilidad.

Como se ha comentado, la privación es un concepto multidimensional relativo que depende de la sociedad en la que se estudie; las dimensiones y los índices globales lo tienen en cuenta estandarizando las variables respecto a la sociedad de referencia, que este caso es la española. Esta estandarización ha permitido tener un punto de referencia para poder comparar las mediciones de las distintas variables. De esta forma, aquellas variables cuyos valores medios están por encima de la unidad, indican peores condiciones que en el resto de los municipios de España. Como se ha visto en los resultados del análisis descriptivo de las mismas, Andalucía se encuentra en peores condiciones socioeconómicas que España, lo que coincide con la realidad observable.

Por otro lado, existen dos tipos de privaciones la material y la social. Gracias a la multidimensionalidad de este índice, se han podido estudiar los dos tipos, ya que, se han incluido variables y dimensiones que no solo implican privación material, tales como, las dimensiones educación y salud. La primera, aunque también está

relacionada con la privación material, puede mostrar aspectos de la privación social puesto que una carencia de educación impide al individuo desarrollar habilidades sociales que favorecen la comunicación y su promoción provocando situaciones de exclusión social (Domínguez-Berjón *et al.*, 2001; Galobardes *et al.*, 2006a). En cuanto a la segunda, la existencia, por ejemplo, de discapacidad por enfermedad deteriora la calidad de vida e impide el completo desarrollo del individuo dentro de la sociedad.

El modelo causal de privación diseñado se adaptó al caso de la comunidad autónoma andaluza y se analizó mediante métodos de ecuaciones estructurales. Esta metodología se aplicó con éxito para el análisis sus distintas dimensiones, así como para el estudio de las relaciones causales entre estas, evaluando la influencia que cada dimensión tiene sobre los demás.

Este modelo causal finalmente se evaluó demostrando su fiabilidad tanto en el modelo de medida como en el estructural. En el análisis del primero, las dimensiones que componen el índice de privación están definidas por las variables apropiadas, tal como demostraron los diferentes índices de calidad; solamente mostraron menos robustez las dimensiones acceso y vivienda.

Probablemente, la razón de este comportamiento es que Andalucía pertenece a un país desarrollado en el que la falta de instalaciones en las viviendas es relativamente poco común. Como se ha comentado, la Administración realizó un gran esfuerzo mediante la construcción de viviendas de protección oficial para conseguir unas condiciones de vivienda dignas a precios asequibles. En el caso de acceso a los servicios básicos ocurre algo similar. Por lo tanto, aunque ambos son válidos en el modelo, pues muestran validez y fiabilidad suficientes, sería conveniente completarlos con alguna otra variable, como por ejemplo, el porcentaje de viviendas sociales en el municipio o el acceso a servicios básicos con transporte público.

De acuerdo con los resultados, una mejora en la educación debe mejorar también el empleo y los ingresos, y, a través de estos, la vivienda y el acceso a los servicios básicos. Esto es lógico, ya que estas dimensiones están siempre muy

relacionadas entre sí, es decir, la privación en educación se asocia con un mayor desempleo y menores salarios y esto limita las zonas donde se puede vivir, puesto que las zonas con buenas comunicaciones, infraestructuras y con viviendas con buenas instalaciones quedan fuera del alcance de los individuos.

Según el modelo obtenido, la privación en salud tiene una fuerte relación, aunque negativa, con el ingreso. Las zonas con más empleo e ingresos suelen ser zonas con más desarrollo, por tanto, más contaminación: peor calidad del aire, ruido, etc. Debido a que las variables utilizadas para definir la privación en salud están muy relacionadas con la calidad de vida y del entorno, estas peores condiciones de las zonas más desarrolladas explican esta relación negativa.

Independientemente de la dirección que toman estas relaciones, lo que se demuestra es que realmente existe una fuerte dependencia causal entre las dimensiones que forman el constructo privación, especialmente de la educación con el empleo y los ingresos y de los ingresos con el acceso, la salud y la vivienda.

El modelo muestra que una parte relevante de la varianza de cada dimensión individual (empleo, ingresos, vivienda, infraestructura y salud) se explica por las demás dimensiones de la privación, incluyendo la educación. Por lo tanto, el modelo causal confirma empíricamente las teorías anteriores, es decir, la dimensión principal de la privación es la educación. Si las políticas públicas tienen como objetivo reducir la privación en otras dimensiones, directa o indirectamente, es necesario hacer hincapié en la formación y la educación.

Todas estas conclusiones demuestran la importancia de estudiar las relaciones causales, ya que gracias a ese estudio se puede conocer hasta qué punto la variación de privación en una dimensión modifica la privación en el resto. Por ejemplo, mejorando el empleo en un área, aumentamos los ingresos que a su vez mejoran las posibilidades de vivienda y acceso a los servicios básicos, mejorando de las condiciones de salubridad.

Una vez obtenidas las dimensiones se hallaron dos índices globales de privación mediante análisis factorial confirmatorio, el primero con las dimensiones normalizadas y el segundo transformadas exponencialmente. Ambos análisis demostraron que las dimensiones forman un único factor que describe la privación. Comparándolos, se puede concluir que ambos son fiables en la evaluación del modelo de estructural demostrando un mejor ajuste el índice exponencial. Sin embargo, el modelo de medida solo se mostro validó y fiable en el índice global normalizado. Por lo que, como ya se ha comentado, aunque la transformación exponencial evita que se enmascaren ciertas situaciones de privación, el índice o factor obtenido pierde excesiva proporción de varianza explicada provocando que no sea un modelo suficientemente valido ni fiable. Por lo que es más adecuado el estudio de la privación de las dimensiones por separado, evitando de esta forma obviar algún área que solo tenga valores altos de privación en una dimensión, y posteriormente evaluar la privación global mediante un índice normalizado.

A las diferentes dimensiones y a los índices globales de las diferentes unidades espaciales analizadas (municipios), se les aplicó un análisis de autocorrelación espacial, el cual permitió detectar agrupaciones en las cuales los niveles de privación, bien en una dimensión bien de forma global, son significativamente altos dentro de la comunidad autónoma andaluza. De esta forma, se subraya cuales son las zonas que podrían necesitar una intervención por parte de las administraciones públicas y en que dimensión han de hacer especial hincapié para mejorar su situación. También se detectaron las zonas con valores significativamente bajos de privación.

Por lo tanto, el índice de privación basado en un modelo causal permite identificar las zonas con mayor privación y a su vez detectar en que dimensión se encuentra el problema, pudiendo ayudar en procesos de toma de decisiones.

6.2. APLICACIÓN DE LOS INDICES OBTENIDOS

Basándonos en la información facilitada por el análisis espacial, las áreas más necesitadas de Andalucía se encuentran en zonas rurales de difícil acceso. Aunque

estas áreas reciben mayor atención en las políticas de desarrollo europeas, probablemente es necesario continuar con estos programas para fomentar la creación de empresas y el empleo evitándose así la despoblación.

Los municipios macro-urbanos (12 municipios con una población superior a 100.000 habitantes) no influyen en los resultados del análisis de forma relevante. Una de las principales limitaciones del estudio, es la imposibilidad de contemplar con el nivel de detalle adecuado estas zonas, como se observó en los resultados de los *hot spot* analizados en dimensión salud. Los municipios con altos valores de privación en esta dimensión eran más o menos similares a los de las otras, sin embargo, los municipios en esta dimensión sumaba más de un 40% de población, frente al total de población que agrupaban los *hot spot* de las otras dimensiones que no superaban el 5%. Por lo tanto, aunque en la dimensión salud el porcentaje de municipios con valores altos de privación no era elevado, el porcentaje de población que estos municipios representaban si lo era, puesto que entre los municipios identificados están los que mayor población concentran en Andalucía.

Los municipios con áreas macro-urbanas aglutinan una cifra de población demasiado elevada, como para que un solo dato medio de la unidad espacial pueda recoger su realidad (las zonas o barrios con privación dentro de ellos no están identificadas y localizadas). Esta circunstancia afecta a la relevancia de algunas variables, tales como los años potenciales de vida perdidos, que si tuviesen la unidad espacial de detalle adecuada tomarían mayor importancia en el modelo, especialmente en las dimensiones de salud y vivienda. Una posible solución sería incluir los distritos censales en el análisis como divisiones espaciales comparables a los municipios.

En los resultados del análisis de autocorrelación espacial local, queda patente que en todas las dimensiones, menos salud, y en los índices globales, los *hot spots* HS1-Sierra Oriental donde se unen las sierras de Almería, Jaén y Granada y HS3-Sierra Almijara donde se unen las sierras cercanas a la costa de las provincias de Granada y Málaga tienen graves problemas de privación. Además de estos, en la mayoría de las

dimensiones aparece un tercer *hot spot* el HS2-Sierra Norte en las provincias de Huelva y Sevilla. En cuanto a las zonas con poca privación destaca el *cold spot* CS1- Huelva y Sevilla, que agrupa los municipios del entorno de la capital de Huelva y Sevilla, ya que es común en casi todas las dimensiones y en ambos índices globales, también son frecuentes otros dos *cold spot*: el CS2-Málaga Capital y CS5- Granada Capital.

En cuanto a la comparación de los índices globales, como se ha podido analizar en el capítulo de resultados el índice exponencial tiende a sobrevalorar la privación existente, pudiendo llevar a conclusiones equivocadas sobre el nivel de privación global que se produce en los mismos y además, dificulta la detección de agrupaciones *cold spots*. Por lo tanto en base a los resultados, tanto del análisis estadístico de los índices globales como del análisis espacial, se afirma que el uso del índice global normalizado como índice de privación multidimensional en Andalucía es más adecuado.

6.3. COMPARACIÓN CON OTROS INDICES EXISTENTES

Uno de los objetivos específicos de esta tesis es comparar los resultados obtenidos con otros índices. A partir de la revisión realizada de los índices existentes en España, se puede comprobar que hasta el momento se han realizado muy pocos estudios multidimensionales, los tres más destacados son los realizados por Martínez (2007), Ayllón et al (2007) y Pérez-Mayo (2008). Estos índices se centran en el estudio de la privación material y recogen tres dimensiones: dos básicas relacionadas con consumo y hogar y una tercera denominada secundaria. La ponderación de las variables de estos índices se realiza mediante una función de proporción de personas que poseen el bien o pueden realizar la actividad que define la variable estudiada.

Los índices anteriores tienen varios problemas: primero, solo recogen la privación desde un punto de vista material sin centrarse en otros aspectos como pueden ser la educación o la salud; segundo, la construcción del índice global no se realiza mediante ponderación de las dimensiones obtenidas sino a partir del total de variables, lo cual no permite ver la relevancia de cada dimensión en el mismo; tercero,

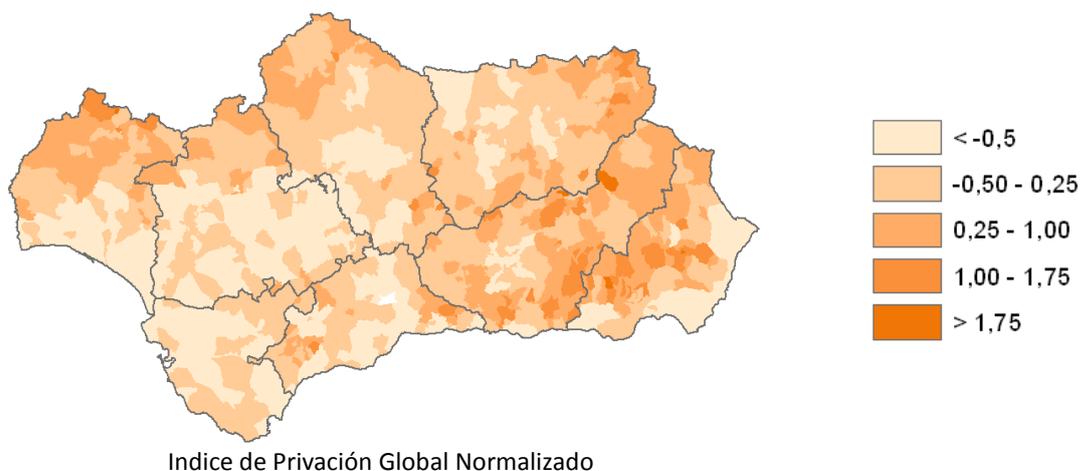
no estudian las relaciones entre dimensiones por lo que no es posible analizar la influencia que tienen unas sobre otras.

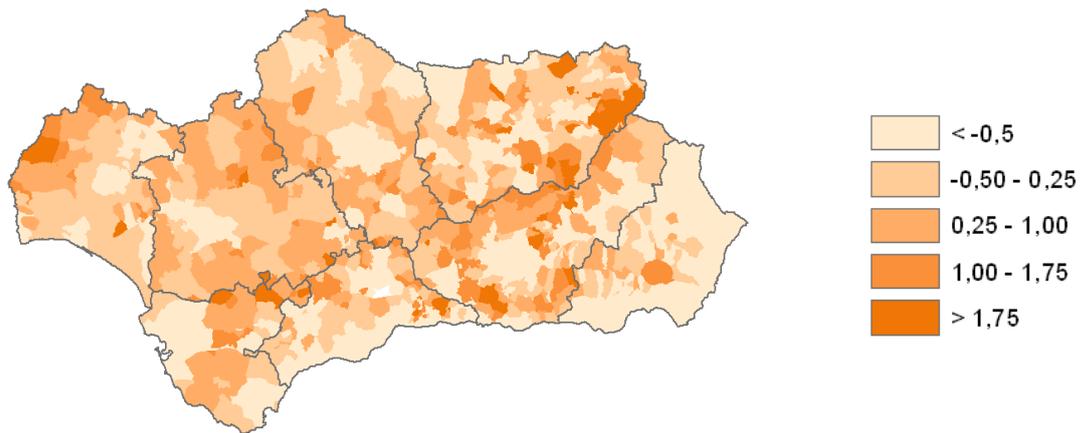
A diferencia de los anteriores, el modelo conceptual propuesto en este estudio solamente recoge lo que se conocería como privación básica, aunque las dimensiones consideradas amplían el concepto de privación material incluyendo aspectos sociales. Por otro lado, los índices globales se obtienen de las dimensiones identificadas previamente, pudiendo estudiar la influencia que cada dimensión tiene en los índices globales, y de esta forma puede valorar como afecta la mejora de cada una de las dimensiones sobre ellos.

El único índice que utiliza los municipios como unidades de estudio y que abarca toda la comunidad autónoma es el realizado por Sánchez-Cantalejo *et al.* (2008), por lo que es el único con el que es posible la comparación. Para poder realizar esta comparación, se normalizaron ambos índices el de Sánchez-Cantalejo *et al.* (2008) y el índice global normalizado obtenido. La diferencia de índices se realizó restándole a nuestro índice el índice de Sánchez-Cantalejo *et al.* (2008).

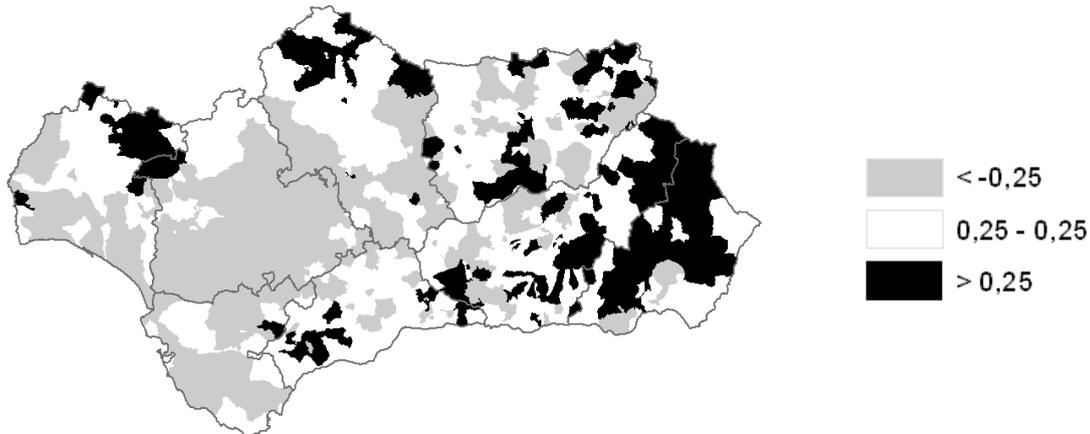
Como se observa en los mapas adjuntos (Figura 16) no hay una gran diferencia entre ambos, lo cual es lógico puesto que ambos intentan reflejar el mismo concepto.

Figura 16: Comparación de Índices de privación





Índice de Privación Sánchez-Cantalejo *et al.* (2008)



Diferencia entre nuestro Índice Global Normalizado y el de Sánchez-Cantalejo *et al.* (2008)

Fuente: Elaboración propia a partir de los datos del índice global propuesto y el de Sánchez-Cantalejo *et al.* (2008)

En el mapa de diferencias (Figura 16), se observa que las divergencias más elevadas con valores positivos corresponden a las zonas montañosas, es decir, nuestro índice de privación tiene valores más altos, principalmente en la zona de la sierra oriental (gris oscuro, Figura 16). En contraste, la zona central (Valle del Guadalquivir) y la costa, principalmente la occidental, muestran las mayores diferencias negativas, lo que quiere decir que el índice de Sánchez-Cantalejo *et al.* (2008) muestra valores de privación más altos (grises claros, Figura 16). El resto de Andalucía refleja valores similares en los dos índices (blanco, Figura 16).

En base a estos resultados, el índice de privación global propuesto en este estudio se ajusta de forma más adecuada a la realidad andaluza porque: i) resalta las diferencias territoriales entre los municipios en sierra y en costa; y ii) es capaz de comprender las complejas relaciones entre las dimensiones de la privación.

6.4. LIMITACIONES DEL ESTUDIO

1. Aunque el índice de privación multidimensional obtenido mejora considerablemente la primera aproximación publicada en la revista *Social Indicator Research* (Anexo 4), las dimensiones acceso y vivienda, aún necesitan ser reforzados. Como se ha expuesto en la discusión, estas dos dimensiones, aunque fiables, no son lo suficientemente robustas para estudios avanzados. Esta limitación puede tener dos causas: la primera, que falten de variables que expliquen ambas dimensiones de una forma más precisa, y la segunda, que las unidades macro-urbanas estén enmascarando la fortaleza de estas dimensiones, ya que es en estas áreas donde las privaciones en acceso y vivienda pueden ser más relevantes.
2. La principal fuente de información utilizada, el Censo de Población y Vivienda del 2001, muestra también algunas restricciones importantes:

Primera, existe una subestimación de los datos debido a que existen hogares que no contestan a la encuesta.

Segunda, algunos de los datos están infravalorados debido que la información recogida esta sesgada. Alguno variables que se recogen en el censo incluye información delicada, por ejemplo, los individuos encuestados no siempre están dispuestos a dar datos sobre la asistencia o no de sus hijos a la escuela. Normalmente las familias que no llevan a sus hijos a la escuela, suelen estar relacionadas con situaciones de alta marginación, que son algunas de las que interesa recoger en este estudio especialmente. Este tipo de familias, aunque se les asegura la confidencialidad de los datos, no suelen decir la verdad, por temor a que se les acuse de incumplimiento de sus obligaciones familiares.

Tercera, el censo solo estudia la población relacionada con un hogar, esto hace que los datos estén sobrevalorados en algunos casos, puesto que no se

recoge información de aquellos individuos que se encuentran en situaciones marginales como los sin techo. Este tipo de información se obtiene generalmente mediante estimaciones indirectas.

Todas estas restricciones, aportan ciertas limitaciones al trabajo; aún así el censo sigue siendo una de las fuentes de información más completas y fiables, por ello es la fuente adecuada para este tipo de estudios.

3. Como ya se ha adelantado, una de las principales limitaciones encontradas en el trabajo ha sido la unidad espacial utilizada. El municipio es una unidad muy apropiada para este tipo de estudios porque es lo suficientemente pequeña para detectar problemas socioeconómicos. También, es la unidad que cuenta con mejor información sin que existan problemas con el secreto estadístico. En España los municipios, en general, son más pequeños que los existentes en otros países europeos, siendo, por tanto, una unidad espacial de análisis adecuada, sin que sean demasiado pequeños para que puedan aparecer problemas de valores atípicos como sucede cuando la población total del municipio es excesivamente pequeña.

Las macro-urbanas, cuya población es grande manifiesta una serie de problemas. El primero y más importante es la excesiva agregación que supone incorporarlos en su municipio correspondiente, lo que impide detectar las zonas marginales. Segundo, debido al enmascaramiento de datos del que se ha hablado, las dimensiones y los índices globales obtenidos tienen una clara tendencia a describir la privación en municipios rurales puesto que estos son la mayoría de los municipios andaluces. Esto ha provocado que alguno de las variables analizadas no hayan tomado la relevancia que se esperaba. La división de estas áreas macro-urbanas en unidades más pequeñas como podrían ser distritos censales puede ser interesante para estudiar la validación del modelo.

4. Para la obtención del índice de privación es necesario un estudio en dos pasos, primero el estudio por dimensiones y posteriormente la obtención del índice global. Aunque, este sistema tiene la ventaja que permite estudiar las relaciones entre las dimensiones, hace que la obtención de un índice global sea compleja. Por este motivo, otra de las posibles líneas futuras de investigación es la comparación del ajuste de este modelo con uno obtenido mediante un solo paso como puede ser un índice de privación mediante análisis factorial confirmatorio de segundo orden. Esto permitiría detectar si el estudio de las relaciones aporta información suficientemente relevante sobre con las causas de la privación lo que no es posible conseguir con otros métodos.
5. Por último, el análisis espacial de datos realizados tiene una importante restricción. Las unidades espaciales situadas en los límites de una comunidad autónoma no tienen en cuenta los valores de sus áreas vecinas localizadas en otras regiones. Si estos valores estuviesen disponibles posiblemente aparecerían *hot/cold-spots* adicionales en los límites administrativos de la comunidad.

6.5. DIFUSIÓN DE ESTUDIO REALIZADO

La producción científica derivada del diseño y aplicación del índice de privación multidimensional basado en ecuaciones estructurales se ha difundido en cuatro congresos:

- Rodero-Cosano M.L., García-Alonso C.R. *Structural Equation Models Based on Covariance Vs Partial Least Squares to Develop Spatial Indexes*. 4th International Conference of the European Consortium for Informatics and Mathematics Working Groups (ERCIM WG) on COMPUTING & STATISTICS (ERCIM'11). Londres. 17-19 de Diciembre de 2011. London School of Economics, Queen Mary, University of London y Birkbeck University of London.

- Rodero-Cosano M.L., García-Alonso C.R. *Índice de privación mediante modelos de ecuaciones estructurales: el caso de la Comunidad Autónoma Andaluza*. XXVI edición del Congreso internacional de Economía Aplicada. Asociación Internacional de Economía Aplicada (ASEPELT) y Universidad Camilo José Cela. 4-7 Julio de 2012. Campus Madrid – Villafranca (Madrid). Publicada en: Anales de Economía Aplicada. Nº XXVI.
- Rodero-Cosano M.L., García-Alonso C.R. *Reformulación del índice de privación: el caso de la Comunidad Autónoma Andaluza*. Congreso Internacional de Estudios del Desarrollo. Red Española de Estudios del Desarrollo (REEDES). 14-16 de Noviembre de 2012. Santander.
- Rodero-Cosano M.L., García-Alonso C.R. *A deprivation index determined by structural equation models*. 8th Global Conference on Human Development. 29 de Octubre al 2 de Noviembre de 2012. Kathmandu. Presentación virtual.

Y se ha publicado en dos revistas científicas:

- Rodero-Cosano, M.L., Garcia-Alonso, C.R., Salinas-Pérez, J.A. (2013), “A Deprivation Analysis for Andalusia (Spain): An Approach Based on Structural Equations”. Soc Indic Res 1–15. DOI 10.1007/s11205-012-0226-2. (Anexo 4).
- Rodero-Cosano, M.L. García-Alonso, C.R. (2012) “Índice de privación mediante modelos de ecuaciones estructurales: el caso de la Comunidad Autónoma Andaluza” Anales de Economía Aplicada. Nº XXVI. pp. 365-384.

También, el índice desarrollado se está utilizando dentro del proyecto financiado por el Instituto de Salud Carlos III, para relacionarlo con los *hot* y *cold spot* de prevalencia administrativa de enfermedades mentales mediante técnicas híbridas basadas en estadística y en inteligencia artificial:

- 2012-2014. *Análisis espacial y de clasificación ordinal de la distribución geográfica de enfermedades mentales en Andalucía*. Proyecto de investigación de evaluación de tecnologías sanitarias del Instituto de Salud Carlos III del Ministerio de Sanidad y Consumo concedido a INSA-ETEA.

Además, este trabajo de investigación ha sido útil para los siguientes productos científicos:

Congresos:

- Salvador-Carulla L., Ruiz M, Salinas-Pérez J.A., Motrico E., García-Alonso C., Rodero-Cosano M.L., Álvarez-Gálvez J. *Utilidad del DESDE-LTC para la descripción y evaluación de los servicios de atención a personas mayores en situación de dependencia*. Póster presentado al 33º Congreso de la Sociedad Andaluza de Geriátrica y Gerontología: “Comorbilidad y Demencia: compañeros de viaje”. Córdoba, 5 y 6 de octubre de 2012.
- García Alonso C.R., Salinas Pérez J.A., Salvador Carulla L., Almenara Barrios J., Peralta Sáez J.L., Poole Quintana, M.L., Rodero Cosano M.L., De los Reyes Vázquez SM. *Identificación y caracterización socioeconómica de hot-spots de depresión en Andalucía*. Póster presentado a la XXX Reunión científica de la Sociedad Española de Epidemiología: Epidemiología en tiempos de crisis: Haciendo sostenible el sistema de salud. Santander, 17-19 octubre de 2012. Publicado en: Gaceta Sanitaria 2012; 26 (Espec Congr 3):195.
- Salvador Carulla L., Ruiz Gutiérrez-Colosía M., Salinas Pérez J.A., Motrico Martínez E., García Alonso C.R., Rodero Cosano M.L., Álvarez Gálvez J. *Utilidad del DESDE-LTC para la descripción y evaluación de los servicios de discapacidad en el contexto universitario*. I Congreso Internacional Universidad y Discapacidad. Madrid, 22-23 de noviembre de 2012.

Artículos:

- Álvarez-Gálvez J., Rodero-Cosano M.L., Motrico E., Salinas-Pérez J.A., García-Alonso C.R. (2013) "The influence of socio-economic status on self-rated health: Study of 29 countries from European Social Surveys (2002-2008)". Social y Economical Determinants of Health (Special Issue).
- García Alonso C.R., Salinas Pérez J.A., Salvador Carulla L., Almenara Barrios J., Peralta Sáez J.L., Poole Quintana, M.L., Rodero Cosano M.L., De los Reyes Vázquez S.M. (2012) "Identificación y caracterización socioeconómica de hot-spots de depresión en Andalucía". Gaceta Sanitaria; 26 (Espec Congr 3):195. Abstract

Proyectos:

- 2010. *Elaboración de un mapa sanitario de servicios y recursos destinados a la atención integral de personas con enfermedad mental en Cataluña y aplicación de sistemas de información geográfica para la ayuda a la decisión en la planificación de servicios en Cataluña*. Asociación Científica PSICOST y Fundació Sant Joan de Dèu para el Departamento de Salud de Cataluña.
- 2011. *Aplicación de los SIG para el Apoyo a la Decisión Sociosanitaria en Salud Mental en la Comunidad de Madrid* Consejería de Sanidad de la Comunidad de Madrid.
- 2011-2012. *Atlas de Salud Mental de Gipuzkoa*. Financiado por el Instituto Vasco de Innovación Sanitaria (Fundación Vasca de Innovación e Investigación Sanitarias) y desarrollado por la Asociación Científica PSICOST.
- 2011-2013. *Research on Financing systems' Effect on the Quality of Mental health care (REFINEMENT)*. Financiado por el Séptimo Programa Marco de la Unión Europea. Coordinado por la Universidad de Verona. ETEA y PSICOST (nodo España).

- 2012-2013. *Atlas de Salud Mental de Bizkaia*. Financiado por la Red de Salud Mental de Bizkaia y desarrollado por la Asociación Científica PSICOST.

VII. CONCLUSIONES, APLICACIÓN A LAS POLÍTICAS PÚBLICAS Y LÍNEAS FUTURAS DE INVESTIGACIÓN

7.1. CONCLUSIONES

1. El índice multidimensional de privación obtenido mediante ecuaciones estructurales demuestra que esta es una metodología de análisis de modelos causales adecuada.

La privación es un concepto multidimensional en el que las dimensiones que lo forman están relacionadas, por lo que para su obtención es necesario utilizar metodologías que permitan el estudio de cada una de estas dimensiones y de las relaciones existentes entre ellas. Los modelos de ecuaciones estructurales permiten este análisis.

- 1.1. El modelo causal es dinámico y puede ser modificado de acuerdo a las circunstancias específicas del entorno de estudio.

El modelo de privación diseñado es extrapolable a otras regiones, y se adapta con facilidad a las condiciones específicas del lugar de estudio. Las modificaciones del modelo para su adaptación a circunstancias socioeconómicas concretas pueden ser valoradas mediante análisis de sensibilidad.

De esta forma, se puede adecuar el índice en función de la realidad social de área de estudio, es decir, en base a la zona geográfica las dimensiones y variables tomarán una relevancia distinta, así como, las relaciones entre las dimensiones, permitiendo analizar las problemáticas concretas de cada región.

Además, este modelo global hace posible estudios comparativos entre distintas regiones de un mismo país permitiendo detectar desigualdades entre ellas.

- 1.2. El análisis en dos pasos, PLS (análisis exploratorio) y análisis factorial confirmatorio, es un método fiable.

Las variables seleccionadas se obtienen de bases de datos estándar, confiables y actualizadas que fácilmente puedan ajustarse para adaptarse a la evolución de la sociedad en estudio. Este aspecto facilita la extrapolación del estudio a otras áreas geográficas, así como su actualización.

El análisis de la privación como concepto multidimensional permitió un estudio completo del concepto, abarcando distintos aspectos materiales y sociales. La obtención de índices para cada dimensión ayudó al análisis de la problemática concreta de cada una de ellas en las diferentes unidades espaciales estudiadas.

Además, se obtuvo un índice global que resumió y agrupó en un solo valor la situación de privación de las diferentes unidades espaciales estudiadas lo que facilitó una visión de conjunto del problema.

- 1.3. La realización de una transformación exponencial de las dimensiones, que disminuye el efecto cancelación entre ellas, para la determinación del índice de privación global no es una solución válida.

La transformación exponencial suaviza el efecto cancelación, que ocurre cuando dos dimensiones toman valores opuestos, evitando que zonas que están privadas en una dimensión, no aparezcan como tales. Esta transformación hace que se pierda una proporción excesiva de la varianza explicada, por lo que modelo no es lo suficientemente robusto, y como se corroboró en el análisis espacial tiende a sobrevalorar la privación existente y dificulta la detección de agrupaciones *cold spots*.

Por todos estos motivos, el índice global exponencial no puede considerarse una solución adecuada.

2. El índice de privación multidimensional obtenido permite el estudio de sus diferentes dimensiones así como las relaciones entre las mismas.

Este logro posibilita detectar la influencia que unas dimensiones tienen sobre otras, y como estas pueden variar cuando una de ellas es modificada mediante una interacción concreta.

- 2.1. El índice de privación basado en un modelo multidimensional es más adecuado para el estudio de privación que los modelos unidimensionales.

Este tipo de índices permite estudiar el constructo privación no solo desde un aspecto material sino también social. Estos índices tienen muchas ventajas respecto a los anteriores.

Primero, los índices multidimensionales permiten incluir variables que agrupan aspectos muy diferentes del constructo final sin que tengan por qué estar altamente correlacionadas entre ellas ya que pertenecen a dimensiones distintas. Esto no es posible en índices unidimensionales.

Segunda, los índices multidimensionales permiten el estudio independiente de cada aspecto o dimensión de la privación obteniendo unos índices parciales además del índice global. En los índices unidimensionales no es posible puesto que se obtiene un único índice final.

- 2.2. El modelo de ecuaciones estructurales, en comparación con otras metodologías, permite analizar las dimensiones de la privación, así como la relevancia de sus relaciones.

El modelo causal diseñado ha permitido un avance en el estudio del concepto privación, porque no solo ha diferenciado las distintas dimensiones del mismo, permitiendo su estudio por separado, sino que además ayuda a conocer las relaciones entre éstas.

Con este análisis se puede diferenciar qué porcentaje de la varianza explicada de cada dimensión se debe a otras dimensiones, y qué porcentaje se debe a sus propias variables observables, lo que significa, que la influencia que cada dimensión de la privación tiene sobre las demás puede ser evaluada. Esto, es particularmente importante en países como España, donde hasta ahora no se ha realizado ningún estudio sobre la privación con este nivel de detalle.

Concretamente en el caso estudiado se ha comprobado que la mejora en la educación debe mejorar también el empleo y la privación de ingresos y, a través de éstos, las dimensiones de vivienda y acceso a servicios básicos. Por otra parte, la privación en salud tiene una fuerte relación, aunque negativa, con los ingresos. Las zonas con más empleo e ingresos suelen ser zonas con más desarrollo, por tanto, más contaminación: peor calidad del aire, ruido, etc. Debido a que las variables utilizadas para definir la privación en salud están muy relacionadas con la calidad de vida y del entorno, estas peores condiciones de las zonas más desarrolladas explican esta relación negativa.

3. Los índices parciales, así como el índice global se han analizado con éxito mediante técnicas de autocorrelación espacial globales y locales.

Este análisis permite localizar espacialmente las zonas con altos valores de privación en cada dimensión así como en los índices globales dentro de la comunidad autónoma.

- 3.1. El índice de privación se puede adaptar a diferentes áreas geográficas, tales como Andalucía, teniendo en cuenta sus problemas socioeconómicos específicos.

El índice multidimensional obtenido demostró su capacidad para adaptarse a la zona sobre la que se aplicó el estudio, detectando sus idiosincrasias socioeconómicas. La naturaleza dinámica del modelo le permitió una capacidad de adaptación que otros índices no han logrado.

La ventaja, por tanto, del análisis de ecuaciones estructurales frente a otras metodologías es que permite plantear modelos globales que, en función de la zona de estudio, señalan la relevancia de cada variable y de cada dimensión, así como de la variación de la influencia de cada dimensión sobre las demás.

- 3.2. El análisis espacial de los datos permite identificar las agrupaciones espaciales con valores anormalmente altos o bajos.

Los resultados de la aplicación del índice de autocorrelación local han identificado zonas geográficas con más y con menos privación que pueden ser de interés para la planificación y la gestión de políticas públicas.

En el análisis realizado de los datos parciales y globales se han detectado valores anómalos de privación que señalan zonas donde se deberían realizar estudios más extensos de su situación, puesto que indican desigualdades frente al resto de unidades estudiadas. El análisis de los índices parciales puede permitir la identificación de las dimensiones concretas donde estas desigualdades se agudizan.

En todo caso, sería interesante que estos resultados sean interpretados por expertos en planificación y gestión de políticas públicas con conocimientos sobre las diferentes unidades espaciales.

- 3.3. La aplicación del modelo en Andalucía ha detectado una serie de zonas concretas que necesitan un estudio profundo sobre su situación socioeconómica.

En el análisis por municipios, la mayoría rurales, se detectó que en general Andalucía sufre más privación que el resto del país. Solamente en la dimensión salud, la mayoría de las variables presentan menos privación que en el conjunto de España.

Por otro lado, las dimensiones acceso a servicios básicos y vivienda no se mostraron tan relevantes como cabría esperar, esto se debe fundamentalmente a que la zona estudiada es una zona relativamente desarrollada por lo que la escasez de instalaciones básicas en las viviendas no es demasiado frecuente. Lo mismo ocurre con acceso a servicios básicos; durante la década de los 80 el estado invirtió una alta proporción del presupuesto en conseguir que todas las zonas de la región tuviesen fácil acceso a estos servicios por lo que su carencia es relativamente infrecuente. Por lo tanto sería conveniente reforzarlos con alguna otra variable, como por ejemplo, porcentaje de viviendas sociales en el municipio o acceso a servicios básicos con transporte público.

En el análisis del índice global, se detecta que las dimensiones con más relevancia para el estudio de la privación total son empleo, ingresos, salud y vivienda, destacando por su importancia los ingresos.

Por último, los resultados del análisis espacial de los índices parciales para la dimensión educación, empleo e ingresos son similares a los

obtenidos para el índice global. De estos se puede destacar los siguientes *hot spots*: HS1-Sierra Oriental, donde se unen las sierras de Almería, Jaén y Granada; HS2-Sierra Norte, en las provincias de Huelva y Sevilla; HS3-Sierra Aljara, donde se unen las sierras cercanas a la costa de las provincias de Granada y Málaga. Todos ellos muestran problemas de privación en casi todas las dimensiones y en los índices globales. En cuanto a las zonas con poca privación, destaca por su importancia dentro de la mayoría de las dimensiones y en los índices globales el *cold spot* CS1- Huelva y Sevilla, que agrupa los municipios del entorno de la capital de Huelva y Sevilla. También son frecuentes otros dos *cold spots* el CS2-Málaga Capital y CS5- Granada Capital.

La dimensión salud, por la idiosincrasia ya explicada, tiene unos resultados espaciales opuestos a los demás, apareciendo cuatro *hot spots* de los que destaca el HS6- HS Cádiz y Sevilla que se localiza fundamentalmente alrededor de las capitales. En cuanto a los *cold spots* obtenidos en esta dimensión resalta por la relevancia y el tamaño del mismo el CS13- CS Sierra Oriental en las provincias de Granada y Almería.

4. Como resumen de todo lo anterior, se puede afirmar que el modelo conceptual obtenido para la medición de la privación se adapta adecuadamente al entorno de estudio.

Este modelo diseñado detectó las dimensiones básicas de la privación y la relevancia de sus relaciones. Además, permitió seleccionar cuales son las variables que miden la privación de forma más adecuada en el entorno de estudio, por ejemplo, debido a que la mayoría de los municipios estudiados son áreas rurales algunas variables han tomado menos relevancia de la esperada, tales como los “*parados menores de 24 años*”, si se realizará la división de los municipios macro-urbanos, como se ha dicho anteriormente, probablemente la relevancia de esta variable aumentaría.

Por lo tanto, el modelo de privación analizado mediante ecuaciones estructurales permite una versatilidad y adaptación al entorno que otros índices hasta el momento estudiados no permitían. Por último, el nivel de detalle obtenido es difícil de conseguir solamente con el conocimiento experto de la zona.

7.2. INDICES DE PRIVACIÓN COMO APOYO A LAS POLITICAS PÚBLICAS

Como se explicó ampliamente en el capítulo 1, los indicadores sociales son herramientas desarrolladas para dar información y ayudar a la toma de decisiones en políticas públicas. Los gobiernos llevan décadas utilizándolos como guía que les permita un conocimiento de la situación social y como herramientas para analizar y evaluar las políticas y programas sociales.

El índice de privación multidimensional, como indicador social de carencia de bienestar, y su aplicación en entornos geográficos concretos, ha demostrado que puede ayudar a identificar las situaciones territoriales de exclusión existentes en un momento temporal concreto y por tanto a informar sobre la situación social en determinadas dimensiones. La localización de agrupaciones *hot* y *cold spots* puede ser útil si se incorporan a los Sistemas de Apoyo a la Decisión en políticas públicas, ya que identifican áreas geográficas con valores atípicos donde podría requerirse la puesta en marcha de planes especiales desde los servicios de atención social. Por lo tanto, los resultados de los análisis espaciales y sus posibles relaciones con variaciones en las condiciones locales permitirían también implementar programas, planes y políticas públicas dirigidos a espacios geográficos concretos.

Aunque existen indicadores a escala mundial que sirven como descripción general, y comparación entre países sobre sus distintas situaciones socioeconómicas, para mejorar la toma de decisiones de acciones concretas dentro de las políticas públicas, son necesarios estudios a escala local que informen sobre las diferentes situaciones de marginación en su entorno socioeconómico.

Una vez localizadas las zonas de agrupación con valores altos de la privación por dimensiones y global, esta información tiene que ser analizada por expertos, con conocimientos sobre la problemática socioeconómica en el ámbito geográfico estudiado, con herramientas adecuadas que les permitan una correcta interpretación de los datos. Es complejo encontrar las causas que expliquen totalmente estas concentraciones espaciales, pero su estudio dentro de un entorno socioeconómico y ambiental puede ayudar a generar hipótesis sobre los factores de riesgo que intervienen en su origen.

Por lo tanto, el índice de privación ha demostrado ser una herramienta útil en la identificación de zonas con altos valores de privación y sus posibles causas. Además, este podría completarse con estudios que lo relacionen con posibles factores de riesgo sociales y ambientales facilitando el empleo de políticas adecuadas.

7.3. FUTURAS LINEAS DE INVESTIGACIÓN

1. Dividir las áreas macro-urbanas en distritos censales que permitan la detección de zonas excluidas.
2. Comparar el índice de privación global con el obtenido mediante análisis factorial confirmatorio de segundo orden.
3. Extrapolar el modelo causal para otras áreas geográficas.
4. Estudiar la distribución espacial de la privación en una serie temporal en Andalucía para comparar sus resultados con los obtenidos en 2001, permitiendo analizar los efectos de la crisis económico-financiera en la distribución de la privación, mediante la actualización de la base de datos con el censo realizado para el año 2011.
5. Estudiar posibles relaciones de la privación con factores de riesgo sociales y ambientales mediante el análisis de ecuaciones estructurales.

6. Diseñar una herramienta de simulación que incluya el modelo propuesto y permita evaluar los efectos que tendrán la aplicación de políticas sociales concretas sobre la privación.

BIBLIOGRAFÍA

- Abe, A., 2006. Empirical Analysis of Relative Deprivation y Poverty in Japan (No. 2005-07), IPSS Discussion Paper Series. National Institute of Population y Social Security Research, Tokyo.
- Abu-Kharmeh, S.S., Abu-Al Sondos, J.A., 2009. Socio-Economic Deprivation Indices (Case Study Jordan). *Am. J. Sci. Res.* 2, 37–51.
- Acheson, D., 1998. Inequalities in health. *BMJ* 317, 1659.
- Alcock, P., 2006. *Understanding Poverty*. Palgrave Macmillan Limited.
- Alkire, S., Foster, J., 2011. Counting y multidimensional poverty measurement. *J. Public Econ.* 95, 476–487.
- Alkire, S., Santos, M.E., 2011. Acute multidimensional poverty: a new index for developing countries.
- Alvarez-Dardet, C., Alonso, J., Domingo, A., Regidor, E., 1995. Colección de informes Técnicos: La medición de la clase social en ciencias de la salud. Informe de la Sociedad Española de Epidemiología, i. SG Editores, Barcelona.
- Anselin, L., 1995. Local indicators of spatial association—LISA. *Geogr. Anal.* 27, 93–115.
- Arias, A., Rebagliato, M., Palumbo, M.A., Bellver, R., Ashton, J., Colomer, C., Costa, J., Flynn, P., Alvarez-Dardet, C., 1993. Desigualdades en salud en Barcelona y Valencia. *Med. Clin. (Barc.)* 100, 281–287.
- Armero, M.J., Frau, M.J., Colomer, C., 1991. Indicadores de salud en el medio urbano. Variaciones en función de la coherencia social de las áreas geográficas utilizadas. *Gac. Sanit.* 5, 17–20.
- Atkinson, A.B., 1987. On the measurement of poverty. *Econ. J. Econ. Soc.* 749–764.
- Atkinson, A.B., 2003. Multidimensional Deprivation: Contrasting Social Welfare y Counting Approaches. *J. Econ. Inequal.* 1, 51–65.
- Atkinson, A.B., Bourguignon, F., 1982. The Comparison of Multi-Dimensioned Distributions of Economic Status. *Rev. Econ. Stud.* 49, 183–201.
- Atkinson, A.B., Bourguignon, F., 2000. *Handbook of Income Distribution: Volume 1*. Elsevier.

- Auchincloss, A.H., Gebreab, S.Y., Mair, C., Diez Roux, A.V., 2012. A Review of Spatial Methods in Epidemiology, 2000–2010. *Annu. Rev. Public Health* 33, 107–122.
- Ayala, L., Jurado, A., Pérez-Mayo, J., 2011. Income poverty y multidimensional deprivation: lessons from cross-regional analysis. *Rev. Income Wealth* 57, 40–60.
- Ayala, L., Martínez, R., Navarro, C., Sastre, M., 2008. Desigualdad y pobreza en España: tendencias y factores de cambio, in: Ayala, L. (Ed.), *Desigualdad, pobreza y privación*. Fundación FOESSA, Madrid.
- Ayala, L., Navarro, C., 2004. Multidimensional indices of housing deprivation with application to Spain. *Papeles Trab. Inst. Estud. Fisc. Ser. Econ.* 1–31.
- Ayllón, S., Mercader, M., Ramos, X., 2007. Caracterización de la privación y la pobreza en Cataluña. *Rev. Econ. Apl.* 15, 137–176.
- Bagozzi, R.P., Phillips, L.W., 1982. Representing y Testing Organizational Theories: A Holistic Construal. *Adm. Sci. Q.* 27, 459–89.
- Barclay, D., Higgins, C., Thompson, R., 1995. The partial least squares (PLS) approach to causal modeling: Personal computer adoption y use as an illustration. *Technol. Stud.* 2, 285–309.
- Barro, R.J., 1998. *Determinants of Economic Growth: A Cross-country Empirical Study*. MIT Press.
- Barroso, C., Carrión, G.C., Roldán, J.L., 2010. Applying Maximum Likelihood y PLS on Different Sample Sizes: Studies on SERVQUAL Model y Employee Behavior Model, in: Vinzi, V.E., Chin, W.W., Henseler, J., Wang, H. (Eds.), *Handbook of Partial Least Squares*, Springer Handbooks of Computational Statistics. Springer Berlin Heidelberg, pp. 427–447.
- Bartley, M., Blane, D., 1994. Socioeconomic deprivation in Britain. Appropriateness of deprivation indices must be ensured. *BMJ* 309, 1479.
- Batista, J.M., Coenders, G., 2000. *MODELOS DE ECUACIONES ESTRUCTURALES*, Cuadernos de Estadística. Madrid.
- Bauer, R.A., 1966. *Social indicators*. M.I.T. Press, Cambridge, MA.
- Benach, J., 1997. *Social Inequalities in Mortality in Small Areas in Spain*. Baltimore, MD.

- Benach, J., Yasui, Y., 1999. Geographical patterns of excess mortality in Spain explained by two indices of deprivation. *J. Epidemiol. Community Health* 53, 423–431.
- Bentler, P.M., 1990. Comparative fit indexes in structural models. *Psychol. Bull.* 107, 238–246.
- Berthoud, R., Bardasi, E., Bryan, M.L., Britain, G., 2004. The dynamics of deprivation: the relationship between income y material deprivation over time. Corporate Document Services.
- Berthoud, R., Bryan, M., 2011. Income, Deprivation y Poverty: A Longitudinal Analysis. *J. Soc. Policy* 40, 135–156.
- Betti, G., Verma, V., 2007. Fuzzy measures of the incidence of relative poverty y deprivation: a multi-dimensional perspective. *Stat. Methods Appl.* 17, 225–250.
- Bisquerra, R., 1989. Análisis conceptual al análisis multivariable: un enfoque informático con los paquetes SPSS-X, BMDP, LISREL y SPAD. PPU, Barcelona.
- Blalock, H.M., 1964. Causal inferences in nonexperimental research. University of North Carolina Press.
- Boarini, R., d' Ercole, M.M., 2006. Measures of material deprivation in OECD Countries. OECD Publishing.
- Bollen, K.A., 1998. Structural equation models, in: Armitage, P., Colton, T. (Eds.), *Encyclopedia of Biostatistics*. John Wiley & Sons, New York, pp. 4363–4372.
- Bollen, K.A., Lennox, R., 1991. Conventional wisdom on measurement: A structural equation perspective. *Psychol. Bull.* 110, 305–314.
- Bollen, K.A., Noble, M.D., 2011. Colloquium Paper: Structural equation models y the quantification of behavior. *Proc. Natl. Acad. Sci.* 108, 15639–15646.
- Borooah, V.K., 2000. Targeting Social Need: Why are Deprivation Levels in Northern Ireland Higher for Catholics than for Protestants? *J. Soc. Policy* 29, 281–301.
- Bosch, K.V. den, 2001. Identifying the poor: using subjective y consensual measures. Burlington, VT.
- Botlvinik, J., 2003. Tipología de los métodos de medición de la pobreza. Los métodos combinados. *Comer. Exter.* 53, 453–465.

- Boudon, R., 1965. A method of linear causal analysis: Dependence analysis. *Am. Sociol. Rev.* 365–374.
- Bourguignon, F., Chakravarty, S.R., 2003. The Measurement of Multidimensional Poverty. *J. Econ. Inequal.* 1, 25–49.
- Bourguignon, F., Fields, G., 1997. Discontinuous losses from poverty, generalized P[alpha] measures, y optimal transfers to the poor. *J. Public Econ.* 63, 155–175.
- Boushey, H., 2001. *Hardships in America: the real story of working families.* Economic Policy Institute, Washington, DC.
- Brady, D., 2003. Rethinking the sociological measurement of poverty. *Soc. Forces* 81, 715–751.
- Brandolini, A., D'Alessio, G., 2000. Measuring well-being in the functioning space. Presented at the 26th General Conference of The International Association for Research in Income y Wealth Cracow, Poland.
- Bray, J., 2010. *Hardship in Australia: An Analysis of Financial Stress Indicators in the 1998-99 Australian Bureau of Statistics Household Expenditure Survey (SSRN Scholarly Paper No. ID 1729046).* Social Science Research Network, Rochester, NY.
- Calandrino, M., 2003. *Low-income y deprivation in British families,* Working Paper. Department for Work y Pensions. Great Britain, [London].
- Callan, T., Nolan, B., Whelan, C.T., 1993. *Resources, deprivation y the measurement of poverty.* Cambridge Univ Press.
- Campbell, D.A., Radford, J.M., Burton, P., 1991. Unemployment rates: an alternative to the Jarman index? *BMJ* 303, 750–755.
- Carley, M., 1981. *Social Measurement y Social Indicators.* HarperCollins Publishers Ltd.
- Carmines, E.G., Zeller, R.A., 1979. *Reliability y validity assessment.* Sage Publications, Incorporated.
- Carmona Guillén, J.A., 1977. *Los Indicadores Sociales, Hoy.* Centro de Investigaciones Sociológicas.
- Carstairs, V., Morris, R., 1989. Deprivation: explaining differences in mortality between Scotland y England y Wales. *BMJ* 299, 886–889.

- Carstairs, V., Morris, R., 1990. Deprivation y health in Scotland. *Health Bull. (Edinb.)* 48, 162.
- Chakravarty, S.R., 1983. A new index of poverty. *Math. Soc. Sci.* 6, 307–313.
- Chambers, R., 1994. Participatory rural appraisal (PRA): Challenges, potentials y paradigm. *World Dev.* 22, 1437–1454.
- Chenery, H.B., Center, W.B.D.R., 1974. Redistribution with growth: policies to improve income distribution in developing countries in the context of economic growth : a joint study [commissioned] by the World Bank's Development Research Center y the Institute of Development Studies, University of Sussex. Published for the World Bank y the Institute of Development Studies, University of Sussex [by] Oxford University Press.
- Chin, W.W., 1998a. The partial least squares approach to structural equation modelling, in: Marcoulides, G.A. (Ed.), *Modern Methods for Business Research*. Lawrence Erlbaum, Mahwah, NJ, pp. 295–336.
- Chin, W.W., 1998b. Commentary: Issues y opinion on structural equation modeling. *Mis Q.* vii–xvi.
- Chin, W.W., 2010. How to Write Up y Report PLS Analyses, in: Vinzi, V.E., Chin, W.W., Henseler, J., Wang, H. (Eds.), *Handbook of Partial Least Squares*, Springer Handbooks of Computational Statistics. Springer Berlin Heidelberg, pp. 655–690.
- Cliche, P., 1975. *Projet Doris: documents... Document n° 1, indicateurs sociaux, conception et élaboration*. Ministère des Affaires sociales.
- Comisión de los Derechos Humanos. Naciones Unidas, 1948. Declaración Universal de Derechos Humanos.
- Communities y Local Government, 2000. Indices of deprivation 2000: working papers [WWW Document]. URL <http://webarchive.nationalarchives.gov.uk/20100410180038/http://www.communities.gov.uk/archived/general-content/communities/indicesofdeprivation/indicesofdeprivation/216337/> (último acceso 3.3.13).
- Costa i Galobart, J., 1991. Desigualtats en la mortalitat als barris de Barcelona la seva relació amb l'atur, l'analfabetisme i la categoria professional. Universitat Autònoma, Barcelona.

- Craig, E.D., Stewart, A.W., Mitchell, E.A., 2004. Causes of late fetal death in New Zealand 1980–1999. *Aust. N. Z. J. Obstet. Gynaecol.* 44, 441–448.
- Darwiche, A., 2009. *Modeling y Reasoning with Bayesian Networks*, 1st ed. Cambridge University Press.
- Denis, A., Gallegos, F., Sanhueza, C., 2010. *Medición de Pobreza Multidimensional en Chile*. Universidad Alberto Hurtado, Santiago de Chile.
- Department of Health, Education, y Welfare, U.S., 1969. *Toward a Social Report*. Supt. of Docs., U.S. Govt. Print. Off., Washington.
- Deutsch, J., Ramos, X., Silber, J., 2003. Poverty y inequality of standard of living y quality of life in Great Britain, in: *Advances in Quality-of-life Theory y Research*. Springer, pp. 99–128.
- Dewilde, C., 2004. The Multidimensional Measurement of Poverty in Belgium y Britain: A Categorical Approach. *Soc. Indic. Res.* 68, 331–369.
- Dewilde, C., 2007. Individual y institutional determinants of multidimensional poverty: A European comparison. *Soc. Indic. Res.* 86, 233–256.
- Diamantopoulos, A., Siguaw, J.A., 2006. Formative versus reflective indicators in organizational measure development: a comparison y empirical illustration. *Br. J. Manag.* 17, 263–282.
- Diamantopoulos, A., Winklhofer, H.M., 2001. Index Construction with Formative Indicators: An Alternative to Scale Development. *J. Mark. Res.* 38, 269–277.
- Diario Oficial de la Comunidades Europeas, 1984. Una acción conjunta de lucha contra la pobreza (Decisión del Consejo del 19 de Diciembre de 1984) 85/8/EEC (No. 2), L. Comunidad Economica Europea, Bruselas.
- Diez-Roux, A.V., 1998. Bringing context back into epidemiology: variables y fallacies in multilevel analysis. *Am. J. Public Health* 88, 216–222.
- Dolk, H., Mertens, B., Kleinschmidt, I., Walls, P., Shaddick, G., Elliott, P., 1995. A standardisation approach to the control of socioeconomic confounding in small area studies of environment y health. *J. Epidemiol. Community Health* 49, S9–14.

- Domínguez-Berjón, M.F., 2005. Mortality y Socioeconomic Deprivation in Census Tracts of an Urban Setting in Southern Europe. *J. Urban Heal. Bull. New York Acad. Med.* 82, 225–236.
- Domínguez-Berjón, M.F., Borrell, C., Benach, J., Pasarín, M.I., 2001. Medidas de privación material en los estudios de áreas geográficas pequeñas. *Gac Sanit* 15, 23–33.
- Domínguez-Berjón, M.F., Borrell, C., Cano-Serral, G., Esnaola, S., Nolasco, A., Pasarín, M.I., Ramis, R., Saurina, C., Escolar-Pujolar, A., 2008. Constructing a deprivation index based on census data in large Spanish cities (the MEDEA project). *Gac. Sanit.* 22, 179–187.
- Dooley, D., Fielding, J., Levi, L., 1996. Health y Unemployment. *Annu. Rev. Public Health* 17, 449–465.
- Duncan, O.D., 1966. Path analysis: Sociological examples. *Am. J. Sociol.* 1–16.
- Duncan, O.D., 1969. *Social Science Frontiers*. Russell Sage Foundation.
- Efron, B., Tibshirani, R.J., 1994. *Introduction to the Bootstrap, Monographs on Statistics y applied Probability*. Chapman & Hall/CRC.
- Ellsberg, D., 1961. Risk, Ambiguity, y the Savage Axioms. *Q. J. Econ.* 75, 643–669.
- Eroğlu, S., 2007. Developing an Index of Deprivation Which Integrates Objective y Subjective Dimensions: Extending the Work of Townsend, Mack y Lansley, y Halleröd. *Soc. Indic. Res.* 80, 493–510.
- Esposito Vinzi, V., Trinchera, L., Amato, S., 2010. PLS path modeling: from foundations to recent developments y open issues for model assessment y improvement, in: Esposito Vinzi, V., Chin, W.W., Henseler, J., Wang, H. (Eds.), *Handbook of PLS*. Springer, pp. 47–82.
- Esposito Vinzi, V., Trinchera, L., Squillacciotti, S., Tenenhaus, M., 2008. REBUS-PLS: A response-based procedure for detecting unit segments in PLS path modelling. *Appl. Stoch. Models Bus. Ind.* 24, 439–458.
- Feres, J.C., Mancero, X., 2001a. Enfoques para la medición de la pobreza. Breve revisión de la literatura. Naciones Unidas, CEPAL, División de Estadística y Proyecciones Económicas, Santiago.

- Feres, J.C., Mancero, X., 2001b. El método de las necesidades básicas insatisfechas (NBI) y sus aplicaciones en América Latina, UN. ECLAC. Statistics y Economic Projections Division. ed, Estudios Estadísticos y Prospectivo. Naciones Unidas, CEPAL, Santiago de Chile.
- Fernández Alarcón, V., 2004. Relaciones encontradas entre las dimensiones de las estructuras organizacionales y los componentes del constructo capacidad de absorción: El caso de empresas ubicadas en el territorio español. Universidad Politécnica de Cataluña, Barcelona.
- Fisher, R.J., Grégoire, Y., 2006. Gender differences in decision satisfaction within established dyads: Effects of competitive y cooperative behaviors. *Psychol. Mark.* 23, 313–333.
- Folwell, K., 1995. Single measures of deprivation. *J. Epidemiol. Community Health* 49 Suppl 2, S51–56.
- Fornell, C., 1982. A second generation of multivariate analysis: An overview, in: Fornell, C. (Ed.), *A Second Generation of Multivariate Analysis: Methods*. Praeger, New York, pp. 1–21.
- Fornell, C., Bookstein, F.L., 1982. Two structural equation models: LISREL y PLS applied to consumer exit-voice theory. *J. Mark. Res.* 440–452.
- Fornell, C., Larcker, D.F., 1981. Evaluating structural equation models with unobservable variables y measurement error. *J. Mark. Res.* 39–50.
- Forrest, R., Gordon, D., 1993. *People y Places: 1991 Census Atlas of England No. 1*. Policy Press.
- Fouarge, D., Muffels, R., 2002. Social exclusion y poverty: definition, public debate y empirical evidence in the Netherlands (Open Access publications from Maastricht University No. urn:nbn:nl:ui:27-21589). Maastricht University.
- Frayman, H., 1991. *BreadlineBritain1990s: The findings of the television series (Survey)*. Domino Films y London Weekend Television/MORI, London.
- Fredrickson, B.L., Kahneman, D., 1993. Duration neglect in retrospective evaluations of affective episodes. *J. Pers. Soc. Psychol.* 65, 45–55.
- Frey, B.S., Stutzer, A., 2000. Maximising Happiness? *Ger. Econ. Rev.* 1, 145–167.

- Frohlich, N., Mustard, C., 1996. A regional comparison of socioeconomic y health indices in a Canadian province. *Soc. Sci. Med.* 42, 1273–1281.
- Gailly, B., Hausman, P., 1984. Désavantages relatifs a une mesure objective de la pauvreté, in: Sarpellon, G. (Ed.), *Understanding Poverty*. Franco Angeli, Milan, pp. 192–216.
- Gallopín, G.C., 1997. Indicators y Their Use: Information for Decision-making. Part One- Introduction, in: Moldan, B., Billharz, S. (Eds.), *Sustainability Indicators: a Report on the Project on Indicators of Sustainable Development*. Wiley, Chichester, pp. 13–27.
- Galobardes, B., Shaw, M., Lawlor, D.A., Lynch, J.W., 2006a. Indicators of socioeconomic position (part 2). *J. Epidemiol. Community Health* 60, 95–101.
- Galobardes, B., Shaw, M., Lawlor, D.A., Lynch, J.W., Smith, G.D., 2006b. Indicators of socioeconomic position (part 1). *J. Epidemiol. Community Health* 60, 7–12.
- García-Alonso, C.R., Pérez-Naranjo, L.M., Fernández-Caballero, J.C., 2011. Multiobjective evolutionary algorithms to identify highly autocorrelated areas: the case of spatial distribution in financially compromised farms. *Ann. Oper. Res.* 1–16.
- García-Alonso, C.R., Salvador-Carulla, L., Negrín-Hernández, M.A., Moreno-Küstner, B., 2010. Development of a new spatial analysis tool in mental health: identification of highly autocorrelated areas (hot-spots) of schizophrenia using a Multiobjective Evolutionary Algorithm model (MOEA/HS). *Epidemiol. Psychiatr. Soc.* 19, 302–313.
- Geary, R.C., 1954. The contiguity ratio y statistical mapping. *Inc. Stat.* 5, 115–146.
- Getis, A., Ord, J.K., 1992. The analysis of spatial association by use of distance statistics. *Geogr. Anal.* 24, 189–206.
- Gibert, K., García-Alonso, C.R., Salvador-Carulla, L., 2010. Integrating clinicians, knowledge y data: expert-based cooperative analysis in healthcare decision support. *Heal. Res. Policy Syst.* 8, 28.
- Gil Izquierdo, M., Ortiz Serrano, S., 2009. Determinantes de la pobreza extrema en España desde una doble perspectiva:: Monetaria y de privación. *Estud. Econ. Apl.* 27, 437–462.

- Gordon, D., Adelman, L., Ashworth, K., Bradshaw, J., Levitas, R., Middleton, S., Pantazis, C., Patsios, D., Payne, S., Townsend, P., 2000. Poverty y social exclusion in Britain. Joseph Rowntree Foundation York.
- Gordon, D., Pantazis, C., 1997. Measuring poverty: Breadline Britain in the 1990s. *Breadline Br. 1990s* Ashgate Aldershot 5–47.
- Great Britain Inner Cities Directorate, 1982. Urban deprivation. Department of the Environment, [London].
- Great Britain. Department of the Environment, 1995. 1991 deprivation index: a review of approaches y a matrix of results. H.M.S.O., London.
- Great Britain. Department of the Environment, 1998. 1998 Index of Local Deprivation A summary of result. Department of the Environment, London.
- Griffiths, E.D., 2011. Geographic Information Systems (GIS) y Spatial Analysis, in: Williams, M., Vogt, W.P. (Eds.), *The SAGE Handbook of Innovation in Social Research Methods*. SAGE.
- Grupo de Expertos en Estadísticas de Pobreza (Grupo de Río), 2007. Compendio de mejores prácticas en la medición de la pobreza. CEPAL, Santiago de Chile.
- Guio, A.C., 2005. Material deprivation in the UE (21/05), Eurostat Statistic in Focus. Eurostat, Luxemburgo.
- Guio, A.C., Gordon, D., Marlier, E., 2012. Measuring material deprivation in the EU. Indicators for the whole population y child-specific indicators (Populations y social conditions), Methodologies y Working Papers. Eurostat, Luxemburgo.
- Haenlein, M., Kaplan, A.M., 2004. A beginner's guide to partial least squares analysis. *Underst. Stat.* 3, 283–297.
- Haining, R., 1993. *Spatial data analysis in the social y environmental sciences*. Cambridge University Press.
- Hair, J.F., Anderson, R.E., Tatham, R.L., Black, B., 1998. *Multivariate data analysis*. Prentice-Hall International.
- Halleröd, B., 1994. A new approach to the direct consensual measurement of poverty. *Soc. Policy Res. Cent. Discuss. Pap.* 50.

- Halleröd, B., 1995. The Truly Poor: Direct y Indirect Consensual Measurement of Poverty in Sweden. *J. Eur. Soc. Policy* 5, 111–129.
- Halleröd, B., 1998. Poor Swedes, Poor Britons: A Comparative Analysis of Relative Deprivation, in: Andress, H.-J. (Ed.), *Empirical Poverty Research in a Comparative Perspective*. Ashgate, Aldershot, Hants, England; Brookfield, Vt., pp. 283–311.
- Halleröd, B., Bradshaw, J., Holmes, H., 1997. Adapting the consensual definition of poverty, in: Gordon, D., Pantazis, C. (Eds.), *Breadline Britain in the 1990s*. Ashgate.
- Hanafi, M., 2007. PLS Path modelling: computation of latent variables with the estimation mode B. *Comput. Stat.* 22, 275–292.
- Heaney, D.C., MacDonald, B.K., Everitt, A., Stevenson, S., Leonardi, G.S., Wilkinson, P., Sander, J.W., 2002. Socioeconomic variation in incidence of epilepsy: prospective community based study in south east England. *BMJ* 325, 1013.
- Henseler, J., Ringle, C.M., Sinkovics, R.R., 2009. The use of partial least squares path modeling in international marketing. *Adv. Int. Mark.* 20, 277–319.
- Henseler, J., Sarstedt, M., 2012. Goodness-of-fit indices for partial least squares path modeling. *Comput. Stat.*
- Hirschberg, J.G., Maasoumi, E., Slottje, D.J., 1991. Cluster analysis for measuring welfare y quality of life across countries. *J. Econ.* 50, 131–150.
- Hu, L., Bentler, P.M., 1999. Cutoff criteria for fit indexes in covariance structure analysis: Conventional criteria versus new alternatives. *Struct. Equ. Model. Multidiscip. J.* 6, 1–55.
- Huber, F., Herrmann, A., Meyer, F., Vogel, J., Vollhardt, K., 2007. *Kausalmodellierung mit Partial Least Squares: Eine anwendungsorientierte Einführung*, 2007th ed. Gabler Verlag.
- Hubert, L.J., Golledge, R.G., Costanzo, C.M., 1981. Generalized procedures for evaluating spatial autocorrelation. *Geogr. Anal.* 13, 224–233.
- Hutton, J., Lambert, P.J., 1986. 2. Inequality. *Bull. Econ. Res.* 38, 279–299.
- Hutton, S., 1991. Measuring Living Standards Using Existing National Data Sets. *J. Soc. Policy* 20, 237–257.

- Instituto de Estadística y Cartografía de Andalucía, 2007. Sistema de Información Multiterritorial de Andalucía (SIMA) [WWW Document]. URL <http://www.juntadeandalucia.es/institutodeestadisticaycartografia/sima/index2.htm> (último acceso 5.3.13).
- Instituto Nacional de Estadística, 1991. Indicadores sociales de España. INE, Madrid.
- Instituto Nacional de Estadística, 2007. Censos de Población y Vivienda 2001 [WWW Document]. URL <http://www.ine.es/jaxi/menu.do?type=pcaxis&path=%2Ft20%2Fe242&file=inebase&L=0> (último acceso 5.3.13).
- Instituto Nacional de Estadística, 2012. Encuesta de Condiciones de Vida. Año 2012. Datos provisionales.
- Instituto Nacional de Estadística, 2013. Encuesta de Población Activa (EPA) Cuarto trimestre de 2012.
- Ivette Gómez, L., 2013. Determinantes de la pobreza rural: una aplicación a Nicaragua. Universidad de Córdoba, Córdoba.
- Jackson, T., 2004. Chasing Progress Beyond measuring economic growth. New Economics Foundation, London.
- Jarman, B., 1983. Identification of underprivileged areas. *Br. Med. J. Clin. Res.* Ed 287, 130.
- Jenkins, S.P., Lambert, P.J., 1997. Three “I”s of Poverty Curves, with an Analysis of UK Poverty Trends. *Oxf. Econ. Pap.* 49, 317–27.
- Jensen, J., Spittal, M., Crichton, S., Sathiyandra, S., Krishnan, V., 2002. Direct measurement of living standards: the New Zealand ELSI scale = Nga whakaaturanga ahuatanga noho. Ministry of Social Development, Wellington [N.Z.].
- Jones, S., 1995. Identifying deprived areas using indices from the 1991 census y information about the recipients of community charge y council tax benefit. *J. Epidemiol. Community Health* 49, S65–S71.
- Jöreskog, K.G., 1970. A general method for analysis of covariance structures. *Biometrika* 57, 239–251.

- Jöreskog, K.G., 1973. A general method for estimating as linear structural equation system, in: Goldberger, A.S., Duncan, O.D., (U.S.), S.S.R.C., Institute, U. of W.S.S.R. (Eds.), *Structural Equation Models in the Social Sciences*. Seminar Press, New York u. a., pp. 85–112.
- Jöreskog, K.G., Goldberger, A.S., 1975. Estimation of a model with multiple indicators y multiple causes of a single latent variable. *J. Am. Stat. Assoc.* 70, 631–639.
- Jöreskog, K.G., Sörbom, D., 1986. LISREL VI, analysis of linear structural relationships by maximum likelihood, instrumental variables, y least squares methods. Scientific Software, Inc., Mooresville, Ind.
- Kahneman, D., 1994. New challenges to the rationality assumption. *J. Institutional Theor. Econ. Jite* 150, 42–44.
- Kakwani, N., 1993. Statistical inference in the measurement of poverty. *Rev. Econ. Stat.* 632–639.
- Kakwani, N., 1999. Inequality, welfare y poverty, in: Silber, J. (Ed.), *Handbook on Income Inequality Measurement*. Kluwer Academic Publishers, Boston, pp. 599–634.
- Kamanou, G., 2000. Poverty y valuation: a review of definitional issues y their implications on statistical methodologies for poverty measurements. Presented at the Statistics, Development y Human Rights, International Association for Official Statistics (IAOS), Montraux.
- Kapteyn, A., 1994. The measurement of household cost functions. *J. Popul. Econ.* 7, 333–350.
- Kearns, A., Gibb, K., Mackay, D., 2000. Area Deprivation in Scotland: A New Assessment. *Urban Stud.* 37, 1535–1559.
- Kidner, D., Higgs, G., White, S., 2004. *Socio-Economic Applications of Geographic Information Science*. CRC Press.
- Klasen, S., 2000. Measuring Poverty y Deprivation in South Africa. *Rev. Income Wealth* 46, 33–58.
- Kline, R.B., 2004. *Principles y Practice of Structural Equation Modeling, Second Edition, Second Edition*. ed. The Guilford Press, New York.
- Kolm, S.C., 1977. Multidimensional egalitarianisms. *Q. J. Econ.* 1–13.

- Krieger, N., 2001. A glossary for social epidemiology. *J. Epidemiol. Community Health* 55, 693–700.
- Krieger, N., Williams, D.R., Moss, N.E., 1997. Measuring Social Class in US Public Health Research: Concepts, Methodologies, y Guidelines. *Annu. Rev. Public Health* 18, 341–378.
- Kuznets, S., 1955. Economic growth y income inequality. *Am. Econ. Rev.* 45, 1–28.
- Lafuente Lechuga, M., Faura Martínez, U., García Luque, O., Losa Carmona, A., 2009. Pobreza y privación en España. *Rev. Electrónica Comun. Trab. Asepuma* 1–28.
- Land, K.C., 1975. Social Indicator Models: An Overview, in: Spilerman, S., Land, K.C. (Eds.), *Social Indicator Models*. Russell Sage Foundation, New York.
- Land, K.C., 1983. Social Indicators. *Annu. Rev. Sociol.* 9, 1–26.
- Langlois, A., Kitchen, P., 2001. Identifying y Measuring Dimensions of Urban Deprivation in Montreal: An Analysis of the 1996 Census Data. *Urban Stud.* 38, 119–139.
- Law, K.S., Wong, C.S., Mobley, W.M., 1998. Toward a taxonomy of multidimensional constructs. *Acad. Manage. Rev.* 23, 741–755.
- Layte, R., Whelan, C.T., Maître, B., Nolan, B., 2001. Explaining levels of deprivation in the European Union. *Acta Sociol.* 44, 105–121.
- Lewis, B.R., Templeton, G.F., Byrd, T.A., 2005. A methodology for construct development in MIS research. *Eur. J. Inf. Syst.* 14, 388–400.
- London Planning Advisory Committee, 1993. Regeneration areas: technical background report for discussion. Review of advice y guidance working paper London (Economic Issues Working Party). London Planning Advisory Committee, London.
- Lovell, C.K., Travers, P., Richardson, S., Wood, L., 1994. Resources y functionings: a new view of inequality in Australia. Springer.
- Maasoumi, E., 1986. The Measurement y Decomposition of Multi-dimensional Inequality. *Econometrica* 54, 991–97.

- Maasoumi, E., Nickelsburg, G., 1988. Multivariate measures of well-being y an analysis of inequality in the Michigan data. *J. Bus. Econ. Stat.* 6, 327–334.
- Macintyre, S., 1997. The Black Report y beyond: what are the issues? *Soc. Sci. Med.* 1982 44, 723–745.
- Mack, J., Lansley, S., 1985. *Poor Britain*. Routledge.
- MacKenzie, S.B., Podsakoff, P.M., Jarvis, C.B., 2005. The problem of measurement model misspecification in behavioral y organizational research y some recommended solutions. *J. Appl. Psychol.* 90, 710–729.
- Marí-Dell’Olmo, M., Martínez-Beneito, M.Á., Borrell, C., Zurriaga, O., Nolasco, A., Domínguez-Berjón, M.F., 2011. Bayesian Factor Analysis to Calculate a Deprivation Index y Its Uncertainty. *Epidemiology* 22.
- Marmot, M., Wilkinson, R.G., 2006. *Social Determinants of Health*. OUP Oxford.
- Marsh, H.W., Wen, Z., Hau, K.T., 2006. Structural equation models of latent interaction y quadratic effects. *Struct. Equ. Model. Second Course* 225–265.
- Martínez, J., Majó, J., Casadesús, M., 2010. Los modelos de ecuaciones estructurales en el estudio de los sistemas de información. Presented at the VIII Congreso “Turismo y Tecnologías de la Información y las Comunicaciones” Turitec 2010, Málaga.
- Martínez, R., 2007. Renta y privación en España desde una perspectiva dinámica. *Doc. Trab. Lab. Altern.* 1.
- Martínez, R., Ruíz-Huerta, J., 2000. Income, multiple deprivation y poverty an empirical analysis using spanish data. Presented at the 26th General Conference of The International Association for Research in Income y Wealth, Cracow, Poland.
- Mathieson, K., Peacock, E., Chin, W.W., 2001. Extending the technology acceptance model: the influence of perceived user resources. *Acm Sigmis Database* 32, 86–112.
- Matsueda, R.L., 2012. Key advances in the history of structural equation modeling, in: Hoyle, R.H. (Ed.), *Handbook of Structural Equation Modeling*. Guilford Press, New York, pp. 17–43.
- Mayer, S.E., Jencks, C., 1989. Growing Up in Poor Neighborhoods: How Much Does It Matter? *Science* 243, 1441–1445.

- McLennan, D., Barnes, H., Noble, M., Davies, J., Garrat, E., Dibben, C., 2011. The English Indices of Deprivation 2010. Communities y Local Government, London.
- Meadows, D.H., Randers, J., Meadows, D.L., Behrens, W.W., 1972. The Limits to growth; a report for the Club of Rome's project on the predicament of mankind. Universe Books, New York.
- Mezzetti, M., Billari, F.C., 2005. Bayesian correlated factor analysis of socio-demographic indicators. *Stat. Methods Appl.* 14, 223–241.
- Michalos, A.C., 1997. Combining social, economic y environmental indicators to measure sustainable human well-being. *Soc. Indic. Res.* 40, 221–258.
- Miller, N.B., Falk, R.F., 1992. A primer for soft modeling, 1st ed. ed. University of Akron Press, Akron, Ohio.
- Mishra, A., Ray, R., 2013. Multi-Dimensional Deprivation in India During y After the Reforms: Do the Household Expenditure y the Family Health Surveys Present Consistent Evidence? *Soc. Indic. Res.* 110, 791–818.
- Moisio, P., 2004. A Latent Class Application to the Multidimensional Measurement of Poverty. *Qual. Quant.* 38, 703–717.
- Moran, P.A., 1948. The interpretation of statistical maps. *J. R. Stat. Soc. Ser. B Methodol.* 10, 243–251.
- Moreno, B., García-Alonso, C.R., Negrín Hernández, M.A., Torres-González, F., Salvador-Carulla, L., 2008. Spatial analysis to identify hotspots of prevalence of schizophrenia. *Soc. Psychiatry Psychiatr. Epidemiol.* 43, 782–791.
- Morgenstern, H., 1995. Ecologic studies in epidemiology: concepts, principles, y methods. *Annu. Rev. Public Health* 16, 61–81.
- Morris, R., Carstairs, V., 1991. Which deprivation? A comparison of selected deprivation indexes. *J. Public Health* 13, 318–326.
- Muffels, R., Dirven, H.-J., 1991. The Elaboration of a Deprivation Scale y the Definition of a Subjective Poverty Line. Presented at the Annual Meeting of the European Society for Population Economics, Italy.
- Muffels, R., Fouarge, D., 2004. The Role of European Welfare States in Explaining Resources Deprivation. *Soc. Indic. Res.* 68, 299–330.

- National Statistic, 2012. Scottish Index of Multiple Deprivation 2012 | SIMD. The Scottish Government.
- Navarro, C., 2005. Indicadores de vivienda y exclusión. *Doc. Soc.* 173–190.
- Navarro, C., Ayala, L., 2008. Multidimensional housing deprivation indices with application to Spain. *Appl. Econ.* 40, 597–611.
- Navarro, V., Benach, J., 1996. Desigualdades sociales de salud en España. *Rev. Española Salud Pública* 70, 505–636.
- Navarro, V., Benach, J., Comisión Científica de Estudios de las Desigualdades Sociales de Salud en España, 1996. Desigualdades sociales en salud en España. *Rev. Española Salud Publica* 70, 505–636.
- Noble, M., Dibben, C., Wright, G., 2010. The South African Index of Multiple Deprivation 2007 at Datazone Level (modelled). Republic of South Africa. Department of Social Development.
- Noble, M., Smith, G.A.N., Penhale, B., Wright, G., Dibben, C., Owen, T., Lloyd, M., 2005. Measuring Multiple Deprivation at the Small Area Level: The Indices of Deprivation 2000 (Regeneration Research Summary No. 37). Department of the Environment, Transport y the Regions, London.
- Noble, M., Wright, G., Lloyd, M., Dibben, C., Smith, G.A.N., 2003. Scottish Indices of Deprivation 2003. Scottish Executive, Edinburgh.
- Nolan, B., Whelan, C.T., 1996. Resources, Deprivation y Poverty. Clarendon Press.
- Northern Ireland Statistics y Research Agency, 2011. Northern Ireland Multiple Deprivation Measure 2010. United Kingdom Government.
- Nunnally, J.C., 1978. Psychometric theory (Second edition). McGraw-Hill, New York.
- Nurkse, R., 1966. Problems of capital formation in underdeveloped countries. Oxford University Press.
- Ocaña-Riola, R., Saez, M., Lertxundi-Manterola, A., Saurina Canals, C., 2005. Construcción de un índice de privación material para los municipios de la Región Sanitaria Girona. *Estud. Econ. Apl.* 23, 243.
- Ord, J.K., Getis, A., 1995. Local spatial autocorrelation statistics: distributional issues y an application. *Geogr. Anal.* 27, 286–306.

- Organisation for Economic Cooperation y Development. Working Party on Social Indicators, 1973. The OECD social indicator development programme. Organisation for Economic Co-operation y Development ; H.M.S.O.], Paris; London.
- Organización de Naciones Unidas, 2000. “Nosotros los Pueblos” La Función de la Naciones Unidas en el Siglo XXI [WWW Document]. URL <http://www.un.org/spanish/milenio/sg/report/full.htm> (último acceso 5.3.13).
- Osberg, L., Sharpe, A., 2009. New Estimates of the Index of Economic Well-being for Selected OECD Countries, 1980-2007, CSLS Research Report 2009-2011. Centre for the Study of Living Standards, Ontario.
- Ott, N., Wagner, G.G., 1997. Income inequality y poverty in eastern y western Europe. Physica-Verl., Heidelberg.
- Paelinck, J.H.P., Klaassen, L.L.H., 1979. Spatial Econometrics. Saxon House.
- Pampalon, R., Raymond, G., 2000. A deprivation index for health y welfare planning in Quebec. *Chronic Dis Can* 21, 104–113.
- Pearl, J., 2009. *Causality: Models, Reasoning y Inference*, 2nd ed. Cambridge University Press.
- Pérez-Mayo, J., 2002. Modelos dinámicos de variables latentes aplicados a la construcción de indicadores económicos y sociales. Universidad de Extremadura.
- Pérez-Mayo, J., 2003. Measuring deprivation in Spain (IRISS Working Paper Series No. 2003-09). IRISS at CEPS/INSTEAD.
- Pérez-Mayo, J., 2005a. Identifying deprivation profiles in Spain: a new approach. *Appl. Econ.* 37, 943–955.
- Pérez-Mayo, J., 2005b. Comparación de las metodologías latente y fuzzy para la medición de la pobreza multidimensional. Presented at the XIX Reunión Anula ASEPELT, Badajoz.
- Pérez-Mayo, J., 2008. La dimensión territorial de la pobreza y la privación en España. *Fundación Alternativas*.
- Pérez-Mayo, J., 2009. Un análisis dinámico de la privación en España. *Estud. Econ. Apl.* 27, 501–521.

- Piachaud, D., 1981. Peter Townsend y the holy grail. *New Soc.* 57, 419–421.
- Piachaud, D., 1987. Problems in the Definition y Measurement of Poverty. *J. Soc. Policy* 16, 147–164.
- Pisati, M., Whelan, C.T., Lucchini, M., Maître, B., 2010. Mapping patterns of multiple deprivation using self-organising maps: An application to EU-SILC data for Ireland. *Soc. Sci. Res.* 39, 405–418.
- Podsakoff, N.P., Shen, W., Podsakoff, P.M., 2006. The role of formative measurement models in strategic management research: review, critique, y implications for future research. *Res. Methodol. Strat. Manag.* 3, 197–252.
- Praag, B.M.S. van, 1968. Individual welfare functions y consumer behavior: A theory of rational irrationality. North-Holland Pub. Co.
- Programa de las Naciones Unidas para el Desarrollo, 2007. La lucha contra el cambio climático: solidaridad frente a un mundo dividido. Mundi-Prensa, Madrid.
- Programa de las Naciones Unidas para el Desarrollo, 2010. Informe sobre desarrollo humano 2010: la verdadera riqueza de las naciones : caminos al desarrollo humano. United Nations Development Program, New York.
- Răileanu Szeles, M., Fusco, A., 2009. Item response theory y the measurement of deprivation: Evidence from PSELL-3 (IRISS Working Paper Series No. 2009-05). IRISS at CEPS/INSTEAD.
- Ram, R., 1982. Composite indices of physical quality of life, basic needs fulfilment, y income : A principal component representation. *J. Dev. Econ.* 11, 227–247.
- Ravallion, M., 1997. Good y bad growth: The human development reports. *World Dev.* 25, 631–638.
- Ravallion, M., Chen, S., Sangraula, P., 2009. Dollar a Day Revisited. *World Bank Econ. Rev.* 23, 163–184.
- Ravnborg, H.M., 1999. Desarrollo de perfiles regionales de pobreza: basados en percepciones locales. CIAT.
- Rawls, J., 1997. Teoría de la justicia. Fondo de Cultura Económica, México.
- Ray, D., 1998. *Development Economics*. Princeton University Press.

- Reinartz, W., Haenlein, M., Henseler, J., 2009. An empirical comparison of the efficacy of covariance-based y variance-based SEM. *Int. J. Res. Mark.* 26, 332–344.
- Reinartz, W., Krafft, M., Hoyer, W.D., 2004. The customer relationship management process: its measurement y impact on performance. *J. Mark. Res.* 293–305.
- Ringen, S., 1988. Direct y Indirect Measures of Poverty. *J. Soc. Policy* 17, 351–365.
- Robson, B., Bradford, M., Deas, I., 1994. Relative Deprivation in Northern Ireland. Great Britain, Department of Finance y Personnel for Northern Ireland, Policy Planning y Research Unit.
- Rodero-Cosano, J., 2001. La Distribución Personal de la Renta en un Contexto de Equilibrio General. Universidad de Jaén, Jaén.
- Rodríguez-Entrena, M., Salazar-Ordóñez, M., 2013. Influence of scientific–technical literacy on consumers’ behavioural intentions regarding new food. *Appetite* 60, 193–202.
- Roelen, K., Gassmann, F., 2012. Multidimensional child poverty in Vietnam. *Glob. Child Poverty Well- Meas. Concepts Policy Action* 307–324.
- Roldán, J.L., Sánchez-Franco, M.J., 2012. Variance-based structural equation modeling: guidelines for using partial least squares in information systems research. *Res. Methodol. Innov. Philos. Softw. Syst. Eng. Inf. Syst.* 193–221.
- Rowntree, B.S., 1971. *Poverty; a study of town life*. New York, H. Fertig.
- Ruggeri Laderchi, C., Saith, R., Stewart, F., 2003. Does it matter that we don’t agree on the definition of poverty? A comparison of four approaches (No. 107), QEH Working Paper. Queen Elizabeth House, University of Oxford.
- Ruiz Díaz, M., 2000. *Introducción a los modelos de ecuaciones estructurales*. Publicaciones Inico 43.
- Ruiz-Castillo, J., 1986. Problemas conceptuales en la medición de la desigualdad. *Rev. Hacienda Pública Española* 101, 17–31.
- Salinas-Pérez, J.A., 2012. Análisis espacial de la distribución en el territorio de variables sanitarias y socioeconómicas mediante técnicas de inteligencia artificial y sus aplicaciones en la planificación sociosanitaria de la salud mental. Universidad de Córdoba, Córdoba.

- Salinas-Pérez, J.A., García-Alonso, C.R., Molina-Parrilla, C., Jordà-Sampietro, E., Salvador-Carulla, L., 2012. Identification y location of hot y cold spots of treated prevalence of depression in Catalonia (Spain). *Int. J. Heal. Geogr.* 11, 36.
- Sampson, R.J., Morenoff, J.D., Gannon-Rowley, T., 2002. Assessing“ neighborhood effects”: Social processes y new directions in research. *Annu. Rev. Sociol.* 443–478.
- Sánchez-Cantalejo, C., Ocaña-Riola, R., Fernández-Ajuria, A., 2008. Deprivation index for small areas in Spain. *Soc. Indic. Res.* 89, 259–273.
- Sarstedt, M., Henseler, J., Ringle, C.M., 2011. Multigroup Analysis in Partial Least Squares (PLS) Path Modeling: Alternative Methods y Empirical Results. *Adv. Int. Mark.* 22, 195–218.
- SAS Institute, 2004. SAS/STAT 9.1 user’s guide. Volume 7. SAS Institute Inc, Cary,NC.
- Saunders, P.G., Adelman, L., 2005. Income poverty, deprivation y exclusion: a comparative study of Australia y Britain. Cambridge Univ Press.
- Schuurman, N., Bell, N., Dunn, J.R., Oliver, L., 2007. Deprivation indices, population health y geography: an evaluation of the spatial effectiveness of indices at multiple scales. *J. Urban Health* 84, 591–603.
- Sen, A., 1976. Elección colectiva y bienestar social. Alianza, Madrid.
- Sen, A., 1980. Equality of what? *Tann. Lect. Hum. Values* 1, 353–369.
- Sen, A., 1981. Poverty y famines: an essay on entitlement y deprivation. Oxford University Press, USA.
- Sen, A., 1988. The Standard of Living. Cambridge University Press.
- Sen, A., 1992. Inequality Reexamined. Oxford University Press.
- Sen, A., 1993. Markets y Freedoms: Achievements y Limitations of the Market Mechanism in Promoting Individual Freedoms. *Oxf. Econ. Pap.* 45, 519–541.
- Sen, A., 1997. On Economic Inequality, 0002-Enlarged ed. Oxford University Press, USA.
- Sen, A., 1999. Development as Freedom. Oxford University Press.

- Sen, A., Harlem Brundtland, G., 1999. Breaking the Poverty Cycle: Investing in Early Childhood: Keynote Addreses. Inter-American Development Bank.
- Setién, M.L., 1993. Indicadores sociales de calidad de vida: Un sistema de medición aplicado al País Vasco. Centro de Investigaciones Sociológicas.
- Shah, A.M., Desai, I.P., 1988. Division y hierarchy: an overview of caste in Gujarat. Hindustan Pub. Corp.
- Shekhar, S., Evans, M.R., Kang, J.M., Mohan, P., 2011. Identifying patterns in spatial information: A survey of methods. Wiley Interdiscip. Rev. Data Min. Knowl. Discov. 1, 193–214.
- Sloggett, A., Joshi, H., 1994. Higher mortality in deprived areas: community or personal disadvantage? *BMJ* 309, 1470–1474.
- Somarriba Arechavala, M.N., 2008. Calidad de vida social e individual en la Europa Comunitaria. Universidad de Valladolid, Valladolid.
- Spearman, C., 1904. "General Intelligence," Objectively Determined y Measured. *Am. J. Psychol.* 15, 201.
- Statistical Office of the European Communities, European Commission, 2002. European social statistics income, poverty y social exclusion ; 2nd report data 1994-1997. Office for Official Publications of the European Communitates, Luxembourg.
- Steiger, J., 2007. Understanding the limitations of global fit assessment in structural equation modeling. *Pers Individ Differ* 42, 893–898.
- Stewart, K., 2005. Dimensions Of Well-Being In Eu Regions: Do GDP y Unemployment Tell us All We Need To Know? *Soc. Indic. Res.* 73, 221–246.
- Stiglitz, J.E., Sen, A., Fitoussi, J.-P., 2009. Report by the commission on the measurement of economic performance y social progress. Commission on the Measurement of Economic Performance y Social Progress, Paris.
- Straub, D., Boudreau, M.-C., Gefen, D., 2004. Validation guidelines for IS positivist research. *Commun. Assoc. Inf. Syst.* 13, 380–427.
- Streeten, P., 1981. First Things First : Meeting Basic Human Needs in the Developing Countries. World Bank Publications.

- Susser, M., 1994. The logic in ecological: I. The logic of analysis. *Am. J. Public Health* 84, 825–829.
- Tello, J.E., Jones, J., Bonizzato, P., Mazzi, M., Amaddeo, F., Tansella, M., 2005. A census-based socio-economic status (SES) index as a tool to examine the relationship between mental health services use y deprivation. *Soc. Sci. Med.* 61, 2096–2105.
- Tenenhaus, A., Tenenhaus, M., 2011. Regularized Generalized Canonical Correlation Analysis. *Psychometrika* 76, 257–284.
- Tenenhaus, M., 2003. Comparison between PLS y LISREL approaches for structural equation models, in: Vilares, M., Tenenhaus, M., Coelho, P., Esposito Vinzi, V., Morineau, A. (Eds.), *PLS y Related Methods*. Presented at the PLS y related methods, Lisbon.
- Tenenhaus, M., Vinzi, V.E., Chatelin, Y.-M., Lauro, C., 2005. PLS path modeling. *Comput. Stat. Data Anal.* 48, 159–205.
- Thunhurst, C., 1985. The analysis of small area statistics y planning for health. *The Statistician* 93–106.
- Tinbergen, J., 1991. On the measurement of welfare. *J. Econ.* 50, 7–13.
- Townsend, P., 1979. *Poverty in the United Kingdom: a survey of household resources y standards of living*. University of California Press.
- Townsend, P., 1987. Deprivation. *J. Soc. Policy* 16, 125–146.
- Townsend, P., Philimore, P., Beattie, A., 1988. *Health y Deprivation: Inequality y the North*. Routledge.
- Trapero, J.B., 1977. *Problemas de la medición del bienestar y conceptos afines: (una aplicación al caso español)*. Presidencia del Gobierno, Instituto Nacional de Estadística.
- Tsakoglou, P., Papadopoulos, F., 2002. Aggregate level y determining factors of social exclusion in twelve European countries. *J. Eur. Soc. Policy* 12, 211–225.
- Tsui, K.Y., 1995. Multidimensional generalizations of the relative y absolute inequality indices: the Atkinson-Kolm-Sen approach. *J. Econ. Theory* 67, 251–265.

- United Nations Development Programme, 1990. Human Development Report. Oxford University Press, New York.
- United Nations. Statistical Office, 1975. Hacia un sistema de estadísticas demográficas y sociales. Naciones Unidas, New York.
- Urbach, N., Ahlemann, F., 2010. Structural Equation Modeling in Information Systems Research Using Partial Least Squares. *J. Inf. Technol. Theory Appl.* Jitta 11.
- Venaik, S., 1999. A model of global marketing in multinational firms: an empirical investigation. The University of New South Wales.
- Von Korff, M., Koepsell, T., Curry, S., Diehr, P., 1992. Multi-level analysis in epidemiologic research on health behaviors y outcomes. *Am. J. Epidemiol.* 135, 1077–1082.
- Wedderburn, D., 1974. Poverty, inequality y class structure,. Cambridge University Press, London; New York.
- Welsh Government, 2011. Welsh Index of Multiple Deprivation 2011: Summary Report.
- Welte, J.W., Wieczorek, W.F., Barnes, G.M., Tidwell, M.-C., Hoffman, J.H., 2004. The relationship of ecological y geographic factors to gambling behavior y pathology. *J. Gambl. Stud.* 20, 405–423.
- Werts, C.E., Linn, R., Joreskog, K.G., 1974. Intraclass Reliability Estimates: Testing Structural Assumptions. *Educ. Psychol. Meas.* 34, 25–33.
- Whelan, C.T., Layte, R., Maître, B., 2002. Persistent deprivation in the European Union. *Schmollers Jahrb. Z. Für Wirtsch.- Sozialwissenschaften J. Appl. Soc. Sci. Stud.* - Berl. Duncker Humblot Issn 0342-1783 Zdb-Id 20226147 - Vol 1222002 1 P 31-53.
- Whelan, C.T., Layte, R., Maître, B., 2003. Persistent Income Poverty y Deprivation in the European Union: An Analysis of the First Three Waves of the European Community Household Panel. *J. Soc. Policy* 32, 1–18.
- Whelan, C.T., Layte, R., Maître, B., Nolan, B., 2001. Income, Deprivation, y Economic Strain. An Analysis of the European Community Household Panel. *Eur. Sociol. Rev.* 17, 357–372.

- Whelan, C.T., Maître, B., 2005. Economic Vulnerability, Multidimensional Deprivation y Social Cohesion in an Enlarged European Community. *Int. J. Comp. Sociol.* 46, 215–239.
- Whelan, C.T., Maître, B., 2007. Measuring material deprivation with EU-SILC: Lessons from the Irish survey. *Eur. Soc.* 9, 147–173.
- Whelan, C.T., Nolan, B., Maître, B., 2006. Measuring consistent poverty in Ireland with EU SILC data (Working Paper). Economic y Social Research Institute.
- Wilcox, L.D., Brooks, R.M., Beal, G.M., Klomglan, G.E., 1972. Social indicators y societal monitoring. An annotated bibliography. Elsevier Scientific Pub. Co, Amsterdam, New York,.
- Wilkinson, R.G., 1986. *Class y Health: Research y Longitudinal Data*. Routledge.
- Wilson, B., 2010. Using PLS to Investigate Interaction Effects Between Higher Order Branding Constructs, in: Vinzi, V.E., Chin, W.W., Henseler, J., Wang, H. (Eds.), *Handbook of Partial Least Squares*, Springer Handbooks of Computational Statistics. Springer Berlin Heidelberg, pp. 621–652.
- Wilson, B., Henseler, J., 2007. Modeling reflective higher-order constructs using three approaches with PLS path modeling: A Monte Carlo comparison, in: *Australian y New Zealand Marketing Academy Conference*. pp. 791–800.
- Wold, H., 1973. Nonlinear iterative partial least squares (NIPALS) modeling : some current developments, in: Krishnaiah, P.R. (Paruchuri R. (Ed.)), *Multivariate analysis--III; Proceedings*. Edited by Paruchuri R. Krishnaiah, International Symposium on Multivariate Analysis (Wright State University) (1972). Academic Press, New York, pp. 384–402.
- Wold, H., 1979. Model Construction y Evaluation when Theoretical Knowledge is Scarce: An Example of the Use of Partial Least Squares. Université de Genève, Faculté des Sciences Économiques et Sociales.
- Wold, H., 1980. Model construction y evaluation when theoretical knowledge is scarce, in: *Evaluation of Econometric Models*. Academic Press, pp. 47–74.
- Wold, H., 1982a. Systems under indirect observation using PLS, in: Fornell, C. (Ed.), *A Second Generation of Multivariate Analysis: Methods*. Praeger, pp. 325–347.
- Wold, H., 1982b. Soft modeling. The basic design y some extensions, in: Wold, H., Joreskog, K.G. (Eds.), *Systems Under Indirect Observation : Causality, Structure,*

- Prediction, Contributions to Economic Analysis. North-Holland ; Sole distributors for the U.S.A. y Canada, Elsevier Science Publishers, Amsterdam ; New York : New York, pp. 1–54.
- Wold, H., 1985. Systems analysis by partial least squares, in: Nijkamp, P., Leitner, H., Wrigley, N. (Eds.), *Measuring the Unmeasurable*, NATO ASI Series. M. Nijhoff ; Distributors for the U.S. y Canada, Dordrecht ; Boston : Hingham, MA, pp. 221–251.
- Wolff, E.N., Zacharias, A., Caner, A., 2005. Household wealth, public consumption y economic well-being in the United States. *Camb. J. Econ.* 29, 1073–1090.
- World Bank, 2000. *Attacking poverty*, World Bank. ed. Oxford Univ. Press, New York.
- Wright, S., 1932. The roles of mutation, inbreeding, crossbreeding y selection in evolution, in: *Proceedings of the Sixth International Congress on Genetics*. pp. 356–366.
- Wright, S., 1986. *Evolution: selected papers*. University of Chicago Press.
- Yitzhaki, S., 1979. Relative deprivation y the Gini coefficient. *Q. J. Econ.* 321–324.
- Zarzosa Espina, P., 1996a. *Aproximación a la medición del bienestar social*. Universidad de Valladolid, Valladolid.
- Zarzosa Espina, P., 1996b. *Aproximación a la medición del bienestar social. Idoneidad del indicador sintético "Distancia-P(2)": (Aplicación al caso español)*. *Cuad. Econ. Span. J. Econ. Finance* 24, 139–163.
- Zhang, P., Li, N., Sun, H., 2006. Affective Quality y Cognitive Absorption: Extending Technology Acceptance Research, in: *Proceedings of the 39th Annual Hawaii International Conference on System Sciences - Volume 08, HICSS'06*. IEEE Computer Society, Washington, DC, USA, p. 207a.

ANEXOS



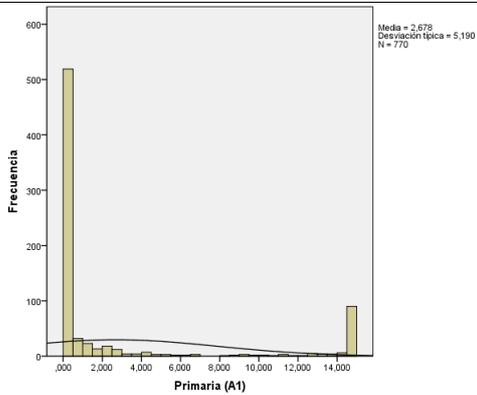
ANEXO 1: ANÁLISIS DESCRIPTIVO DE LAS VARIABLES

ESTADÍSTICAS DESCRIPTIVAS

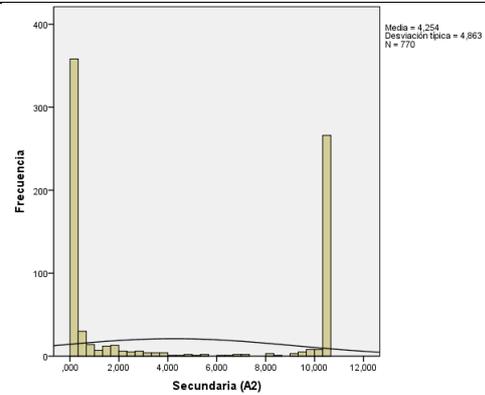
VARIABLES	N	Rango	Mínimo	Máximo	Media	Desviación típica	Varianza	Asimetría		Curtosis	
								Estadístico	Error típico	Estadístico	Error típico
Primaria (A_1)	770	14,971	0,000	14,971	2,678	5,190	26,937	1,761	0,088	1,325	00,176
Secundaria (A_2)	770	10,395	0,000	10,395	4,254	4,863	23,646	0,408	0,088	-1,774	00,176
SAS (A_3)	770	8,731	0,000	8,731	1,160	2,702	7,300	2,248	0,088	3,326	00,176
Hospitales (A_4)	770	4,349	0,000	4,349	1,821	2,113	4,464	0,334	0,088	-1,875	00,176
Centros Comerciales (A_5)	770	14,054	0,000	14,054	4,193	6,287	39,529	0,891	0,088	-1,173	00,176
Sin Estudios (ED_1)	770	2,947	0,146	3,093	1,319	0,497	0,247	0,275	0,088	0,091	00,176
Estudios Obligatorios (ED_2)	770	0,776	0,561	1,336	1,144	0,112	0,013	-1,656	0,088	3,637	00,176
Menores < 24 que no estudian (ED_3)	733	1,401	0,452	1,854	1,114	0,174	0,030	-0,249	0,090	0,706	00,180
Tasa de Ab. Escolar < 16 (ED_4)	770	0,765	0,871	1,636	1,138	0,090	0,008	0,821	0,088	3,271	00,176
Ratio de Alumno por profesor Ed. Básica (ED_5)	770	3,595	0,000	3,595	0,956	0,375	0,141	1,127	0,088	5,982	00,176
Nivel de estudios (ED_6)	770	1,350	0,000	1,350	0,814	0,369	0,136	-1,183	0,088	0,381	00,176
Tasa de Paro (E_1)	770	6,059	0,064	6,123	2,007	1,030	1,061	0,854	0,088	0,695	00,176
Hogares sin Empleo (E_2)	770	2,367	0,396	2,763	1,389	0,413	0,171	0,385	0,088	-0,077	00,176
Parados < 24 (E_3)	769	2,079	0,000	2,079	0,401	0,282	0,079	1,453	0,088	4,665	00,176
Parados >45 (E_4)	769	3,101	0,000	3,101	0,554	0,411	0,169	1,751	0,088	5,366	00,176
Pensionistas por invalidez (E_5)	770	10,572	0,000	10,572	1,705	1,079	1,164	3,108	0,088	16,287	00,176
Trabajadores Eventuales (E_6)	770	2,663	0,380	3,044	1,801	0,450	0,202	0,021	0,088	-0,299	00,176
Trabajadores Manuales (E_7)	770	0,963	0,238	1,201	0,806	0,181	0,033	-0,322	0,088	-0,323	00,176
Trabajadores con subsidio agrario (E_8)	769	39,252	0,000	39,252	12,193	8,523	72,642	0,351	0,088	-0,752	00,176
Nivel de Pobreza (I_1)	769	9,881	0,729	10,610	1,860	0,614	0,377	5,752	0,088	72,587	00,176
Índice de Dependencia Económica (I_2)	770	0,883	0,899	1,782	1,271	0,151	0,023	0,384	0,088	0,370	00,176

HISTOGRAMAS DE FRECUENCIAS

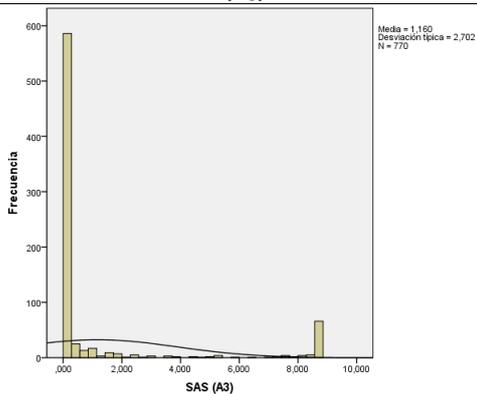
ACCESO A SEVICIOS BÁSICOS

Acceso a Centros de Educación Primaria (A₁)

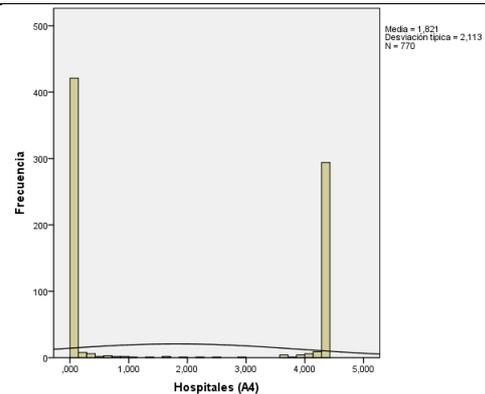
Prueba de Kolmogorov-Smirnov:0,345
Se rechaza la hipótesis nula de normalidad
porque la significación es inferior de 0,05

Acceso a Centro de Educación Secundaria (A₂)

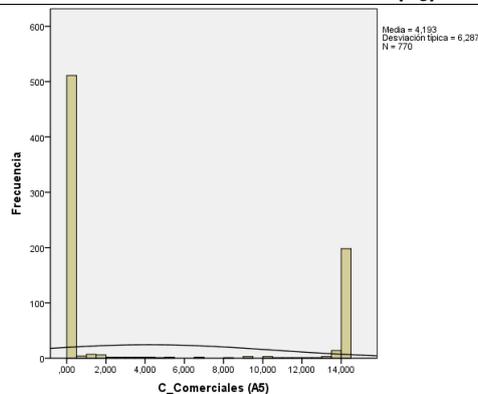
Prueba de Kolmogorov-Smirnov:0,276
Se rechaza la hipótesis nula de normalidad
porque la significación es inferior de 0,05

Acceso a Centros Básicos de Atención Sanitaria (A₃)

Prueba de Kolmogorov-Smirnov:0,394
Se rechaza la hipótesis nula de normalidad
porque la significación es inferior de 0,05

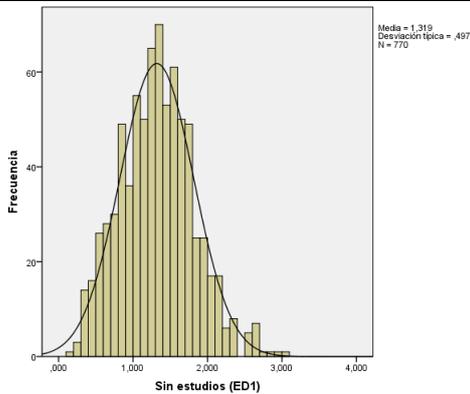
Acceso a Hospitales (A₄)

Prueba de Kolmogorov-Smirnov:0,334
Se rechaza la hipótesis nula de normalidad
porque la significación es inferior de 0,05

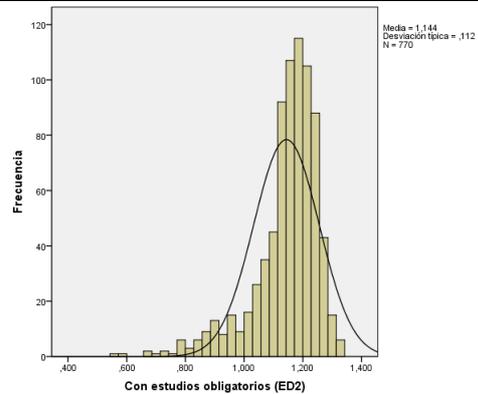
Acceso a Centros Comerciales (A₅)

Prueba de Kolmogorov-Smirnov:0,389
Se rechaza la hipótesis nula de normalidad porque la significación es inferior de 0,05

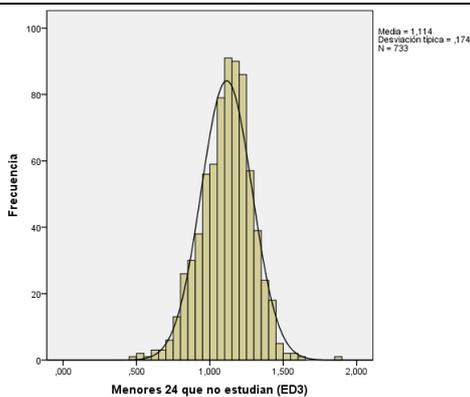
EDUCACIÓN

Sin estudios obligatorios terminados (ED_1)

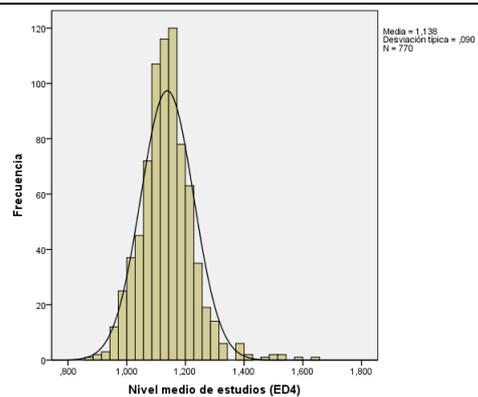
Prueba de Kolmogorov-Smirnov:0,023
Se acepta la hipótesis nula de normalidad porque la significación es superior de 0,05

Solo con estudios obligatorios terminados (ED_2)

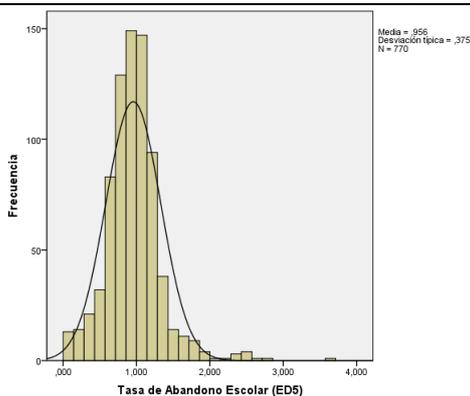
Prueba de Kolmogorov-Smirnov:0,150
Se rechaza la hipótesis nula de normalidad porque la significación es inferior de 0,05

Menores de 24 años que no estudian (ED_3)

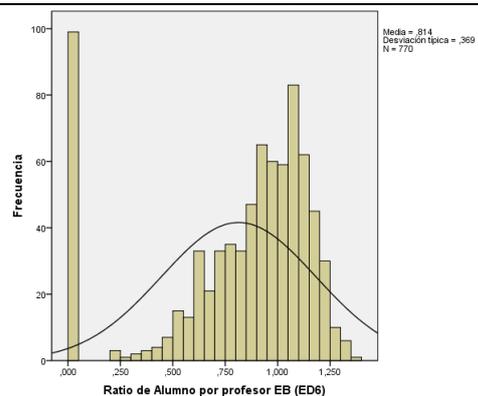
Prueba de Kolmogorov-Smirnov:0,040
Se rechaza la hipótesis nula de normalidad porque la significación es inferior de 0,05

Nivel medio de estudios (ED_4)

Prueba de Kolmogorov-Smirnov:0,078
Se rechaza la hipótesis nula de normalidad porque la significación es inferior de 0,05

Tasa de abandono escolar (ED_5)

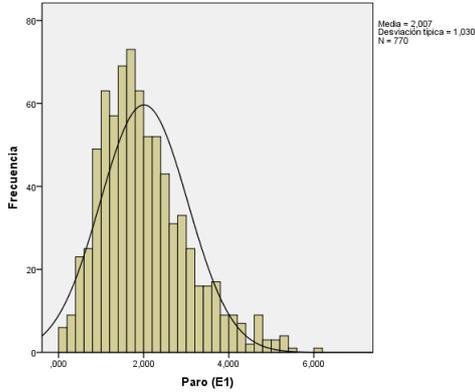
Prueba de Kolmogorov-Smirnov:0,141
Se rechaza la hipótesis nula de normalidad porque la significación es inferior de 0,05

Ratio de alumno por profesor (ED_6)

Prueba de Kolmogorov-Smirnov:0,067
Se rechaza la hipótesis nula de normalidad porque la significación es inferior de 0,05

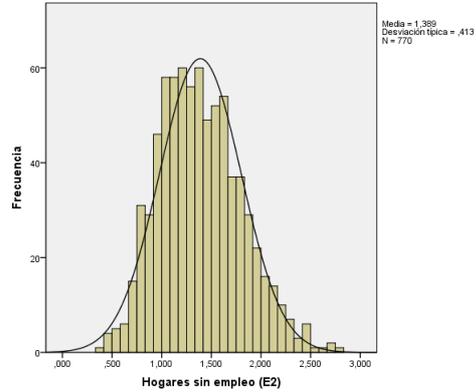
EMPLEO

Tasa de Paro (E_1)



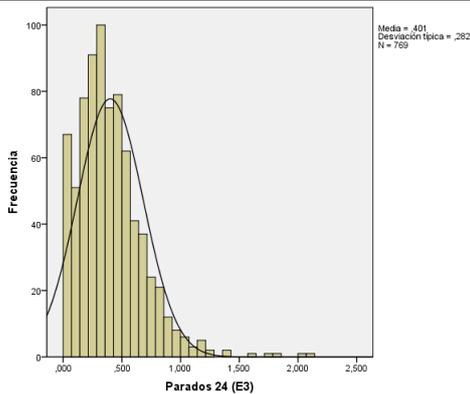
Prueba de Kolmogorov-Smirnov:0,084
Se rechaza la hipótesis nula de normalidad porque la significación es inferior de 0,05

Hogares con todos los miembros en paro (E_2)



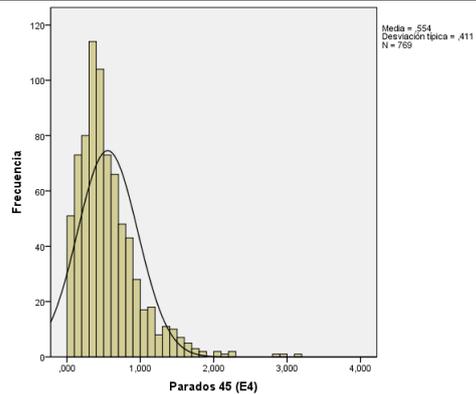
Prueba de Kolmogorov-Smirnov:0,048
Se rechaza la hipótesis nula de normalidad porque la significación es inferior de 0,05

Parados menores de 24 años (E_3)



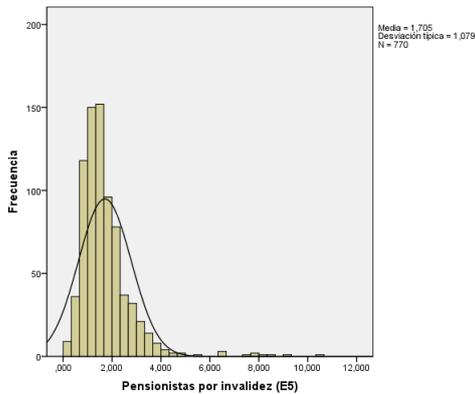
Prueba de Kolmogorov-Smirnov:0,077
Se rechaza la hipótesis nula de normalidad porque la significación es inferior de 0,05

Parados mayores de 45 (E_4)



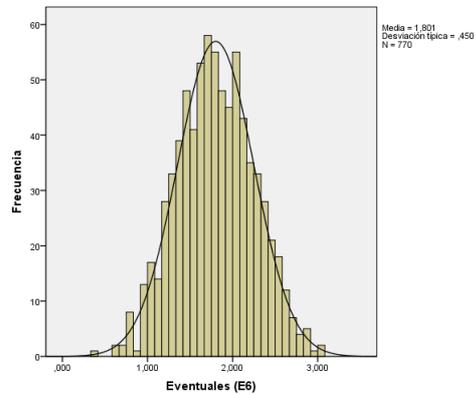
Prueba de Kolmogorov-Smirnov:0,109
Se rechaza la hipótesis nula de normalidad porque la significación es inferior de 0,05

Pensionistas por invalidez (E_5)



Prueba de Kolmogorov-Smirnov:0,135
Se rechaza la hipótesis nula de normalidad porque la significación es inferior de 0,05

Trabajadores Eventuales (E_6)

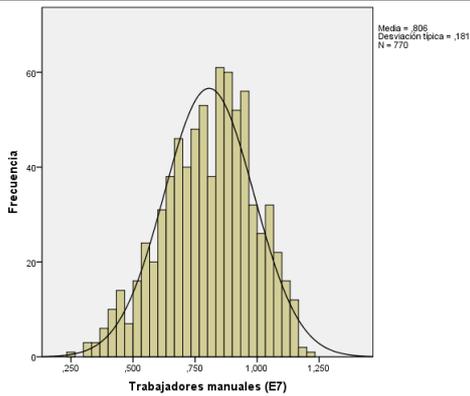


Prueba de Kolmogorov-Smirnov:0,018
Se acepta la hipótesis nula de normalidad porque la significación es superior de 0,05

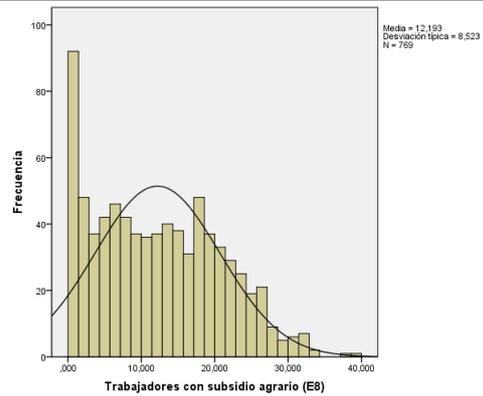
Trabajadores manuales (E_7)

Trabajadores eventuales con subsidio agrario

(E₈)



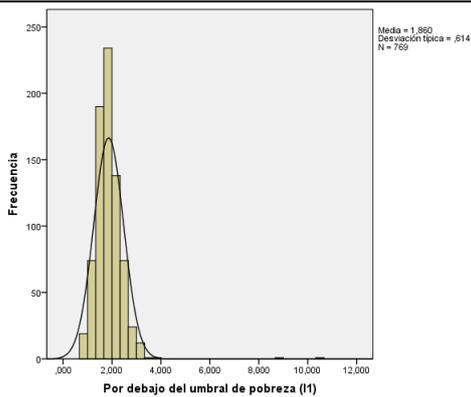
Prueba de Kolmogorov-Smirnov:0,050
Se rechaza la hipótesis nula de normalidad porque la significación es inferior de 0,05



Prueba de Kolmogorov-Smirnov:0,076
Se rechaza la hipótesis nula de normalidad porque la significación es inferior de 0,05

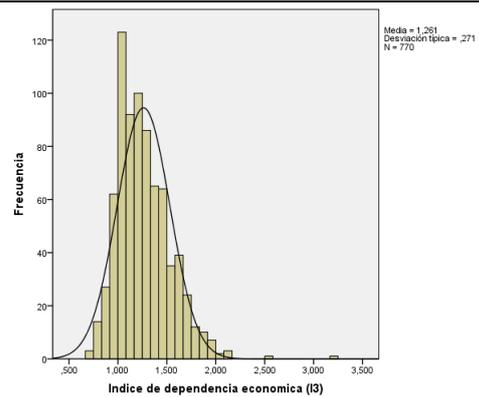
INGRESOS

Nivel de pobreza (I₁)



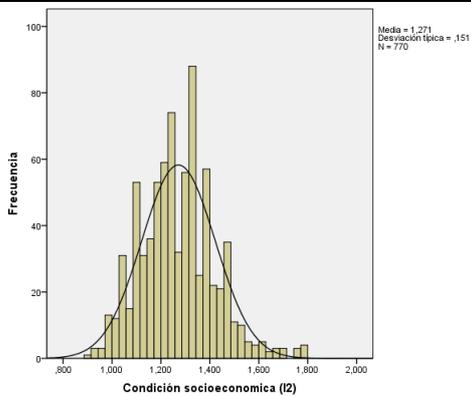
Prueba de Kolmogorov-Smirnov:0,095
Se rechaza la hipótesis nula de normalidad porque la significación es inferior de 0,05

Condición socioeconómica (I₂)



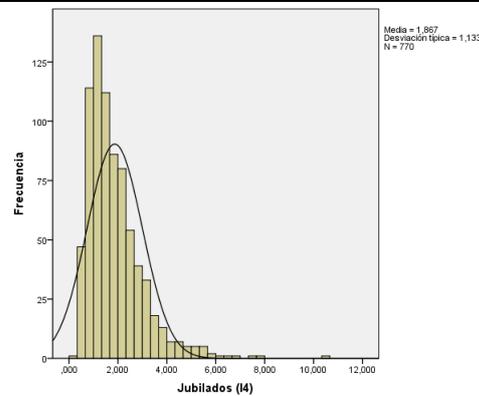
Prueba de Kolmogorov-Smirnov:0,046
Se rechaza la hipótesis nula de normalidad porque la significación es inferior de 0,05

Índice de dependencia económica (I₃)



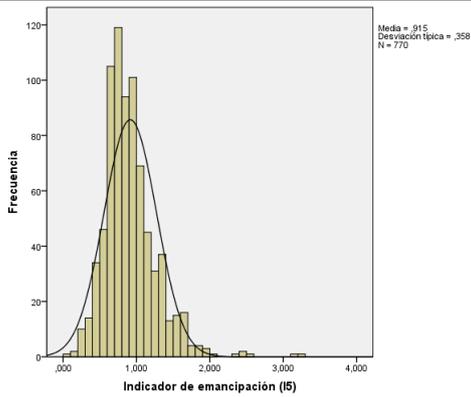
Prueba de Kolmogorov-Smirnov:0,70
Se rechaza la hipótesis nula de normalidad porque la significación es inferior de 0,05

Porcentaje de jubilados (I₄)



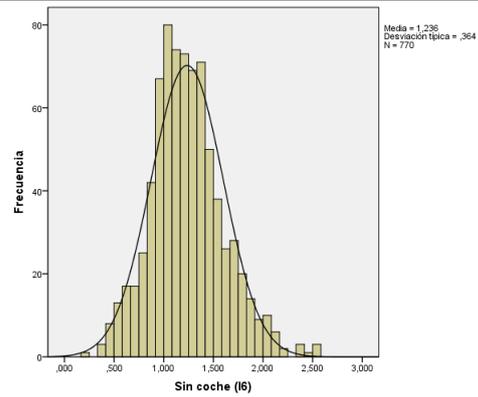
Prueba de Kolmogorov-Smirnov:0,106
Se rechaza la hipótesis nula de normalidad porque la significación es inferior de 0,05

Índice de emancipación (I_5)



Prueba de Kolmogorov-Smirnov:0,093
Se rechaza la hipótesis nula de normalidad porque la significación es inferior de 0,05

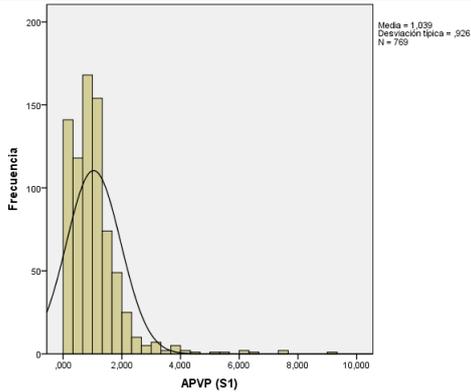
Porcentaje de hogares sin coche (I_6)



Prueba de Kolmogorov-Smirnov:0,044
Se rechaza la hipótesis nula de normalidad porque la significación es inferior de 0,05

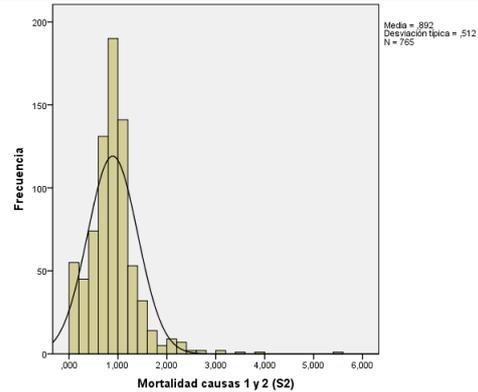
SALUD

Años potenciales de vida perdidos (S_1)



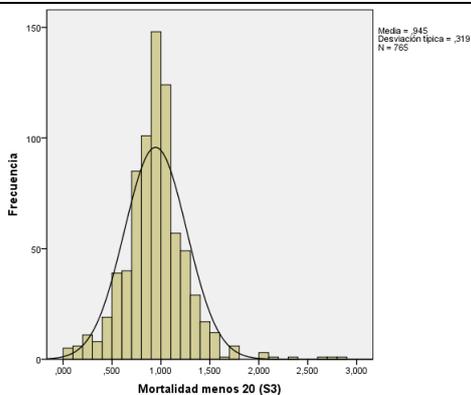
Prueba de Kolmogorov-Smirnov:0,133
Se rechaza la hipótesis nula de normalidad porque la significación es inferior de 0,05

Mortalidad estandarizada por causas 1 y 2 (S_2)



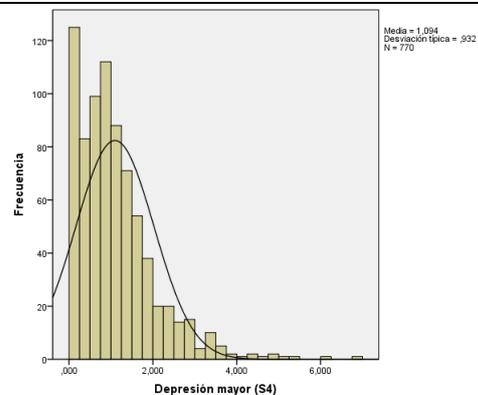
Prueba de Kolmogorov-Smirnov:0,112
Se rechaza la hipótesis nula de normalidad porque la significación es inferior de 0,05

Mortalidad estandarizada por todas las causas menos la 20 (S_3)

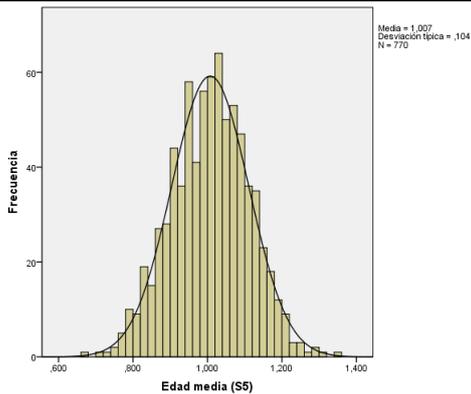


Prueba de Kolmogorov-Smirnov:0,085
Se rechaza la hipótesis nula de normalidad porque la significación es inferior de 0,05

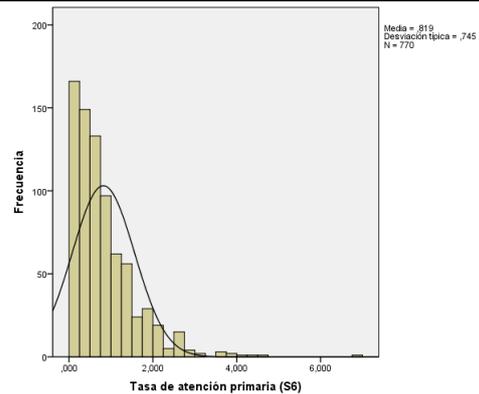
Depresión mayor (S_4)



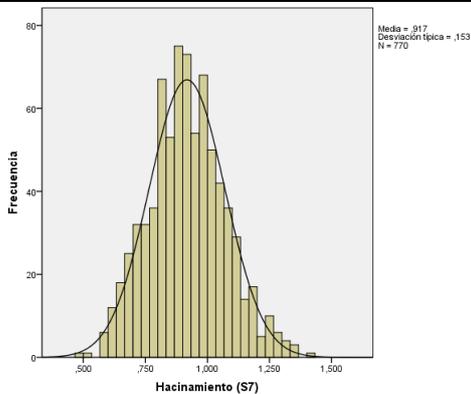
Prueba de Kolmogorov-Smirnov:0,120
Se rechaza la hipótesis nula de normalidad porque la significación es inferior de 0,05

Edad media (S_5)

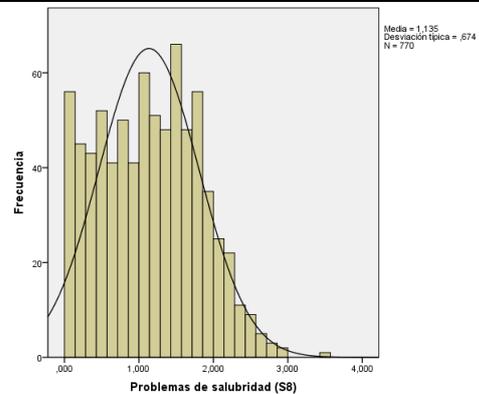
Prueba de Kolmogorov-Smirnov:0,023
Se acepta la hipótesis nula de normalidad porque la significación es superior de 0,05

Ratio de atención primaria (S_6)

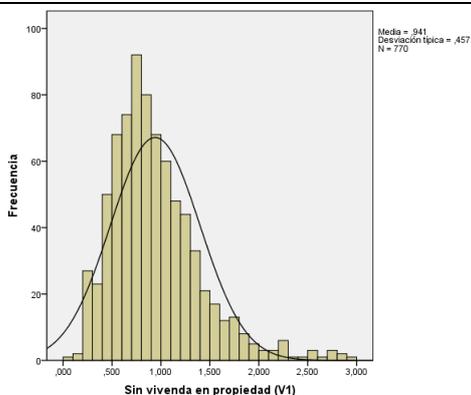
Prueba de Kolmogorov-Smirnov:0,135
Se rechaza la hipótesis nula de normalidad porque la significación es inferior de 0,05

Hacinamiento (S_7)

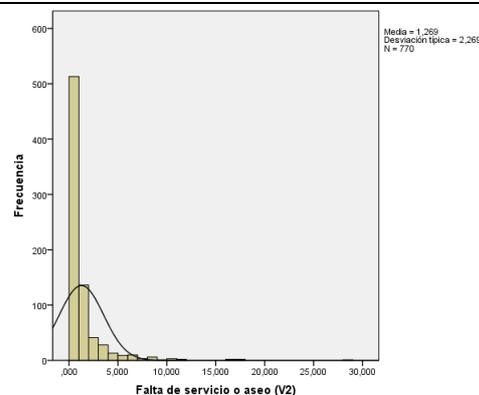
Prueba de Kolmogorov-Smirnov:0,022
Se acepta la hipótesis nula de normalidad porque la significación es superior a 0,05

Salubridad (S_8)

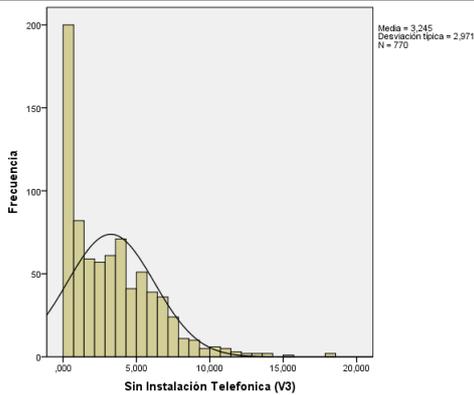
Prueba de Kolmogorov-Smirnov:0,056
Se rechaza la hipótesis nula de normalidad porque la significación es inferior de 0,05

VIVIENDA**Sin vivienda en propiedad (V_1)**

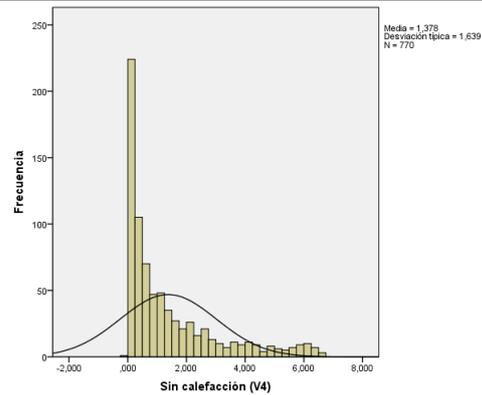
Prueba de Kolmogorov-Smirnov:0,085
Se rechaza la hipótesis nula de normalidad porque la significación es inferior de 0,05

Sin aseo o cuarto de baño en el hogar (V_2)

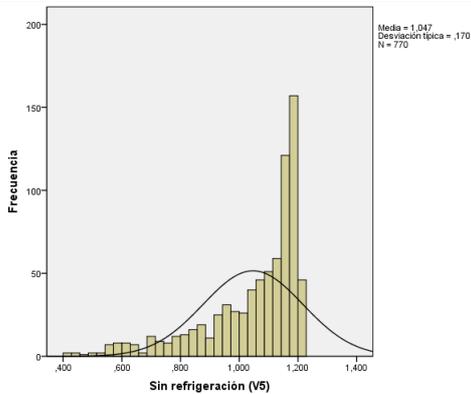
Prueba de Kolmogorov-Smirnov:0,288
Se rechaza la hipótesis nula de normalidad porque la significación es inferior de 0,05

Sin línea telefónica en el hogar (V₃)

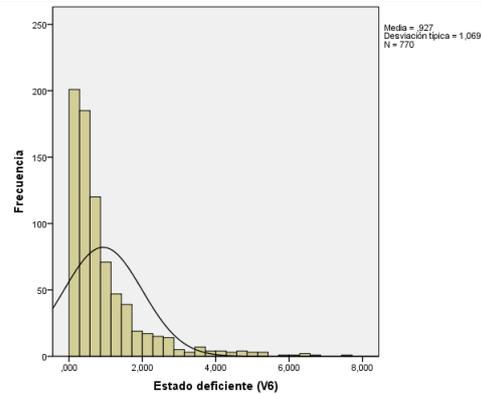
Prueba de Kolmogorov-Smirnov:0,0137
Se rechaza la hipótesis nula de normalidad porque la significación es inferior de 0,05

Sin calefacción en el hogar (V₄)

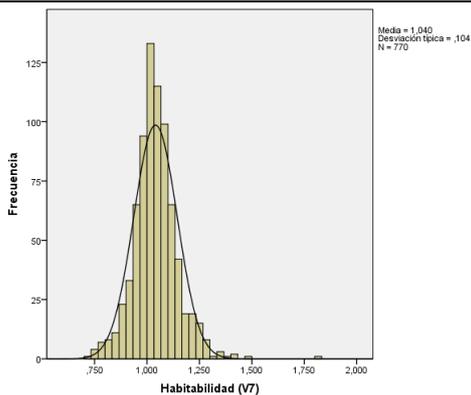
Prueba de Kolmogorov-Smirnov:0,200
Se rechaza la hipótesis nula de normalidad porque la significación es inferior de 0,05

Sin refrigeración en el hogar (V₅)

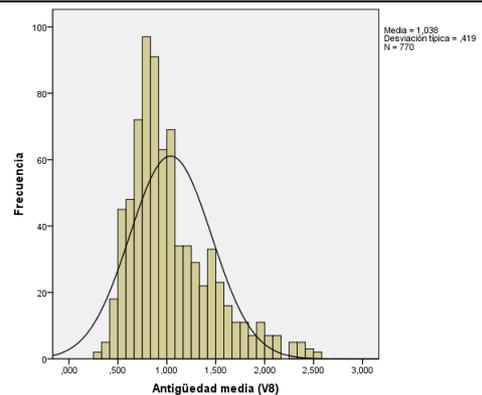
Prueba de Kolmogorov-Smirnov:0,181
Se rechaza la hipótesis nula de normalidad porque la significación es inferior de 0,05

Hogar en estado deficiente (V₆)

Prueba de Kolmogorov-Smirnov:0,193
Se rechaza la hipótesis nula de normalidad porque la significación es inferior de 0,05

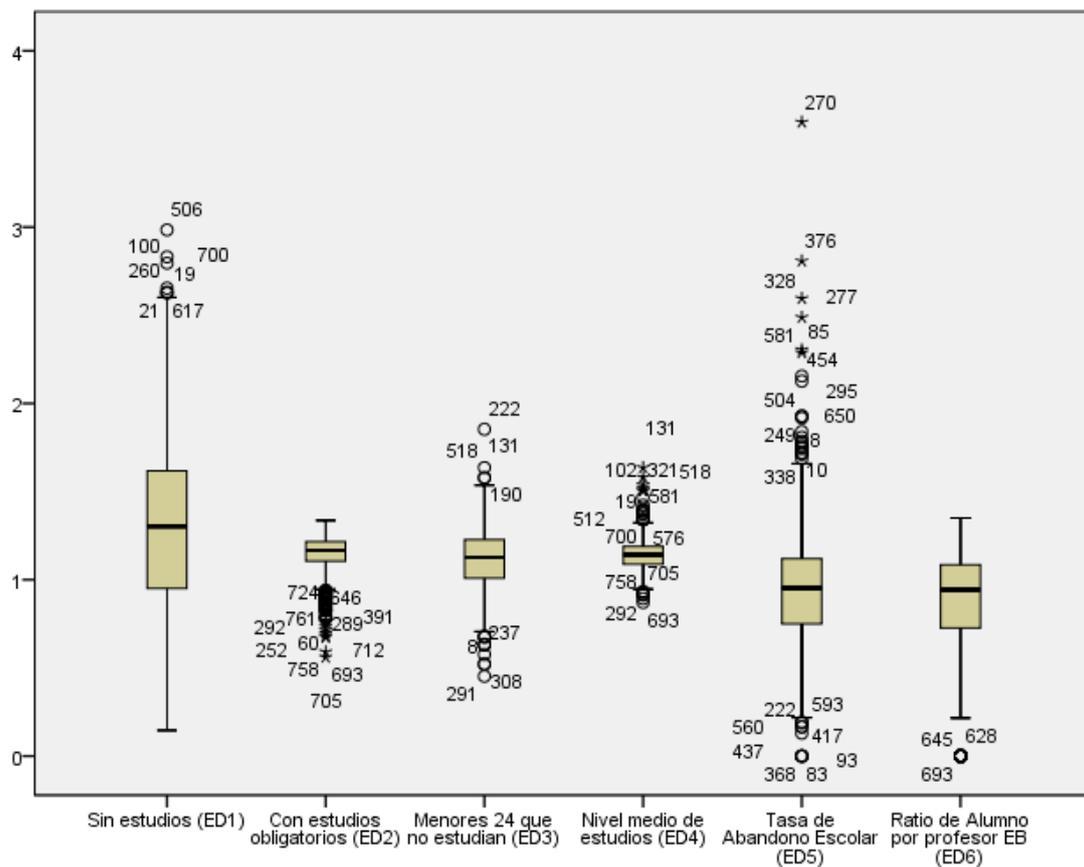
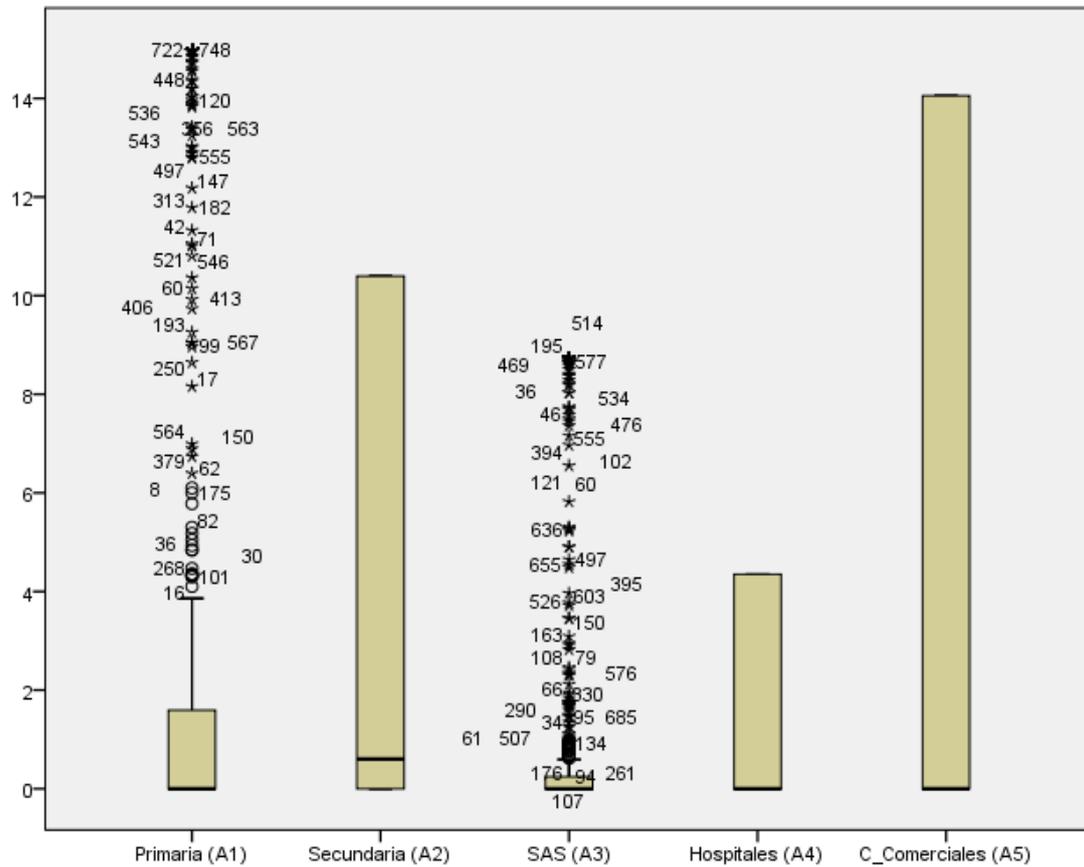
Habitabilidad (V₇)

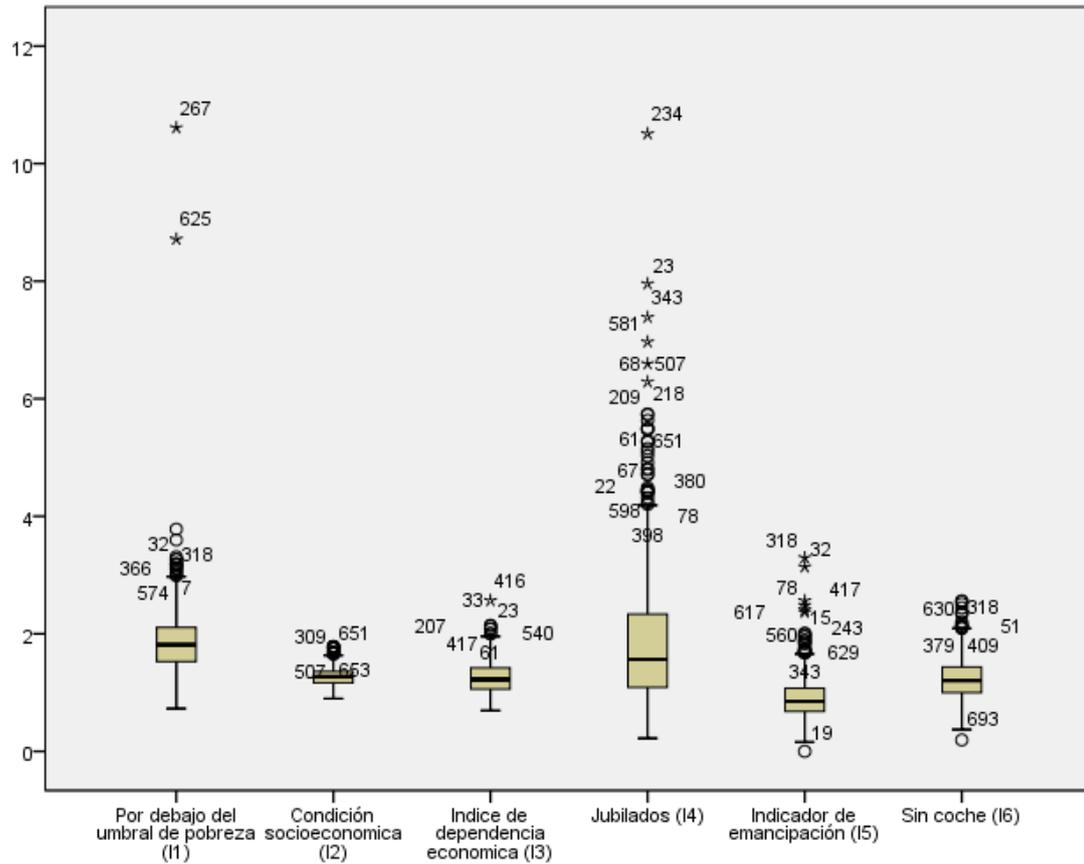
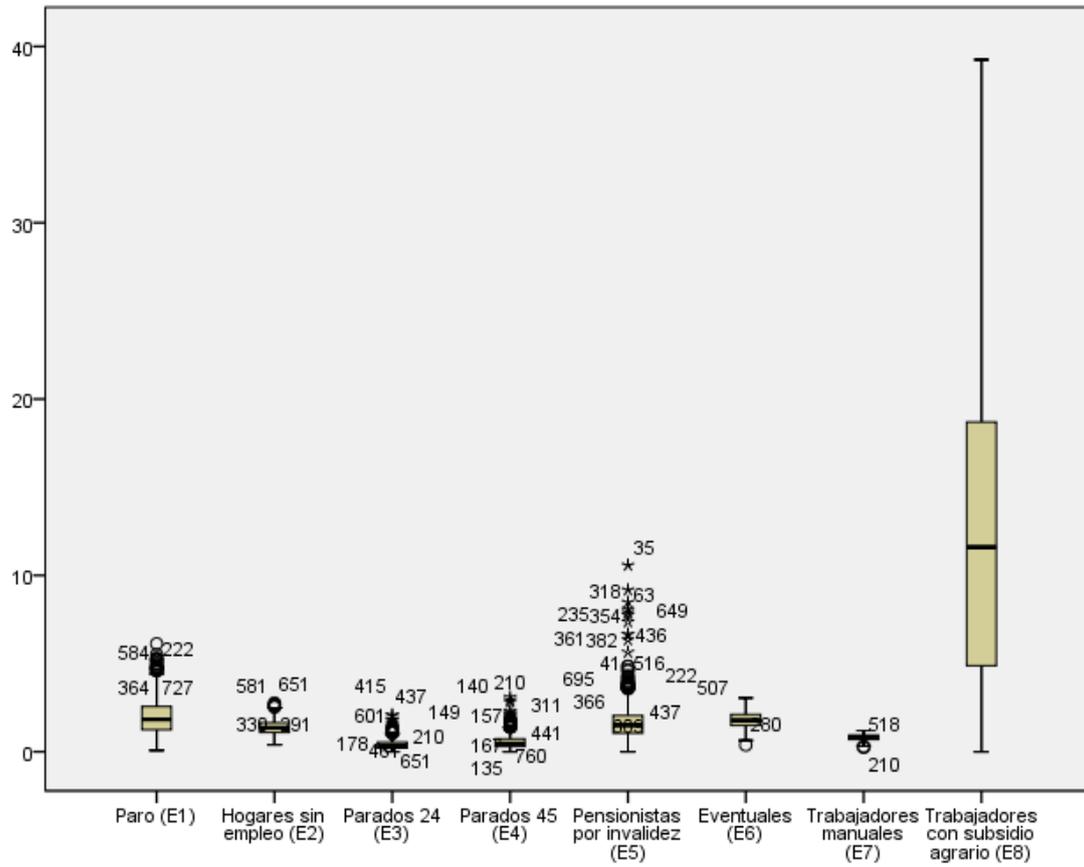
Prueba de Kolmogorov-Smirnov:0,062
Se rechaza la hipótesis nula de normalidad porque la significación es inferior de 0,05

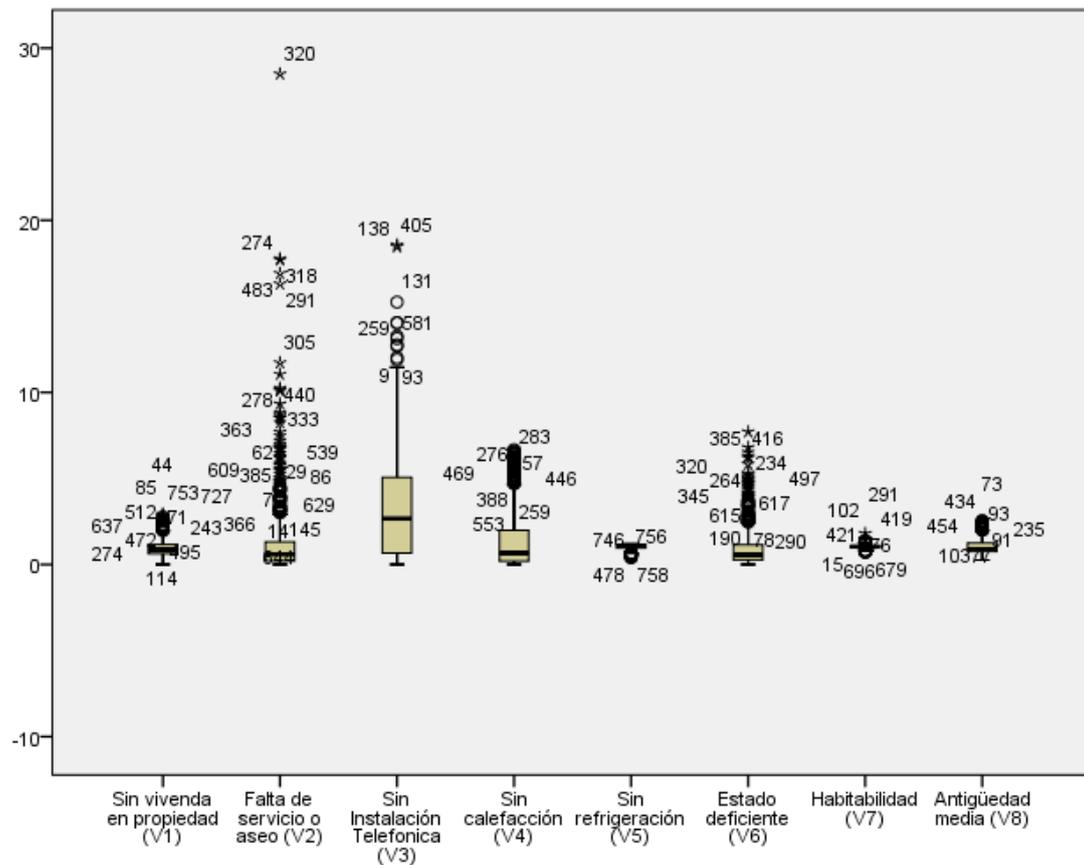
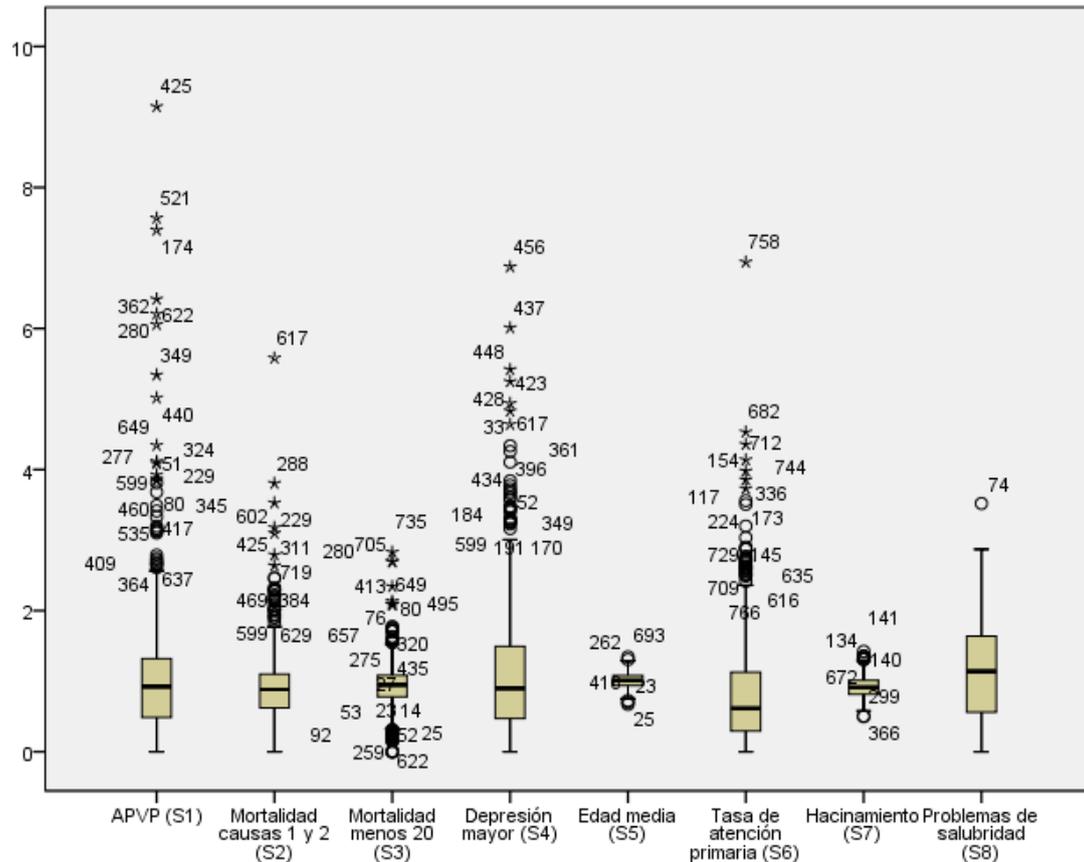
Antigüedad del edificio (V₈)

Prueba de Kolmogorov-Smirnov:0,123
Se rechaza la hipótesis nula de normalidad porque la significación es inferior de 0,05

DIAGRAMAS BOX PLOT







COEFICIENTES DE CORRELACIÓN

		Acceso C.E. Primaria (A ₁)	Acceso C.E. Secundaria (A ₂)	Acceso C.B. Asistencia Sanitaria (A ₃)	Acceso Hospitales (A ₄)	Acceso Centros Comerciales (A ₅)
Acceso C.E. Primaria (A₁)	Correlación de Pearson	1	0,272**	0,230**	0,176**	0,202**
	Sig. (bilateral)		0,000	0,000	0,000	0,000
	N	770	770	770	770	770
Acceso C.E. Secundaria (A₂)	Correlación de Pearson	0,272**	1	0,025	0,244**	0,344**
	Sig. (bilateral)	0,000		0,489	0,000	0,000
	N	770	770	770	770	770
Acceso C.B. Asistencia Sanitaria (A₃)	Correlación de Pearson	0,230**	0,025	1	-0,030	0,008
	Sig. (bilateral)	0,000	0,489		0,398	0,815
	N	770	770	770	770	770
Acceso Hospitales (A₄)	Correlación de Pearson	0,176**	0,244**	-0,030	1	0,373**
	Sig. (bilateral)	0,000	0,000	0,398		0,000
	N	770	770	770	770	770
Acceso Centros Comerciales (A₅)	Correlación de Pearson	0,202**	0,344**	0,008	0,373**	1
	Sig. (bilateral)	0,000	0,000	0,815	0,000	
	N	770	770	770	770	770

** La correlación es significativa al nivel 0,01 (bilateral). * La correlación es significativa al nivel 0,05 (bilateral)

		Sin Estudios (ED ₁)	Estudios Obligatorios (ED ₂)	Menores 24 que no estudian (ED ₃)	Nivel de estudios (ED ₄)	Tasa de Abandono Escolar (ED ₅)	Ratio de Alumno por profesor EB (ED ₆)
Sin Estudios (ED₁)	Correlación de Pearson	1	0,574**	0,200**	0,513**	0,006	-0,358**
	Sig. (bilateral)		0,000	0,000	0,000	0,864	0,000
	N	770	770	733	770	770	770
Estudios Obligatorios (ED₂)	Correlación de Pearson	0,574**	1	0,506**	0,726**	-0,044	-0,235**
	Sig. (bilateral)	0,000		0,000	0,000	0,225	0,000
	N	770	770	733	770	770	770
Menores 24 que no estudian (ED₃)	Correlación de Pearson	0,200**	0,506**	1	0,547**	0,016	0,113**
	Sig. (bilateral)	0,000	0,000		0,000	0,658	0,002
	N	733	733	733	733	733	733
Nivel de estudios (ED₄)	Correlación de Pearson	0,513**	0,726**	0,547**	1	0,016	0,011
	Sig. (bilateral)	0,000	0,000	0,000		0,655	0,759
	N	770	770	733	770	770	770
Tasa de Abandono Escolar (ED₅)	Correlación de Pearson	0,006	-0,044	0,016	0,016	1	-0,042
	Sig. (bilateral)	0,864	0,225	0,658	0,655		0,248
	N	770	770	733	770	770	770
Ratio de Alumno por profesor EB (ED₆)	Correlación de Pearson	-0,358**	-0,235**	0,113**	0,011	-0,042	1
	Sig. (bilateral)	0,000	0,000	0,002	0,759	0,248	
	N	770	770	733	770	770	770

** La correlación es significativa al nivel 0,01 (bilateral). * La correlación es significante al nivel 0,05 (bilateral).

		Tasa de Paro (E_1)	Hogares sin Empleo (E_2)	Parados menores 24 (E_3)	Parados mayores 45 (E_4)	Pensionistas por invalidez (E_5)	Trabajadores Eventuales (E_6)	Trabajadores Manuales (E_7)	Trabajadores con subsidio agrario (E_8)
Tasa de Paro (E_1)	Correlación de Pearson	1	0,710**	0,086*	-0,110**	0,262**	0,028	-0,083*	0,481**
	Sig. (bilateral)		0,000	0,017	0,002	0,000	0,444	0,022	0,000
	N	770	770	769	769	770	770	770	769
Hogares sin Empleo (E_2)	Correlación de Pearson	0,710**	1	-0,088*	-0,169**	0,434**	0,008	0,039	0,417**
	Sig. (bilateral)	0,000		0,015	0,000	0,000	0,822	0,278	0,000
	N	770	770	769	769	770	770	770	769
Parados menores 24 (E_3)	Correlación de Pearson	0,086*	-0,088*	1	0,497**	-0,056	-0,021	-0,190**	-0,145**
	Sig. (bilateral)	0,017	0,015		0,000	0,119	0,563	0,000	0,000
	N	769	769	769	769	769	769	769	769
Parados mayores 45 (E_4)	Correlación de Pearson	-0,110**	-0,169**	0,497**	1	-0,073*	-0,194**	-0,015	-0,481**
	Sig. (bilateral)	0,002	0,000	0,000		0,043	0,000	0,678	0,000
	N	769	769	769	769	769	769	769	769
Pensionistas por invalidez (E_5)	Correlación de Pearson	0,262**	0,434**	-0,056	-0,073*	1	0,033	0,115**	0,201**
	Sig. (bilateral)	0,000	0,000	0,119	0,043		0,360	0,001	0,000
	N	770	770	769	769	770	770	770	769
Trabajadores Eventuales (E_6)	Correlación de Pearson	0,028	0,008	-0,021	-0,194**	0,033	1	0,084*	0,562**
	Sig. (bilateral)	0,444	0,822	0,563	0,000	0,360		0,020	0,000
	N	770	770	769	769	770	770	770	769
Trabajadores Manuales (E_7)	Correlación de Pearson	-0,083*	0,039	-0,190**	-0,015	0,115**	0,084*	1	-0,065
	Sig. (bilateral)	0,022	0,278	0,000	0,678	0,001	0,020		0,070
	N	770	770	769	769	770	770	770	769
Trabajadores con subsidio agrario (E_8)	Correlación de Pearson	0,481**	0,417**	-0,145**	-0,481**	0,201**	0,562**	-0,065	1
	Sig. (bilateral)	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,070	
	N	769	769	769	769	769	769	769	769

** La correlación es significativa al nivel 0,01 (bilateral). * La correlación es significativa al nivel 0,05 (bilateral).

		Nivel de Pobreza (I ₁)	Índice de Dependencia Económica (I ₂)	Condición Socioeconómica (I ₃)	Jubilados (I ₄)	Indicador de Emancipación (I ₅)	Sin Coche (I ₆)
Nivel de Pobreza (I₁)	Correlación de Pearson	1	0,222**	0,326**	0,476**	0,169**	0,442**
	Sig. (bilateral)		0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
	N	769	769	769	769	769	769
Índice de Dependencia Económica (I₂)	Correlación de Pearson	0,222**	1	0,258**	0,286**	0,002	0,262**
	Sig. (bilateral)	0,000		0,000	0,000	0,955	0,000
	N	769	770	770	770	770	770
Condición Socioeconómica (I₃)	Correlación de Pearson	0,326**	0,258**	1	0,556**	0,374**	0,515**
	Sig. (bilateral)	0,000	0,000		0,000	0,000	0,000
	N	769	770	770	770	770	770
Jubilados (I₄)	Correlación de Pearson	0,476**	0,286**	0,556**	1	0,310**	0,539**
	Sig. (bilateral)	0,000	0,000	0,000		0,000	0,000
	N	769	770	770	770	770	770
Indicador de Emancipación (I₅)	Correlación de Pearson	0,169**	0,002	0,374**	0,310**	1	0,389**
	Sig. (bilateral)	0,000	0,955	0,000	0,000		0,000
	N	769	770	770	770	770	770
Sin Coche (I₆)	Correlación de Pearson	0,442**	0,262**	0,515**	0,539**	0,389**	1
	Sig. (bilateral)	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	
	N	769	770	770	770	770	770

** La correlación es significativa al nivel 0,01 (bilateral). * La correlación es significativa al nivel 0,05 (bilateral).

		APVP (S ₁)	Mortalidad 1 y 2 (S ₂)	Mortalidad menos 20 (S ₃)	Depresión Mayor (S ₄)	Edad Media (S ₅)	Atención Primaria (S ₆)	Superficie útil por Persona (S ₇)	P. de salubridad (S ₈)
APVP (S₁)	Correlación de Pearson	1,000	0,296**	0,320**	0,058	-0,012	-0,026	0,001	-0,040
	Sig. (bilateral)		0,000	0,000	0,110	0,747	0,475	0,973	0,272
	N	769	765	765	769	769	769	769	769
Mortalidad 1 y 2 (S₂)	Correlación de Pearson	0,296**	1,000	0,490**	0,088*	0,052	0,056	0,060	-0,014
	Sig. (bilateral)	0,000		0,000	0,015	0,150	0,121	0,095	0,703
	N	765	765	765	765	765	765	765	765
Mortalidad menos 20 (S₃)	Correlación de Pearson	0,320**	0,490**	1,000	0,051	0,169**	0,138**	0,134**	0,083*
	Sig. (bilateral)	0,000	0,000		0,162	0,000	0,000	0,000	0,022
	N	765	765	765	765	765	765	765	765
Depresión Mayor (S₄)	Correlación de Pearson	0,058	0,088*	0,051	1,000	-0,073*	-0,111**	-0,015	-0,103**
	Sig. (bilateral)	0,110	0,015	0,162		0,042	0,002	0,683	0,004
	N	769	765	765	770	770	770	770	770
Edad Media (S₅)	Correlación de Pearson	-0,012	0,052	0,169**	-0,073*	1,000	0,552**	0,590**	0,459**
	Sig. (bilateral)	0,747	0,150	0,000	0,042		0,000	0,000	0,000
	N	769	765	765	770	770	770	770	770
Atención Primaria (S₆)	Correlación de Pearson	-0,026	0,056	0,138**	-0,111**	0,552**	1,000	0,425**	0,283**
	Sig. (bilateral)	0,475	0,121	0,000	0,002	0,000		0,000	0,000
	N	769	765	765	770	770	770	770	770
Superficie Útil por Persona (S₇)	Correlación de Pearson	0,001	0,060	0,134**	-0,015	0,590**	0,425**	1,000	0,342**
	Sig. (bilateral)	0,973	0,095	0,000	0,683	0,000	0,000		0,000
	N	769	765	765	770	770	770	770	770
Nivel medio problemas (S₈)	Correlación de Pearson	-0,040	-0,014	0,083*	-0,103**	0,459**	0,283**	0,342**	1,000
	Sig. (bilateral)	0,272	0,703	0,022	0,004	0,000	0,000	0,000	
	N	769	765	765	770	770	770	770	770

** La correlación es significativa al nivel 0,01 (bilateral). * La correlación es significativa al nivel 0,05 (bilateral).

		Sin Vivienda en Propiedad (V ₁)	Sin Aseo o Servicio (V ₂)	Sin Instalación Telefónica (V ₃)	Sin Calefacción (V ₄)	Sin Refrigeración (V ₅)	Hogar en Estado Deficiente (V ₆)	Habitabilidad (V ₇)	Antigüedad media de los edificios (V ₈)
Sin Vivienda en Propiedad (V₁)	Correlación de Pearson	1	0,026	0,079*	0,041	-0,001	-0,070	-0,016	-0,019
	Sig. (bilateral)		0,466	0,028	0,259	0,980	0,051	0,648	0,595
	N	770	770	770	770	770	770	770	770
Sin Aseo o Servicio (V₂)	Correlación de Pearson	0,026	1	0,142**	0,025	0,181**	0,381**	0,299**	0,109**
	Sig. (bilateral)	0,466		0,000	0,497	0,000	0,000	0,000	0,003
	N	770	770	770	770	770	770	770	770
Sin Instalación Telefónica (V₃)	Correlación de Pearson	0,079*	0,142**	1	0,094**	0,267**	0,183**	0,129**	0,356**
	Sig. (bilateral)	0,028	0,000		0,009	0,000	0,000	0,000	0,000
	N	770	770	770	770	770	770	770	770
Sin Calefacción (V₄)	Correlación de Pearson	0,041	0,025	0,094**	1	0,156**	0,063	0,043	0,077*
	Sig. (bilateral)	0,259	0,497	0,009		0,000	0,082	0,231	0,033
	N	770	770	770	770	770	770	770	770
Sin Refrigeración (V₅)	Correlación de Pearson	-0,001	0,181**	0,267**	0,156**	1	0,247**	0,187**	0,380**
	Sig. (bilateral)	0,980	0,000	0,000	0,000		0,000	0,000	0,000
	N	770	770	770	770	770	770	770	770
Hogar en Estado Deficiente (V₆)	Correlación de Pearson	-0,070	0,381**	0,183**	0,063	0,247**	1	0,471**	0,218**
	Sig. (bilateral)	0,051	0,000	0,000	0,082	0,000		0,000	0,000
	N	770	770	770	770	770	770	770	770
Habitabilidad (V₇)	Correlación de Pearson	-0,016	0,299**	0,129**	0,043	0,187**	0,471**	1	0,377**
	Sig. (bilateral)	0,648	0,000	0,000	0,231	0,000	0,000		0,000
	N	770	770	770	770	770	770	770	770
Antigüedad media de los edificios (V₈)	Correlación de Pearson	-0,019	0,109**	0,356**	0,077*	0,380**	0,218**	0,377**	1
	Sig. (bilateral)	0,595	0,003	0,000	0,033	0,000	0,000	0,000	
	N	770	770	770	770	770	770	770	770

** La correlación es significativa al nivel 0,01 (bilateral). * La correlación es significativa al nivel 0,05 (bilateral).

ANÁLISIS DE MULTICOLINEALIDAD

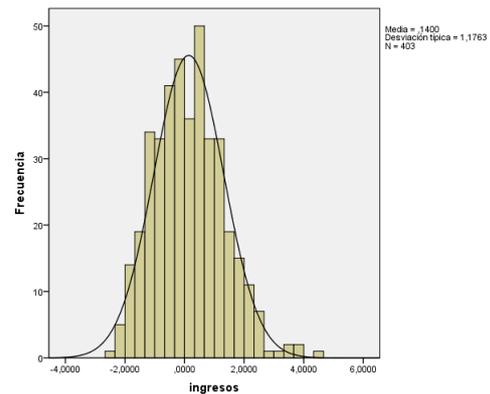
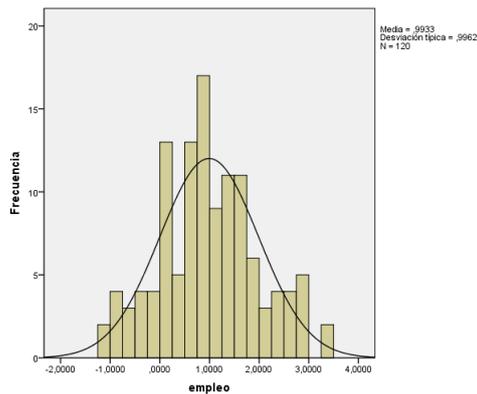
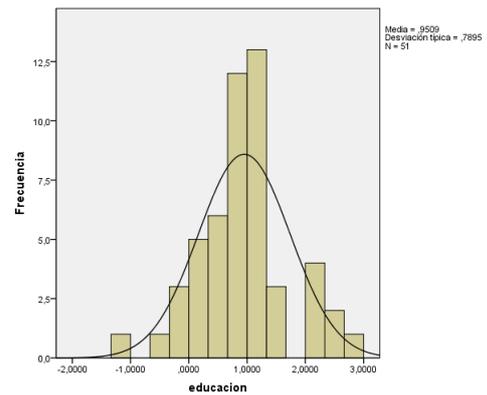
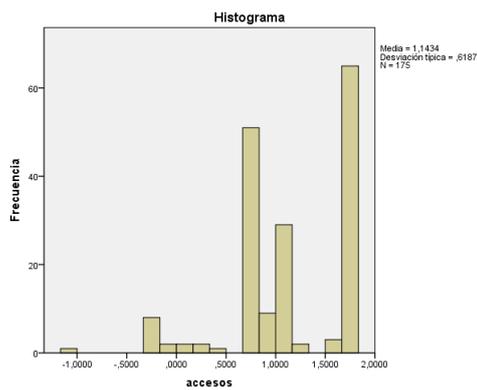
DIMENSIÓN	VARIABLE	ESTADÍSTICOS DE COLINEALIDAD		
		Índice de Condición	Tolerancia	FIV
ACCESOS	Secundaria (A_2)		0,865	1,156
	SAS (A_3)	3,21	0,998	1,002
	Hospitales (A_4)		0,845	1,184
	C_Comerciales (A_5)		0,793	1,261
EDUCACIÓN	Con estudios obligatorios (ED_2)			0,381
	Menores de 24 que no estudian (ED_3)		0,641	1,560
	Nivel medio de estudios (ED_4)	57,86	0,405	2,469
	Tasa de Abs. Escolaridad < 16 (ED_5)		0,983	1,017
	Ratio de Alumno por profesor EB (ED_6)		0,845	1,183
EMPLEO	Hogares sin empleo (E_2)		0,634	1,578
	Parados < 24 (E_3)		0,708	1,412
	Parados > 45 (E_4)		0,573	1,745
	Pensionistas por invalidez (E_5)	22,83	0,801	1,248
	Eventuales (E_6)		0,590	1,696
	Trabajadores manuales (E_7)		0,903	1,107
	Trabajadores con subsidio agrario (E_8)		0,397	2,516
INGRESOS	Condición socioeconómica (I_2)	30,02	0,865	1,157
	Índice de dependencia económica (I_3)		0,593	1,686
	Jubilados (I_4)		0,598	1,673
	Indicador de emancipación (I_5)		0,783	1,277
	Sin coche (I_6)		0,601	1,663
SALUD	Mortalidad causas 1 y 2 (S_2)		0,753	1,328
	Mortalidad menos 20 (S_3)		0,736	1,358
	Depresión mayor (S_4)		0,970	1,030
	Edad media (S_5)	45,30	0,489	2,044
	Tasa de atención primaria (S_6)		0,670	1,492
	Hacinamiento (S_7)		0,632	1,583
	Problemas de salubridad (S_8)		0,777	1,288
VIVIENDA	Falta de servicio o aseo (V_2)	41,69	0,823	1,215
	Sin Instalación Telefónica (V_3)		0,837	1,195
	Sin calefacción (V_4)		0,972	1,029
	Sin refrigeración (V_5)		0,793	1,260
	Estado deficiente (V_6)		0,693	1,444
	Habitabilidad (V_7)		0,680	1,472
	Antigüedad media (V_8)		0,697	1,435

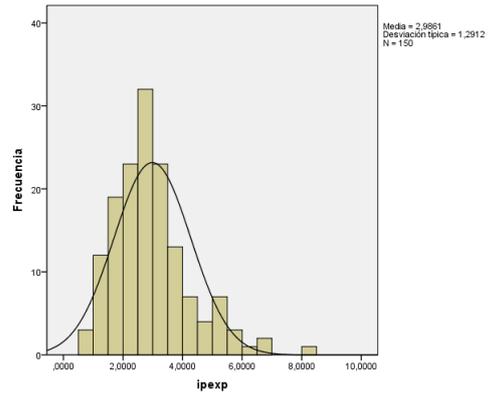
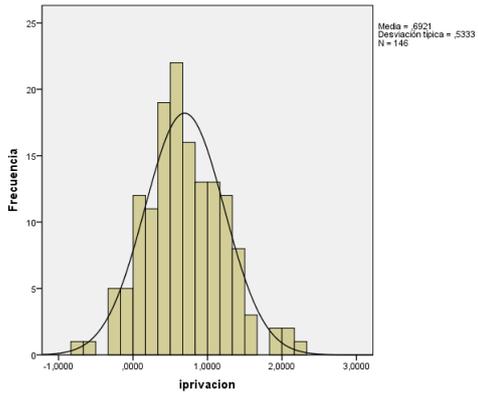
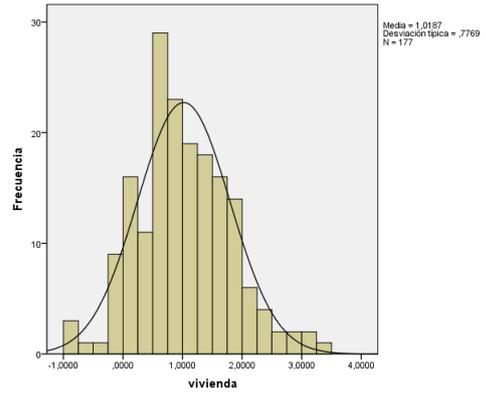
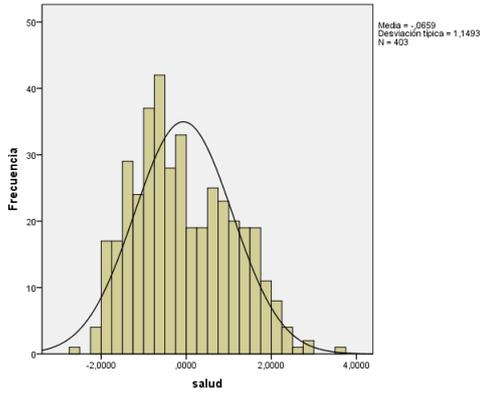
ANEXO 2: ANÁLISIS DESCRIPTIVO DE LOS RESULTADOS DE APLICAR EL ALGORITMO G^* DE GETIS & ORD

ESTADÍSTICOS DESCRIPTIVOS DEL ANALISIS ESPACIAL G^* DE GETIS & ORD DE LOS MUNICIPIOS CONSIDERADOS *HOT SPOTS*

	ACCESO	EDUC.	EMPLEO	INGRESOS	SALUD	VIVIENDA	IPN	IFE
Media	1,143	0,951	0,993	1,072	1,243	1,019	0,962	2,986
Mediana	1,070	0,936	0,891	0,939	1,245	0,948	0,869	2,851
D. Típica	0,619	0,790	0,996	0,986	0,686	0,777	0,784	1,291
Mínimo	-1,076	-1,063	-1,024	-1,221	-0,717	-0,986	-0,986	0,765
Máximo	1,821	2,785	3,464	4,598	3,663	3,296	3,296	8,480

HISTOGRAMAS





ANEXO 3: MUNICIPIOS QUE COMPONEN LOS *HOT* Y LOS *COLD SPOT*

<i>HOT Y COLD SPOT</i>	MUNICIPIO	PROV.	ACCE.	EDUC.	EMPL.	INGR.	SAL.	VIV.	IPN	IFE
	Abla	Almería	X		X	X		X	X	X
	Abrucena	Almería	X	X	X	X		X	X	X
	Adra	Almería	X							
	Albánchez	Almería				X		X	X	
	Alboloduy	Almería	X			X		X	X	X
	Alcolea	Almería	X	X		X		X	X	X
	Alcóntar	Almería	X			X			X	
	Alcudia de Monteagud	Almería				X		X	X	X
	Alhabia	Almería						X	X	
	Almócita	Almería	X			X		X	X	X
	Alsodux	Almería	X			X		X	X	X
	Armuña de Almanzora	Almería				X		X	X	
	Bacares	Almería				X		X	X	
	Bayárcal	Almería	X		X	X		X	X	X
	Bayarque	Almería				X		X	X	
	Beires	Almería	X	X		X		X	X	X
	Benitagla	Almería	X			X		X	X	X
	Benizalón	Almería	X			X		X	X	X
	Bentarique	Almería				X		X	X	
	Canjáyar	Almería	X			X		X	X	X
	Cantoria	Almería				X		X	X	
HS1	Castro de Filabres	Almería	X			X		X	X	X
	Cóbdar	Almería				X		X	X	X
	Chercos	Almería				X		X	X	X
	Felix	Almería						X		
	Fines	Almería				X		X	X	
	Fiñana	Almería	X	X	X	X		X	X	X
	Fondón	Almería	X			X		X	X	X
	Gergal	Almería	X			X		X	X	X
	Huécija	Almería				X		X	X	
	Illar	Almería				X		X	X	
	Instinción	Almería	X			X		X	X	
	Laroya	Almería	X			X		X	X	X
	Laujar de Andarax	Almería	X	X		X		X	X	X
	Líjar	Almería				X		X	X	
	Lubrín	Almería				X		X	X	
	Lucainena de las Torres	Almería						X		
	Macael	Almería				X		X	X	X
	Nacimiento	Almería	X			X		X	X	X
	Ohanes	Almería	X			X		X	X	X
	Olula de Castro	Almería	X			X		X	X	X
	Olula del Río	Almería				X		X		

HOT Y COLD SPOT	MUNICIPIO	PROV.	ACCE.	EDUC.	EMPL.	INGR.	SAL.	VIV.	IPN	IFE
	Padules	Almería	X			X		X	X	X
	Partaloa	Almería				X		X	X	
	Paterna del Río	Almería	X	X	X	X		X	X	X
	Purchena	Almería				X		X		
	Rágol	Almería	X			X		X	X	X
	Santa Cruz de Marchena	Almería	X			X		X	X	
	Santa Fe de Mondujar	Almería						X		
	Senés	Almería	X			X		X	X	X
	Serón	Almería				X		X	X	
	Sierro	Almería				X		X	X	X
	Sorbas	Almería	X			X		X	X	
	Sufí	Almería	X			X		X	X	X
	Tabernas	Almería	X					X		
	Tahal	Almería	X			X		X	X	X
	Terque	Almería				X		X	X	
	Uleila del Campo	Almería	X			X		X	X	X
	Veleftique	Almería	X			X		X	X	X
	Las Tres Villas	Almería	X			X		X	X	X
	Alamedilla	Granada	X	X	X	X			X	X
	Albondón	Granada	X		X	X		X	X	X
	Albuñán	Granada	X		X	X		X	X	
	Albuñol	Granada	X	X	X			X	X	X
	Aldeire	Granada	X		X	X		X	X	X
	Alicún de Ortega	Granada	X	X	X	X			X	X
	Almegíjar	Granada	X		X	X		X	X	X
	Alquife	Granada	X		X	X		X	X	X
	Beas de Guadix	Granada	X		X	X		X	X	X
	Benalúa	Granada	X		X	X		X	X	X
	Benamaurel	Granada	X			X			X	X
	Bérchules	Granada	X		X	X		X	X	X
	Bubión	Granada	X			X		X	X	X
	Busquístar	Granada	X		X	X		X	X	X
	Cádiar	Granada	X		X	X		X	X	X
	Cáñar	Granada	X		X	X		X	X	X
	Capileira	Granada	X		X	X		X	X	X
	Carataunas	Granada	X		X	X		X	X	X
	Cástaras	Granada	X		X	X		X	X	X
	Castilléjar	Granada	X			X			X	X
	Castril	Granada	X							X
	Cogollos de Guadix	Granada	X		X	X		X	X	X
	Cortes de Baza	Granada	X	X		X			X	X
	Cortes y Graena	Granada	X		X	X		X	X	X
	Darro	Granada	X		X	X		X	X	X
	Dehesas de Guadix	Granada	X	X	X	X			X	X
	Diezma	Granada			X			X		

<i>HOT Y COLD SPOT</i>	MUNICIPIO	PROV.	ACCE.	EDUC.	EMPL.	INGR.	SAL.	VIV.	IPN	IFE
	Dolar	Granada	X			X		X	X	X
	Ferreira	Granada	X		X	X		X	X	X
	Fonelas	Granada	X		X	X		X	X	X
	Gobernador	Granada	X		X	X		X	X	X
	Gor	Granada						X		
	Gorafe	Granada	X		X	X		X	X	X
	Guadahortuna	Granada	X		X				X	X
	Guadix	Granada			X	X		X	X	X
	Güejar Sierra	Granada	X							
	Huélago	Granada	X		X	X		X	X	X
	Huéneja	Granada	X		X	X		X	X	X
	Huéscar	Granada	X							
	Jerez del Marquesado	Granada	X		X	X		X	X	X
	Juvinles	Granada	X		X	X		X	X	X
	La Calahorra	Granada			X	X		X	X	X
	Lanjarón	Granada	X					X	X	X
	Lanteira	Granada	X		X	X		X	X	X
	Lecrín	Granada	X							
	Lobras	Granada	X		X	X		X	X	X
	Lugros	Granada	X		X	X		X	X	
	Lújar	Granada	X					X		X
	Marchal	Granada	X		X	X		X	X	X
	Montejícar	Granada	X		X					
	Murtas	Granada	X		X	X		X	X	X
	Nigüelas	Granada	X							
	Ërjiva	Granada	X		X	X		X	X	X
	Pampaneira	Granada	X		X	X		X	X	X
	Pedro Martínez	Granada	X		X	X		X	X	X
	La Peza	Granada	X		X			X	X	X
	Piñar	Granada	X		X					X
	Polícar	Granada	X		X	X		X	X	
	Polopos	Granada	X					X		X
	Portugos	Granada	X		X	X		X	X	X
	Purullena	Granada	X		X	X		X	X	X
	Rubite	Granada	X					X	X	X
	Soportújar	Granada	X		X	X		X	X	X
	Sorvilán	Granada	X		X	X		X	X	X
	Torre-Cardela	Granada	X		X			X	X	X
	Torvizcón	Granada	X		X	X		X	X	X
	Trevélez	Granada	X		X	X		X	X	X
	Turón	Granada	X	X	X	X		X	X	X
	Ugíjar	Granada	X		X	X		X	X	X
	Válor	Granada	X		X	X		X	X	X
	Villanueva de las Torres	Granada	X		X	X			X	X
	Zújar	Granada	X			X			X	X
	La Tahá	Granada	X		X	X		X	X	X

<i>HOT Y COLD SPOT</i>	MUNICIPIO	PROV.	ACCE.	EDUC.	EMPL.	INGR.	SAL.	VIV.	IPN	IFE
	El Valle	Granada	X		X					X
	Nevada	Granada	X		X	X		X	X	X
	Alpujarra de la Sierra	Granada	X		X	X		X	X	X
	Valle de Zalabi	Granada				X		X	X	
	Morelábor	Granada	X		X	X		X	X	X
	El Pinar	Granada	X		X					X
	Cuevas del Campo	Granada	X	X	X	X			X	X
	Beas de Segura	Jaén	X							
	Benatae	Jaén	X			X			X	X
	Cabra de Santo Cristo	Jaén	X	X						X
	Castellar	Jaén	X							
	Cazorla	Jaén	X	X						
	Chiclana de Segura	Jaén	X							
	Chilluévar	Jaén	X	X						
	Génave	Jaén	X							
	Hinojares	Jaén	X	X		X			X	X
	Hornos	Jaén	X							
	Huesa	Jaén	X	X	X	X			X	X
	La Iruela	Jaén	X	X						
	Iznatoraf	Jaén	X							
	Larva	Jaén	X	X						X
	Montizón	Jaén	X							
	Orcera	Jaén	X							
	Peal de Becerro	Jaén	X	X						
	Pozo Alcón	Jaén	X	X		X			X	X
	Puente de Génave	Jaén	X							X
	La Puerta de Segura	Jaén	X							
	Quesada	Jaén	X	X						
	Santisteban del Puerto	Jaén	X							
	Santo Tomé	Jaén	X	X						
	Segura de la Sierra	Jaén	X			X			X	
	Siles	Jaén	X			X			X	
	Sorihuela del Guadalimar	Jaén	X							
	Torres de Albánchez	Jaén	X							
	Villacarrillo	Jaén	X	X						
	Villanueva del Arzobispo	Jaén	X							
	Villarrodriago	Jaén	X			X			X	
	Santiago-Pontones	Jaén			X					X
	Arroyo del Ojanco	Jaén	X							
	Alájar	Huelva	X					X		
	Almonaster la Real	Huelva	X					X		
HS2	Aracena	Huelva	X					X		
	Arroyomolinos de León	Huelva	X					X		
	Cabezas Rubias	Huelva						X		

<i>HOT Y COLD SPOT</i>	MUNICIPIO	PROV.	ACCE.	EDUC.	EMPL.	INGR.	SAL.	VIV.	IPN	IFE
	Cala	Huelva	X					X		
	El Campillo	Huelva						X		
	Campofrío	Huelva						X		
	Cañaveral de León	Huelva	X			X		X	X	
	Castaño del Robledo	Huelva	X					X		
	El Cerro de Andévalo	Huelva						X		
	Corteconcepción	Huelva	X					X		
	Cortegana	Huelva						X		
	Cortelazor	Huelva	X			X		X	X	X
	Cumbres de Enmedio	Huelva	X			X		X	X	X
	Cumbres de San Bartolomé	Huelva	X			X		X	X	X
	Cumbres Mayores	Huelva	X			X		X	X	
	Encinasola	Huelva				X		X	X	X
	Fuenteheridos	Huelva	X			X		X	X	
	Galaroza	Huelva	X			X		X	X	
	La Granada de Ríotinto	Huelva						X		
	Higuera de la Sierra	Huelva	X					X		
	Hinojales	Huelva	X			X		X	X	
	Jabugo	Huelva	X			X		X	X	
	Linares de la Sierra	Huelva	X					X		
	Los Marines	Huelva	X					X		
	Minas de Riotinto	Huelva						X		
	La Nava	Huelva	X			X		X	X	
	Nerva	Huelva						X		
	Puerto Moral	Huelva	X					X	X	
	Rosal de la Frontera	Huelva						X		
	Santa Ana la Real	Huelva	X					X		
	Santa Olalla del Cala	Huelva	X							
	Valdelarco	Huelva	X			X		X	X	
	Villanueva de las Cruces	Huelva						X		
	Zufre	Huelva	X					X		
	Alanís	Sevilla	X							
	Almadén de la Plata	Sevilla	X							
	Cazalla de la Sierra	Sevilla	X							
	El Madroño	Sevilla						X		
	El Ronquillo	Sevilla	X							
	Albuñuelas	Granada			X					X
	Alhama de Granada	Granada		X	X	X		X	X	X
	Almuñécar	Granada			X					X
	Arenas del Rey	Granada	X		X			X	X	X
HS3	Cacín	Granada			X					
	Huétor-Tajar	Granada			X					
	Ítrabo	Granada			X					X
	Jayena	Granada			X					X
	Jete	Granada			X					X

HOT Y COLD SPOT	MUNICIPIO	PROV.	ACCE.	EDUC.	EMPL.	INGR.	SAL.	VIV.	IPN	IFE
	Lentejé	Granada			X					X
	Loja	Granada		X						
	Molvizar	Granada			X					
	Moraleta de Zafayona	Granada			X					
	Otívar	Granada			X					X
	Salar	Granada			X					
	Santa Cruz del Comercio	Granada	X		X					
	Vélez de Benaudalla	Granada			X					X
	Villanueva Mesía	Granada			X					
	Zafarraya	Granada		X	X				X	X
	Los Guajares	Granada			X					X
	Zagra	Granada		X						
	Olvera	Cádiz		X						
	Puerto Serrano	Cádiz		X						
	Algámitas	Sevilla		X						
	Coripe	Sevilla		X						
HS4	Moron de la Frontera	Sevilla		X						
	Pruna	Sevilla		X						
	El Saucejo	Sevilla		X						
	Villanueva de San Juan	Sevilla		X						
	Almargen	Málaga		X						
	Campotéjar	Granada	X		X					X
	Alcalá la Real	Jaén			X					
HS5	Campillo de Arenas	Jaén	X							X
	Frailles	Jaén			X					X
	Noalejo	Jaén	X		X					X
	Valdepeñas de Jaén	Jaén			X					X
	Aljaraque	Huelva					X			
	Cartaya	Huelva					X			
	Gibraleón	Huelva					X			
	Moguer	Huelva					X			
HS6	Lepe	Huelva					X			
	Huelva	Huelva					X			
	Palos de la Frontera	Huelva					X			
	Punta Umbría	Huelva					X			
	San Juan del Puerto	Huelva					X			
	Alcalá de los Gazules	Cádiz					X			
	Algar	Cádiz					X			
	Algeciras	Cádiz					X			
	Arcos de la Frontera	Cádiz					X			
HS7	Barbate	Cádiz					X			
	Los Barrios	Cádiz					X			
	Bornos	Cádiz					X			
	Cádiz	Cádiz					X			
	Conil de la Frontera	Cádiz					X			

HOT Y COLD SPOT	MUNICIPIO	PROV.	ACCE.	EDUC.	EMPL.	INGR.	SAL.	VIV.	IPN	IPE
	Chiclana de la Frontera	Cádiz					X			
	Chipiona	Cádiz					X			
	Espera	Cádiz					X			
	La Linea de la Concepción	Cádiz					X			
	Medina Sidonia	Cádiz					X			
	Paterna de Rivera	Cádiz					X			
	El Puerto de Santa María	Cádiz					X			
	Puerto Real	Cádiz					X			
	Rota	Cádiz					X			
	San Fernando	Cádiz					X			
	Sanlúcar de Barrameda	Cádiz					X			
	Tarifa	Cádiz					X			
	Trebujena	Cádiz					X			
	Vejer de la Frontera	Cádiz					X			
	Villamartín	Cádiz					X			
	Benalup-Casas Viejas	Cádiz					X			
	San Jose del Valle	Cádiz					X			
	Albaida del Aljarafe	Sevilla					X			
	Alcalá de Guadaira	Sevilla					X			
	Alcalá del Río	Sevilla					X			
	La Algaba	Sevilla					X			
	Almensilla	Sevilla					X			
	Aznalcázar	Sevilla					X			
	Benacazón	Sevilla					X			
	Bollullos de la Mitación	Sevilla					X			
	Bormujos	Sevilla					X			
	Brenes	Sevilla					X			
	Burguillos	Sevilla					X			
	Las Cabezas de San Juan	Sevilla					X			
	Camas	Sevilla					X			
	Cantillana	Sevilla					X			
	Castilleja de Guzmán	Sevilla					X			
	Castilleja de la Cuesta	Sevilla					X			
	Coria del Río	Sevilla					X			
	El Coronil	Sevilla					X			
	Dos Hermanas	Sevilla					X			
	Espartinas	Sevilla					X			
	Gelves	Sevilla					X			
	Gerena	Sevilla					X			
	Gines	Sevilla					X			
	Guillena	Sevilla					X			
	Huévar del Aljarafe	Sevilla					X			
	Lebrija	Sevilla					X			

<i>HOT Y COLD SPOT</i>	MUNICIPIO	PROV.	ACCE.	EDUC.	EMPL.	INGR.	SAL.	VIV.	IPN	IPE
	Mairena del Alcor	Sevilla					X			
	Mairena del Aljarafe	Sevilla					X			
	Olivares	Sevilla					X			
	Los Palacios y Villafranca	Sevilla					X			
	Palomares del Río	Sevilla					X			
	La Puebla del Río	Sevilla					X			
	La Rinconada	Sevilla					X			
	Salteras	Sevilla					X			
	San Juan de Aznalfarache	Sevilla					X			
	Sanlúcar la Mayor	Sevilla					X			
	Santiponce	Sevilla					X			
	Sevilla	Sevilla					X			
	Tomares	Sevilla					X			
	Umbrete	Sevilla					X			
	Valencina de la Concepción	Sevilla					X			
	Villanueva del Ariscal	Sevilla					X			
	Villaverde del Río	Sevilla					X			
	El Viso del Alcor	Sevilla					X			
	Isla Mayor	Sevilla					X			
	El Cuervo de Sevilla	Sevilla					X			
	Alcaucín	Málaga		X	X			X	X	X
	Alfarnate	Málaga		X	X					
	Alfarnatejo	Málaga		X	X					
	Algarrobo	Málaga			X			X		X
	Alhaurín de la Torre	Málaga					X			
	Alhaurín el Grande	Málaga					X			
	Almáchar	Málaga		X	X			X		X
	Írchez	Málaga			X			X		X
	Arenas	Málaga		X	X			X		X
	Benalmádena	Málaga					X			
	Benamargosa	Málaga		X	X			X	X	X
HS8	Benamocarra	Málaga		X	X			X		X
	Canillas de Aceituno	Málaga		X	X			X	X	X
	Canillas de Albaida	Málaga			X			X		X
	Cártama	Málaga					X			
	Comares	Málaga			X					
	Cómpeta	Málaga			X			X		X
	Cútar	Málaga		X	X			X		
	Frigiliana	Málaga			X			X		X
	Fuengirola	Málaga					X			
	Iznate	Málaga		X	X			X		X
	Mijas	Málaga					X			
	Nerja	Málaga			X					X

<i>HOT Y COLD SPOT</i>	MUNICIPIO	PROV.	ACCE.	EDUC.	EMPL.	INGR.	SAL.	VIV.	IPN	IFE
	Periana	Málaga		X	X			X		
	Riogordo	Málaga		X	X					
	Salares	Málaga			X			X		X
	Sayalonga	Málaga			X			X		X
	Sedella	Málaga			X			X		X
	Torrox	Málaga			X			X		X
	Vélez-Málaga	Málaga		X	X			X		X
	Villanueva de Tapia	Málaga		X						
	Viñuela	Málaga		X	X			X	X	X
	Torremolinos	Málaga					X			
	Albolote	Granada					X			
	Alfacar	Granada					X			
	Armillá	Granada					X			
	Atarfe	Granada					X			
	Beas de Granada	Granada					X			
	Cájar	Granada					X			
	Calicasas	Granada					X			
	Cenes de la Vega	Granada					X			
	Cijuela	Granada					X			
	Cogollos Vega	Granada					X			
	Cúllar Vega	Granada					X			
	Chauchina	Granada					X			
	Churriana de la Vega	Granada					X			
	Dúdar	Granada					X			
	Fuente Vaqueros	Granada					X			
	Gójar	Granada					X			
HS9	Granada	Granada					X			
	Güevéjar	Granada					X			
	Huétor-Vega	Granada					X			
	Jun	Granada					X			
	La Malahá	Granada					X			
	Maracena	Granada					X			
	Nívar	Granada					X			
	Ogíjares	Granada					X			
	Peligros	Granada					X			
	Pinos Genil	Granada					X			
	Pinos Puente	Granada					X			
	Pulianas	Granada					X			
	Santa Fe	Granada					X			
	Viznar	Granada					X			
	La Zubia	Granada					X			
	Las Gabias	Granada					X			
	Vegas del Genil	Granada					X			
CS1	La Carlota	Córdoba						X		
	Dos Torres	Córdoba					X			

HOT Y COLD SPOT	MUNICIPIO	PROV.	ACCE.	EDUC.	EMPL.	INGR.	SAL.	VIV.	IPN	IFE
	Fernán-Núñez	Córdoba						X		
	Fuente Palmera	Córdoba						X		
	Guadalcázar	Córdoba						X		
	Palma del Río	Córdoba						X		
	Posadas	Córdoba						X		
	La Rambla	Córdoba						X		
	San Sebastián de los Ballesteros	Córdoba						X		
	La Victoria	Córdoba						X		
	Villarlalto	Córdoba					X			
	Aljaraque	Huelva	X	X	X	X				X
	Beas	Huelva	X							
	Bollullos Par del Condado	Huelva	X							
	Bonares	Huelva	X							
	El Campillo	Huelva		X						
	Cartaya	Huelva			X	X				
	Chucena	Huelva	X							
	Escacena del Campo	Huelva	X							
	Gibraleón	Huelva	X	X	X	X				X
	Huelva	Huelva	X	X	X	X				X
	Lepe	Huelva			X					
	Lucena del Puerto	Huelva	X			X				
	Manzanilla	Huelva	X							
	Minas de Riotinto	Huelva		X						
	Moguer	Huelva	X			X				
	Nerva	Huelva		X						
	Niebla	Huelva	X							
	La Palma del Condado	Huelva	X							
	Palos de la Frontera	Huelva	X	X	X	X				X
	Paterna del Campo	Huelva	X							
	Punta Umbría	Huelva	X	X	X	X				X
	Rociana del Condado	Huelva	X							
	San Juan del Puerto	Huelva	X	X	X	X				X
	Trigueros	Huelva	X							
	Valverde del Camino	Huelva	X							
	Villalba del Alcor	Huelva	X							
	Villarrasa	Huelva	X							
	Zalamea la Real	Huelva		X						
	Albaida del Aljarafe	Sevilla	X	X	X	X		X		X
	Alcalá de Guadaira	Sevilla	X			X		X		
	Alcalá del Río	Sevilla	X	X	X	X		X		X
	Alcolea del Río	Sevilla						X		
	La Algaba	Sevilla	X	X	X	X		X		X
	Almensilla	Sevilla	X	X	X	X		X		X
	Arahal	Sevilla						X		

<i>HOT Y COLD SPOT</i>	MUNICIPIO	PROV.	ACCE.	EDUC.	EMPL.	INGR.	SAL.	VIV.	IPN	IFE
	Badolatosa	Sevilla	X							
	Benacazón	Sevilla	X	X	X	X		X		X
	Bollullos de la Mitación	Sevilla	X	X	X	X		X		X
	Bormujos	Sevilla	X	X	X	X		X		X
	Brenes	Sevilla	X			X		X		X
	Burguillos	Sevilla				X		X		X
	Las Cabezas de San Juan	Sevilla						X		
	Camas	Sevilla	X	X	X	X		X		X
	La Campana	Sevilla						X		
	Cantillana	Sevilla						X		
	Carmona	Sevilla						X		
	Carrión de los Céspedes	Sevilla	X			X		X		
	Castilleja de Guzmán	Sevilla	X	X	X	X		X		X
	Castilleja de la Cuesta	Sevilla	X	X	X	X		X		X
	Castilleja del Campo	Sevilla	X			X		X		
	Coria del Río	Sevilla	X	X	X	X		X		X
	El Coronil	Sevilla						X		
	Los Corrales	Sevilla	X							
	Dos Hermanas	Sevilla	X	X	X	X		X		X
	Espartinas	Sevilla	X	X	X	X		X		X
	Estepa	Sevilla	X							
	Fuentes de Andalucía	Sevilla						X		
	Gelves	Sevilla	X	X	X	X		X		X
	Gerena	Sevilla	X	X	X	X		X		X
	Gines	Sevilla	X	X	X	X		X		X
	Guillena	Sevilla						X		
	Huévar del Aljarafe	Sevilla	X	X		X		X		X
	Lebrija	Sevilla						X		
	La Luisiana	Sevilla						X		
	Mairena del Alcor	Sevilla	X			X		X		X
	Mairena del Aljarafe	Sevilla	X	X	X	X		X		X
	Los Molares	Sevilla						X		
	Morón de la Frontera	Sevilla						X		
	Olivares	Sevilla	X	X	X	X		X		X
	Los Palacios y Villafranca	Sevilla				X		X		
	Palomares del Río	Sevilla	X	X	X	X		X		X
	Paradas	Sevilla						X		
	Peñaflor	Sevilla						X		
	Pilas	Sevilla	X	X		X		X		
	Alhaurín de la Torre	Málaga	X	X	X	X		X		X
	Alhaurín el Grande	Málaga	X		X	X				X
CS2	Alozaina	Málaga	X							
	Benalmádena	Málaga	X	X	X	X		X		X
	El Burgo	Málaga	X							

HOT Y COLD SPOT	MUNICIPIO	PROV.	ACCE.	EDUC.	EMPL.	INGR.	SAL.	VIV.	IPN	IFE
	Carratraca	Málaga	X							
	Cártama	Málaga	X		X	X				X
	Casarabonela	Málaga	X							
	Coín	Málaga	X		X					X
	Cuevas Bajas	Málaga	X							
	Fuengirola	Málaga	X	X	X	X		X		X
	Guaro	Málaga	X		X					
	Manilva	Málaga			X					
	Marbella	Málaga			X					
	Mijas	Málaga	X	X	X	X				X
	Monda	Málaga			X					
	Ojén	Málaga			X					X
	Pizarra	Málaga	X							
	Yunquera	Málaga	X							
	Torremolinos	Málaga	X	X	X	X		X		X
	Aguilar de la Frontera	Córdoba	X					X		
	Benamejé	Córdoba	X							
	Cabra	Córdoba	X							
	Doña Mencía	Córdoba	X							
	Encinas Reales	Córdoba	X							
	Espejo	Córdoba	X							
	Lucena	Córdoba	X							
	Montalbán de Córdoba	Córdoba	X					X		
	Montemayor	Córdoba	X							
	Montilla	Córdoba	X							
	Monturque	Córdoba	X							
	Moriles	Córdoba	X							
	Nueva Carteya	Córdoba	X							
	Palenciana	Córdoba	X							
	Puente Genil	Córdoba	X							
CS3	Santaella	Córdoba	X					X		
	Zuheros	Córdoba	X							
	Alameda	Málaga	X							
	Fuente de Piedra	Málaga	X							
	Humilladero	Málaga	X							
	Mollina	Málaga	X							
	Sierra de Yeguas	Málaga	X							
	Aguadulce	Sevilla	X							
	Casariche	Sevilla	X							
	Gilena	Sevilla	X							
	Herrera	Sevilla	X							
	Lora de Estepa	Sevilla	X							
	Marinaleda	Sevilla	X							
	Martín de la Jara	Sevilla	X							
	Osuna	Sevilla	X							
	Pedrera	Sevilla	X							

<i>HOT Y COLD SPOT</i>	MUNICIPIO	PROV.	ACCE.	EDUC.	EMPL.	INGR.	SAL.	VIV.	IPN	IFE
CS4	Baeza	Jaén	X							
	Jaén	Jaén	X							
	Torre del Campo	Jaén	X					X		
	Villardompardo	Jaén	X					X		
	Villatorres	Jaén	X					X		
CS5	Albolote	Granada		X	X	X		X		X
	Alfacar	Granada		X	X	X		X		X
	Alhendín	Granada		X		X				
	Armillá	Granada		X	X	X		X		X
	Atarfe	Granada		X	X	X		X		X
	Beas de Granada	Granada		X	X	X				X
	Cájar	Granada		X	X	X		X		X
	Calicasas	Granada		X	X	X		X		X
	Cenes de la Vega	Granada	X	X	X	X		X		X
	Cijuela	Granada		X		X				
	Cogollos de la Vega	Granada		X	X	X		X		X
	Cúllar Vega	Granada		X	X	X		X		X
	Chauchina	Granada		X		X		X		X
	Churriana de la Vega	Granada		X	X	X		X		X
	Deifontes	Granada		X		X				
	Dílar	Granada		X	X	X				X
	Dúdar	Granada		X	X	X		X		X
	Dúrcal	Granada		X						
	Escúzar	Granada		X		X				
	Fuente Vaqueros	Granada		X		X		X		X
	Gójar	Granada		X	X	X		X		X
	Granada	Granada		X	X	X		X		X
	Güejar Sierra	Granada		X						
	Güevéjar	Granada		X	X	X		X		X
	Huétor de Santillán	Granada		X		X				
	Huétor Vega	Granada		X	X	X		X		X
	Jun	Granada		X	X	X		X		X
	Lecrín	Granada		X						
	La Malahá	Granada		X		X		X		X
	Maracena	Granada		X	X	X		X		X
	Monachil	Granada		X	X	X				X
	Nigüelas	Granada		X						
	Nívar	Granada		X	X	X		X		X
	Ogíjares	Granada		X	X	X		X		X
Otura	Granada		X	X	X				X	
Padul	Granada		X		X					
Peligros	Granada		X	X	X		X		X	
Pinos Genil	Granada		X	X	X		X		X	
Pinos Puente	Granada		X		X				X	
Pulianas	Granada		X	X	X		X		X	

HOT Y COLD SPOT	MUNICIPIO	PROV.	ACCE.	EDUC.	EMPL.	INGR.	SAL.	VIV.	IPN	IPE
	Quéntar	Granada		X		X				
	Santa Fe	Granada		X	X	X		X		X
	Víznar	Granada		X	X	X		X		X
	La Zubia	Granada		X	X	X		X		X
	Las Gabias	Granada		X	X	X		X		X
	Villamena	Granada		X						
	Vegas del Genil	Granada		X	X	X		X		X
	Cádiz	Cádiz		X						
	Chiclana de la Frontera	Cádiz		X						
CS6	El Puerto de Santa María	Cádiz	X	X						
	Puerto Real	Cádiz		X						
	San Fernando	Cádiz		X		X				
	Alhama de Almería	Almería			X					
	Almería	Almería			X	X				
	Benahadux	Almería			X					
	Dalías	Almería			X					
	Enix	Almería			X					
	Felix	Almería			X					
CS7	Huércal de Almería	Almería			X					
	Pechina	Almería			X					
	Roquetas de Mar	Almería			X	X				X
	Viator	Almería			X					
	Vícar	Almería			X					
	El Ejido	Almería			X	X				
	La Mojonera	Almería			X					
	Antas	Almería		X						
	Bédar	Almería		X						
	Carboneras	Almería		X						
CS8	Los Gallardos	Almería		X	X					
	Garrucha	Almería		X	X					
	Mojácar	Almería		X	X					
	Turre	Almería		X	X					
	Vera	Almería		X						
	Los Barrios	Cádiz	X			X				
	Castellar de la Frontera	Cádiz			X	X				
CS9	La Línea de la Concepción	Cádiz			X	X				
	San Roque	Cádiz				X				
	Alájar	Huelva					X			
	Aracena	Huelva					X			
	Cañaveral de León	Huelva					X			
CS10	Castaño del Robledo	Huelva					X			
	Corteconcepción	Huelva					X			
	Cortelazor	Huelva					X			
	Cumbres de Enmedio	Huelva					X			

<i>HOT Y COLD SPOT</i>	MUNICIPIO	PROV.	ACCE.	EDUC.	EMPL.	INGR.	SAL.	VIV.	IPN	IPE
	Cumbres de San Bartolomé	Huelva					X			
	Cumbres Mayores	Huelva					X			
	Encinasola	Huelva					X			
	Fuenteheridos	Huelva					X			
	Galaroza	Huelva					X			
	Hinojales	Huelva					X			
	Jabugo	Huelva					X			
	Linares de la Sierra	Huelva					X			
	Los Marines	Huelva					X			
	La Nava	Huelva					X			
	Puerto Moral	Huelva					X			
	Valdelarco	Huelva					X			
	Algatocín	Málaga					X			
	Alpandeire	Málaga					X			
	Atajate	Málaga					X			
	Benadalid	Málaga					X			
	Benaoján	Málaga					X			
CS11	Cartajima	Málaga					X			
	Faraján	Málaga					X			
	Jimera de Líbar	Málaga					X			
	Jubrique	Málaga					X			
	Júzcar	Málaga					X			
	Parauta	Málaga					X			
	Pujerra	Málaga					X			
CS12	Alhama de Granada	Granada					X			
	Arenas del Rey	Granada					X			
	Abla	Almería					X			
	Abrucena	Almería					X			
	Albánchez	Almería					X			
	Alboloduy	Almería					X			
	Alcolea	Almería					X			
	Alcóntar	Almería					X			
	Alcudia de Monteagud	Almería					X			
	Alhabia	Almería					X			
	Almócita	Almería					X			
CS13	Alsodux	Almería					X			
	Arboleas	Almería					X			
	Armuña de Almanzora	Almería					X			
	Bacares	Almería					X			
	Bayárcal	Almería					X			
	Bayarque	Almería					X			
	Beires	Almería					X			
	Benitagla	Almería					X			
	Benizalón	Almería					X			
	Bentarique	Almería					X			

<i>HOT Y COLD SPOT</i>	MUNICIPIO	PROV.	ACCE.	EDUC.	EMPL.	INGR.	SAL.	VIV.	IPN	IFE
	Canjáyar	Almería					X			
	Cantoria	Almería					X			
	Castro de Filabres	Almería					X			
	Cóbdar	Almería					X			
	Chercos	Almería					X			
	Fines	Almería					X			
	Fiñana	Almería					X			
	Fondón	Almería					X			
	Gérgal	Almería					X			
	Huécija	Almería					X			
	Illar	Almería					X			
	Instinción	Almería					X			
	Laroya	Almería					X			
	Láujar de Andarax	Almería					X			
	Líjar	Almería					X			
	Lubrín	Almería					X			
	Lúcar	Almería					X			
	Macael	Almería					X			
	Nacimiento	Almería					X			
	Ohanes	Almería					X			
	Olula de Castro	Almería					X			
	Olula del Río	Almería					X			
	Oria	Almería					X			
	Padules	Almería					X			
	Partaloa	Almería					X			
	Paterna del Río	Almería					X			
	Purchena	Almería					X			
	Rágol	Almería					X			
	Santa Cruz de Marchena	Almería					X			
	Santa Fe de Mondújar	Almería					X			
	Senés	Almería					X			
	Serón	Almería					X			
	Sierro	Almería					X			
	Somontín	Almería					X			
	Sorbas	Almería					X			
	Suflí	Almería					X			
	Tabernas	Almería					X			
	Tahal	Almería					X			
	Terque	Almería					X			
	Uleila del Campo	Almería					X			
	Urrácal	Almería					X			
	Veefique	Almería					X			
	Las Tres Villas	Almería					X			
	Albondón	Granada					X			
	Albuñán	Granada					X			

<i>HOT Y COLD SPOT</i>	MUNICIPIO	PROV.	ACCE.	EDUC.	EMPL.	INGR.	SAL.	VIV.	IPN	IFE
	Aldeire	Granada					X			
	Almegíjar	Granada					X			
	Alquife	Granada					X			
	Beas de Guadix	Granada					X			
	Benalúa	Granada					X			
	Bérchules	Granada					X			
	Bubión	Granada					X			
	Busquístar	Granada					X			
	Cádiar	Granada					X			
	Cáñar	Granada					X			
	Capileira	Granada					X			
	Carataunas	Granada					X			
	Cástaras	Granada					X			
	Cogollos de Guadix	Granada					X			
	Cortes y Graena	Granada					X			
	Darro	Granada					X			
	Dólar	Granada					X			
	Ferreira	Granada					X			
	Huéneja	Granada					X			
	Jerez del Marquesado	Granada					X			
	Juviles	Granada					X			
	La Calahorra	Granada					X			
	Lanjarón	Granada					X			
	Lanteira	Granada					X			
	Lobras	Granada					X			
	Lugros	Granada					X			
	Marchal	Granada					X			
	Murtas	Granada					X			
	Órgiva	Granada					X			
	Pampaneira	Granada					X			
	Polícar	Granada					X			
	Pórtugos	Granada					X			
	Purullena	Granada					X			
	Soportújar	Granada					X			
	Sorvilán	Granada					X			
	Torvizcón	Granada					X			
	Trevélez	Granada					X			
	Turón	Granada					X			
	Ugíjar	Granada					X			
	Válor	Granada					X			
	La Taha	Granada					X			
	Nevada	Granada					X			
	Alpujarra de la Sierra	Granada					X			
	Valle del Zalabí	Granada					X			
CS14	Benatae	Jaén					X			

<i>HOT Y COLD SPOT</i>	MUNICIPIO	PROV.	ACCE.	EDUC.	EMPL.	INGR.	SAL.	VIV.	IPN	IPE
	Génave	Jaén					X			
	Orcera	Jaén					X			
	Puente de Génave	Jaén					X			
	La Puerta de Segura	Jaén					X			
	Siles	Jaén					X			
	Torres de Albánchez	Jaén					X			
	Villarrodriago	Jaén					X			
	Bujalance	Córdoba						X		
	Cañete de las Torres	Córdoba						X		
	El Carpio	Córdoba						X		
	Montoro	Córdoba						X		
	Pedro Abad	Córdoba						X		
	Villa del Río	Córdoba						X		
	Villafranca de Córdoba	Córdoba						X		
	Arjona	Jaén						X		
	Arjonilla	Jaén						X		
	Bailén	Jaén						X		
	Canena	Jaén						X		
	Carboneros	Jaén						X		
	Cazalilla	Jaén						X		
	Escañuela	Jaén						X		
CS15	Espelúy	Jaén						X		
	Fuerte del Rey	Jaén						X		
	Lahiguera	Jaén						X		
	Higuera de Calatrava	Jaén						X		
	Jabalquinto	Jaén						X		
	Linares	Jaén						X		
	Lopera	Jaén						X		
	Lupión	Jaén						X		
	Marmolejo	Jaén						X		
	Mengíbar	Jaén						X		
	Porcuna	Jaén						X		
	Rus	Jaén						X		
	Torreblascopedro	Jaén						X		
	Torredonjimeno	Jaén						X		
	Villanueva de la Reina	Jaén						X		

Fuente: elaboración propia

ANEXOS 4: INDICIO DE CALIDAD DE LA TESIS DOCTORAL

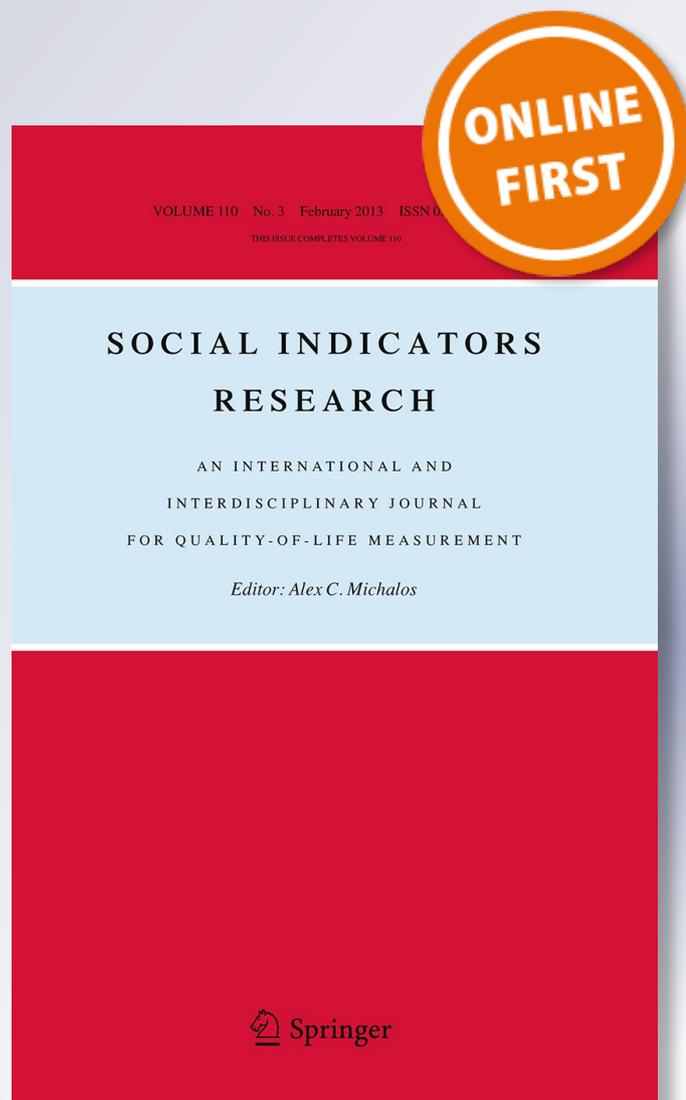
A Deprivation Analysis for Andalusia (Spain): An Approach Based on Structural Equations

**M. L. Rodero-Cosano, C. R. Garcia-
Alonso & J. A. Salinas-Pérez**

Social Indicators Research
An International and Interdisciplinary
Journal for Quality-of-Life Measurement

ISSN 0303-8300

Soc Indic Res
DOI 10.1007/s11205-012-0226-2



Your article is protected by copyright and all rights are held exclusively by Springer Science +Business Media Dordrecht. This e-offprint is for personal use only and shall not be self-archived in electronic repositories. If you wish to self-archive your work, please use the accepted author's version for posting to your own website or your institution's repository. You may further deposit the accepted author's version on a funder's repository at a funder's request, provided it is not made publicly available until 12 months after publication.

A Deprivation Analysis for Andalusia (Spain): An Approach Based on Structural Equations

M. L. Rodero-Cosano · C. R. Garcia-Alonso · J. A. Salinas-Pérez

Accepted: 24 December 2012
© Springer Science+Business Media Dordrecht 2013

Abstract The study of deprivation, as a social indicator, is basic in the design and development of public policies because it allows decision makers to identify and analyse needy areas in order to improve their citizens' well-being. The methodological approach proposed for the development of a new deprivation index is based on the Causal Theory whose conceptual model is analysed using Structural Equations. The domains selected for the deprivation index are: education, employment, income, housing, infrastructures and health. A structural equation model based on variance is the exploratory method used to obtain the indices pertaining to the above mentioned areas; the results obtained are seen to be quite reliable. There is a positive connection between the areas of education, employment and income while the relations between infrastructures and health are found to be negative. The results can be projected at a local level and show basic territorial deficiencies. The spatial units studied are the Andalusian (south of Spain) municipalities (770). The spatial projection of the indices obtained for the domains of deprivation highlights the existence of geographical areas which could be a potential target for public action.

Keywords Structural equation models · Partial least squares · Spatial base indices · Deprivation index · Multidimensional poverty · Causality

1 Introduction

In the current situation of socioeconomic crisis in European countries, citizens and international institutions clamour for an efficient and effective use of national budgets. In the European Union (EU), like in the rest of the world, there are specific geographical areas where poverty can be considered to be structural for several reasons. The spatial study of the dimensions of deprivation (the proxy of poverty) and their relationships can be a critical issue in, for example, political decision making.

M. L. Rodero-Cosano (✉) · C. R. Garcia-Alonso · J. A. Salinas-Pérez
Department of Management and Quantitative Methods, Universidad Loyola Andalucía (Spain),
C/Escritor Castilla Aguayo, 4, Córdoba, Spain
e-mail: luisaroderocosano@gmail.com

Amartya Sen (1999) established that poverty should be considered more as a deprivation of basic capacities than as a mere lack of income. The Social Disadvantage Research Centre (SDRC 2003) defined poverty as that situation where insufficient supplies of necessary resources block an escape from the state of deprivation. Based on Townsend (1987), deprivation is a construct defined by socioeconomic indicators that summarises the basic lack of minimum well-being of an individual or group of individuals. Authors such as Stewart (2005) and Stiglitz et al. (2009) established that welfare cannot be evaluated using only economic variables; therefore many studies have introduced the concept of social well-being (Michalos 1997; Osberg and Sharpe 2009; Jurado and Pérez-Mayo 2011).

There are several classic deprivation indices (Jarman 1983; Townsend et al. 1988; Carstairs and Morris 1991) based on the statistical analysis of individual variables. Modern approaches to the analysis of the deprivation construct identify its specific dimensions (education, employment, income, health, etc.), which can be studied independently. This multidimensional analysis takes into consideration that each dimension (technically a latent variable or domain) is unobservable and cannot be measured directly. However, these dimensions can be estimated combining observable and empirically measurable variables. Among these indices are the Euro stat index (European Commission 2009) and the Scottish Index of Multiple Deprivation (SDRC 2003; Scottish Government 2009).

Current multidimensional approaches to deprivation analysis select observable variables for each domain (education, employment, etc.) and analyse them statistically (usually using factorial analysis). These indexes have a relevant drawback (Bagozzi and Phillips 1982): it is not possible to study the relationships between the domains directly. In a real framework, it is not possible to consider that deprivation domains are independent (i.e. education influences health); a deprivation construct should be described by a causal model in which the values of all those variables are related or depend upon each other.

The value of each deprivation domain depends on: (1) the socioeconomic variables used to describe it and (2) its relationships with other domains. These relationships are defined by a conceptual model based on the existence of a priori knowledge (Gibert et al. 2010). Therefore, relationships between domains exist and can be assessed but their individual influence on deprivation varies depending on their territorial and cultural frameworks. The resulting causal model can be considered stable, but its statistical evaluation evolves through space and time (Pearl 2009; Darwiche 2009).

Causal models can be statistically analysed using structural equations (Pearl 2009). The structural equation model (SEM) is a multivariate analysis technique that examines the complex relationship between, on the one hand, individual variables predefined in each domain and, on the other hand, the domains themselves (Rodríguez-Entrena and Salazar-Ordóñez 2012). This technique is especially useful when the variables are highly correlated.

Structural equation model (SEM) is one of the most important recent developments in multivariate analysis and its use has become more wide-spread in the Social Sciences (Fornell 1982; Barroso et al. 2010; Bollen and Noble 2011; Rodríguez-Entrena and Salazar-Ordóñez 2012). The main characteristic of this model is its ability to carry out multiple regressions between observable variables and domains (Batista and Coenders 2000). Therefore, a SEM distinguishes two sub-models: the measurement or inner sub-model and the structural or outer sub-model (Urbach and Ahlemann 2010). The first describes the relationships between variables and their corresponding domains. The second comprises the relationships between the domains.

There are two different ways to analyse a SEM: the covariance-based model and the variance-based model or partial least square (PLS) model. The first approach the causal

relationships should be justified in a robust and contrasted theory (Hair et al. 1992), while the second can be considered predictive (Wold 1979; Barclay et al. 1995), which is very useful for models in an early phase of development.

To study deprivation, PLS has been selected because of: (1) its ability to check if empirical data validate the causal model (Fornell 1982); (2) its emphasis on prediction, maximizing the explained variance of all domains (Reinartz et al. 2009); and finally, because (3) the structure of the statistical distributions of the variables does not have to be known (Chin 2010). In conclusion, PLS allows us to analyze domains and their relationships, is very versatile in the choice of variables and has the exploratory nature necessary for the early stages of obtaining indices like that of deprivation.

The study of deprivation in Andalusia is interesting enough for the following reasons: (1) it is one of the least developed regions of Spain [more than 35 % of its population live below the poverty level (INE 2012a) and its unemployment rate exceeds 30 % (INE 2012b)]; (2) its spatial heterogeneity (rural and urban areas, very high mountainous areas near a very long sea coast, etc.) and, finally, (3) there is disaggregated statistical data. In Spain, unlike Scotland or England, most of the research done has been based on previous indices (Lertxundi et al. 2005; Sánchez Cantalejo et al. 2008) although currently there are no studies about deprivation as a multidimensional index. Therefore, the study of deprivation from a geographical point of view in Andalusia can be useful to identify needy areas which might require special attention from social policies, and to relate deprivation with other variables and/or constructs like, for example, the prevalence of specific diseases (García Alonso et al. 2010; Moreno et al. 2008) or the rurality index (Prieto-Lara and Ocaña-Riola 2010).

The aims of this research are: (1) to check the causal model for assessing the deprivation index using PLS, (2) to identify the main domains in describing deprivation in Andalusia, (3) to analyse deprivation from a geographical point of view (770 municipalities in Andalusia) and (4) to compare with other deprivation index, which studies the same geographical units.

The rest of the paper is organized in the following way: Sect. 2 explains in detail the variables under consideration and the methodology used for their analysis and interpretation; Sect. 3 outlines the results and, finally, Sect. 4 discusses them.

2 Materials and Methods

2.1 Theoretical Framework and Causal Model Development

To design and develop a deprivation index from a causal point of view, it is first necessary to identify the domains that have to be considered and their corresponding variables (Gil Izquierdo and Ortiz Serrano 2009). The selected deprivation domains are based on: (1) the definition of deprivation given by Townsend (1987), (2) the Index of Multidimensional Deprivation (Communities and local government. UK 2000) and, finally, (3) the Scottish Index (2003; 2009).

According to the methodology–Causal Modelling (Pearl 2009; Darwiche 2009), each domain highlights a particular aspect of deprivation and has its own index. For example, the employment domain reflects exclusion from the labour market and poor working conditions, but not the reduction of income associated with them.

Based on the theoretical framework, the hypotheses of the causal model for the deprivation construct are: (1) a deprivation index is multidimensional, so it can be

described by a set of domains, (2) each domain can be defined by a set of observable and independent variables (the relevance of each variable on the domain can vary) and, finally, (3) all the domains are inter-related but the relevance of each relationship can also vary. The final structure of the causal model depends on: expert knowledge, the environmental framework and time. This means that the selection of the domain variables and the existence of specific relationships can be different for different experts in different places and times. The theoretical causal model (all the variables and all the relationships) is completely stable but relevance equal to zero implies that the variable or relationship does not exist for some specific conditions.

Deprivation in education (Ray 1998; Barro 1998; Sen and Harlem 1999) is essential in defining the deprivation index. In Fig. 1, the education domain is directly related to employment, health and income and indirectly to housing and infrastructure. Employment directly causes deprivation in health, housing and income. Income contributes to health, housing and infrastructure deprivation. The housing domain is directly related to health and infrastructure deprivation. Finally, health deprivation is a consequence of deprivation in other domains.

The variables that define each domain (Table 1) were chosen according to existing literature (SIMD 2009; European Commission European Commission 2009; Townsend et al. 1988) and expert knowledge. These variables can also be obtained easily in other regions. Their characteristics are that: (a) they are specific for the corresponding domain and evaluate the main features of deprivation manifested within it; (b) they are measurable; (c) they can be updated on a regular basis to evaluate socioeconomic changes; (d) they are statistically robust (INE 2007); and, finally, (e) they are available for the spatial units chosen (municipalities).

2.2 Method of Analysis

The PLS method was developed by Wold (1979, 1982, 1985) and is based on: (1) the estimation of ordinary least squares (the obtaining of the parameters between variables and domain, and between domains); (2) principal components analysis (the study of the statistical significance of the variables in the domains); and (3) path analysis (the development of relations between domains) (Barclay et al. 1995).

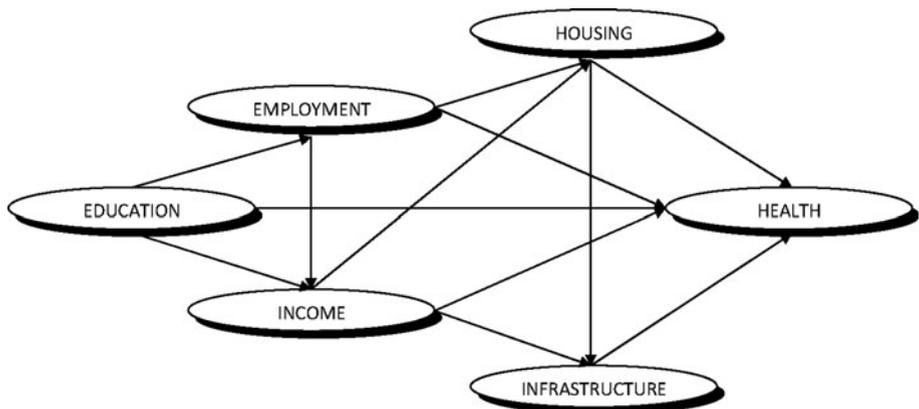


Fig. 1 Conceptual model

Table 1 Selected variables

Education (INE 2007; IECA 2007) ^a
Percentage of employable inhabitants without studies (ED_1)
Percentage of inhabitants of working age who have only finished their obligatory studies (ED_2)
Ratio comparing the average Andalusian level of studies for 30 to 39 year olds to the average level of studies in the municipality of people in their thirties (ED_3)
Employment (INE 2007; IECA 2007) ^b
Number of unemployed per 100 employed (E_1)
Number of people with disability pensions per 1000 inhabitants (E_2)
Number of households with all members unemployed per 100 people (E_3)
Infrastructures and services (INE 2007) ^b
Percentage of housing subject to neighbourhood noise with respect to the total number of residences (I_1)
Percentage of housing in polluted areas of the neighbourhood with respect to all dwellings (I_2)
Percentage of houses on dirty streets with respect to the total number of dwellings (I_3)
Percentage of housing in crime-ridden neighbourhoods with respect to all the housing (I_4)
Income (INE 2007; IECA 2007) ^b
Percentage of 60 % of the average equivalent income in 2001 compared to the average income in the municipality. The European Union threshold level for poverty has been chosen as the point of reference for poverty in the areas chosen, that is, 60 % of the equivalent average national income (IN_1)
Number of households without a car per 100 households (IN_2)
Number of people over 65 plus number over 16 years of age divided by number of people between 16 and 64 years of age (IN_3)
Health (INE 2007; IECA 2007) ^b
Number of inhabitants per health care centre per 1000 inhabitants. (H_1)
Rate of comparison of average Andalusian age with respect to the average age in the municipality. 1497 (H_2)
Rate of comparison between the average useable surface space per household member in Andalusia with respect to the average useable space per household member in the municipality. This is understood as useful surface measured according to the outside walls of the dwelling, not including uninhabited areas like basements, attics, and storage areas (H_3)
Housing (INE 2007; IECA 2007) ^b
Percentage of households without a telephone with respect to all dwellings (HO_1)
Percentage of households without air-conditioning, whether central or individual air-conditioning units, not including fans, with respect to the total number of dwellings (HO_2)
Percentage of average state of Andalusian households with respect to the average state of households in the municipality, using the classification of the average state as that found in the Population and Housing Census of 2001 (HO_3)

In Spain, households are defined as primary residences used all year round (INE 2007) and the population data used in this study was registered in the 2001 Census (INE 2007)

^a Exogenous constructs

^b Endogenous constructs

The measurement (relationships between the variables and their corresponding domains) and structural (relationships between domains) PLS sub-models are analysed and interpreted in two stages (Barclay et al. 1995): first, the assessment of the reliability and validity of the measurement sub-model; second, the assessment of the validity of the structural sub-model.

Table 2 Evaluation of the Measurement Model (Cepeda and Roldan 2004): Reliability intervals for each measurement

Measure of analysis	Interval reliability	References
Individual reliability of the variable	Loadings (λ) ≥ 0.707	Carmines and Zeller (1979); Barclay et al. (1995); Chin (1998a)
Reliability of scale	Composite reliability (ρ_c) > 0.7	Werts et al. (1974); Fornell and Larcker (1981); Nunnally (1978)
Convergent validity	AVE > 0.5	Fornell and Larcker (1981)
Discriminant validity	AVE $>$ squared correlation between the two domains	Fornell and Larcker (1981)

According to the validation guidelines of Straub et al. (2004) and Lewis et al. (2005), the evaluation of the measurement sub-model involves (Table 2): (1) the analysis of the reliability of each variable –loadings λ , (2) reliability of the scale or composite reliability (ρ_c), (3) convergent validity or average extracted variance (AVE) and, finally, (4) discriminant validity.

The assessment of the structural sub-model includes: (1) the calculation of the explained variance (R^2 values) of the domains on the domain that is under study (i.e. employment has a R^2 equal to 0.21, this means that the rest of domains –in this case, only education, see Fig. 1, explain 21 % of the employment variance); (2) hypothesis testing (path coefficients or relationship relevance $-\beta$); (3) cross-validated redundancy (Q^2) to indicate that the model has predictive relevance; and, finally, (4) a Goodness-of-Fit (GoF) test to assess in turn the two sub-models, giving an overall quality index for the SEM proposed.

R^2 should be high enough to have a significant level of explanatory power. Chin (1998b) considered that values of $R^2 \geq 0.33$ could be considered substantial, values between 0.19 and 0.33 were average and, finally, values < 0.19 indicate no predictive power. Chin also stated that β should be > 0.2 and, ideally, > 0.3 (Chin 1998b). The hypothesis testing on the β is performed using non-parametric re-sampling techniques like Bootstrap and Jackknife (Chin 1998b; Sánchez-Franco and Roldán 2005). The cross-validated redundancy (Q^2 , Stone-Geisser test) must have values greater than zero (Chin 1998b). Finally, GoF varies between 0 and 1, and the greater the value is, the better the quality of the model (Tenenhaus and Vinzi 2005).

For the 770 municipalities, the global deprivation index was calculated using factor analysis (principal components) (Anderson 1984). Each observation (municipality) was described by its corresponding domain indices: the education index, employment index, income index and so on. The initial hypotheses of factor analysis were checked by Bartlett's Sphere Test and the Kaiser–Meyer–Olkin (KMO) score of sample adequacy (Anderson 1984). The first factor values were considered to be the global deprivation index for each municipality.

Deprivation scores (domains and global) at municipal level were analyzed from a spatial point of view. This analysis was carried out using a geographical information system (GIS). The maps obtained for each deprivation domain identified and located potential hot spots, which were the areas where deprivation was significantly high, and cold spots, which were areas where deprivation was significantly low.

3 Results

This research studies 770 municipalities in the Autonomous Community of Andalusia (southern Spain). The databases analysed were: the INE Census of Population and Housing 2001 (INE 2007) and the Multi territorial Information System of Andalusia of the Andalusian Statistical and Cartography Institute (IECA) for the year 2001.

3.1 Measurement Sub-Model

The outcomes obtained in the measurement sub-model analysis (Table 3) indicate adequate loadings (λ), reliabilities (ρ_c) and convergences (AVE). Most of the factorial loads (λ) are > 0.7 , there being only three between 0.6 and 0.7 (E_2 , HO_1 and HO_3), which is acceptable in early development stages of the causal model (Barclay et al. 1995; Chin 1998a; Fisher and Grégoire 2006). All the domain composite reliabilities (ρ_c) are > 0.8 except for housing which is between 0.7 and 0.8. Therefore, the measurement sub-model reaches a good level of reliability in all of its domains except in housing. The AVE – convergent validity- is always > 0.5 and, finally, the discriminant validity test (Table 4) shows that the AVE is always higher than the square correlation between domains.

In conclusion, the proposed measurement sub-model is reliable but the housing domain should be improved, probably by adding new variables.

3.2 Structural Sub-Model

R^2 values are always > 0.19 (Table 5), so the selected domains describe the deprivation construct. The cross-validated redundancy (Q^2) is greater than zero indicating that the structural sub-model has predictive relevance (Chin 1998b). Moreover, it has an appropriate GoF score. Bootstrapping shows that the resulting sub-model is stable ($n = 500$ sub-samples, degree of freedom = 499 and one tail statistical distribution because there are positive and negative β 's) because T -Student scores are always greater than $t_{(0.001,499)} = 3.106$ (Table 6).

Some of the $|\beta|$ are lower than 0.2 (Table 6 in bold). When $|\beta|$ is ≥ 0.2 , the relationship between the linked domains is statistically relevant and direct. However, when $|\beta|$ is lower than 0.2, the relationship between domains cannot be considered relevant; the relationship exists because it is statistically confirmed (Table 6, hypothesis testing), but indirect relationships (links with intermediate domains) are more significant/relevant in our causal model (Fig. 1). For example, the direct relationship between education and health is statistically weak but the indirect relationship education-income-health is very strong.

Results confirmed that deprivation in education directly generates deprivation in employment and income. Deprivation in employment shows a strong direct relationship with deprivation in income and housing, but not with health. The income domain highlights a strong relationship with deprivation in housing and also a strong negative influence on infrastructure and health domains (i.e. the higher the income deprivation, the lower the deprivation in these domains). The housing domain is the least influential in our causal model, showing a weak negative relationship with infrastructure and health domains. Finally, the infrastructure domain has a strong and direct positive relationship with health deprivation.

Table 3 Measures of the analysis: loadings (λ), reliabilities (ρ_c) and convergences (AVE)

Domains	Variables	Loadings (λ)	C. reliability (ρ_c)	AVE
Education	ED_1	0.866*** (0.021)	0.881	0.714
	ED_2	0.886*** (0.047)		
	ED_3	0.780*** (0.005)		
Employment	E_1	0.812*** (0.010)	0.836	0.636
	E_2	0.604*** (0.009)		
	E_3	0.941*** (0.025)		
Infrastructure	I_1	0.867*** (0.019)	0.892	0.675
	I_2	0.851*** (0.024)		
	I_3	0.717*** (0.023)		
	I_4	0.843*** (0.010)		
Income	IN_1	0.741*** (0.008)	0.856	0.666
	IN_2	0.879*** (0.055)		
	IN_3	0.824*** (0.012)		
Health	H_1	0.801*** (0.011)	0.871	0.694
	H_2	0.881*** (0.006)		
	H_3	0.815*** (0.015)		
Housing	HO_1	0.659*** (0.031)	0.760	0.517
	HO_2	0.824*** (0.014)		
	HO_3	0.663*** (0.024)		

The loading significance was estimated by bootstrap resampling (500 replicates)

n.s. not significant—based on one-tailed t test₍₄₉₉₎

* $p < 0.05$; ** $p < 0.01$; *** $p < 0.001$

3.3 Global Deprivation Index

The global deprivation index was calculated for each municipality in Andalusia (770 in total) using the principal components analysis. Results (Table 7) showed a unique factor for deprivation that explained 62 % of the total variance (KMO = 0.849; Bartlett's sphericity coefficient = 2,391.379, $gl = 15$, sig. = 0.000). The determinant of the

Table 4 Discriminant validity test: AVE (bold) and square correlation between domains

Domains	Education	Employment	Infrastructure	Income	Health	Housing
Education	0.845					
Employment	0.458	0.797				
Infrastructure	-0.443	-0.431	0.821			
Income	0.623	0.623	-0.584	0.816		
Health	-0.439	-0.569	0.672	-0.763	0.833	
Housing	0.397	0.514	-0.456	0.593	-0.592	0.719

Table 5 R², Q² and GoF scores

Domains	R ²	Q ²	GoF
Employment	0.210	0.134	0.527
Infrastructure	0.360	0.459	
Income	0.532	0.200	
Health	0.689	0.339	
Housing	0.386	0.236	

correlation matrix approaches zero, indicating that the variables used (domain indices for all the municipalities) are linearly related.

3.4 Spatial Analysis

The geographical projection (Fig. 2) of education, employment and income deprivation scores shows that the underprivileged spatial zones (hot spots) are mainly located in mountainous areas; on the other hand, the privileged zones (cold spots) can be found close to urban areas. Housing deprivation identifies the same underprivileged areas, but low spots are located in the valley of the Guadalquivir River (the large white area, Fig. 2).

Infrastructure and health domains show different spatial patterns; hot spots are mainly located on the south-west Andalusian coast, in some relatively isolated areas close to the Mediterranean coast and in a very mountainous area in Granada (south-west). This pattern is a consequence of the significant residential and industrial development in these areas that leads to more expensive land and the poorer environmental quality. On the other hand and taking infrastructure and health domains into account, rural areas are less deprived because they have better environmental quality.

Finally and analysing the global deprivation index, the most deprived areas are located in the eastern mountain ranges and in the north-western rural zones. Low spots are located in the west, especially in urban zones and coastal areas.

4 Discussion

The causal model has shown its reliability in both its measurement and structural sub-models. Analysing the former, deprivation domains are defined by appropriate variables (Table 1). Housing deprivation is not relevant in Andalusia (Table 3) because this region is seen to be a developed area and, in relative terms, a lack of housing facilities is relatively

Table 6 Structural model (standardized regression weights or path coefficients β)

Relationship	β	Hypotesis testing
Education → employment	0.459*** (0.023)	Confirmed
Education → income	0.427*** (0.025)	Confirmed
Education → health	0.119*** (0.033)	Confirmed
Employment → income	0.428*** (0.026)	Confirmed
Employment → health	-0.097*** (0.028)	Confirmed
Employment → housing	0.236*** (0.043)	Confirmed
Infrastructure → health	0.324*** (0.027)	Confirmed
Income → infrastructure	-0.484*** (0.027)	Confirmed
Income → Health	-0.503*** (0.046)	Confirmed
Income → housing	0.447*** (0.039)	Confirmed
Housing → infrastructure	-0.169*** (0.039)	Confirmed
Housing → health	-0.143*** (0.028)	Confirmed

The loading significance was estimated by bootstrap resampling (500 replicates). Non-relevant relationships in bold

n.s. not significant—based on one-tailed t test₍₄₉₉₎

* $p < 0.05$; ** $p < 0.01$; *** $p < 0.001$

Table 7 Factor analysis result (principal components)

Domains	Communalities extracted	Component 1
Education	0.488	0.699
Employment	0.575	0.758
Infrastructure	0.575	-0.759
Income	0.800	0.894
Health	0.748	-0.865
Housing	0.561	0.749

uncommon. In some domains, like infrastructure and health, it would be interesting to incorporate new variables, such as the distance to health care centres, which would allow us to assess availability and accessibility.

According to our results, improving education should improve employment and income deprivation and through these, the housing domain could be positively influenced.

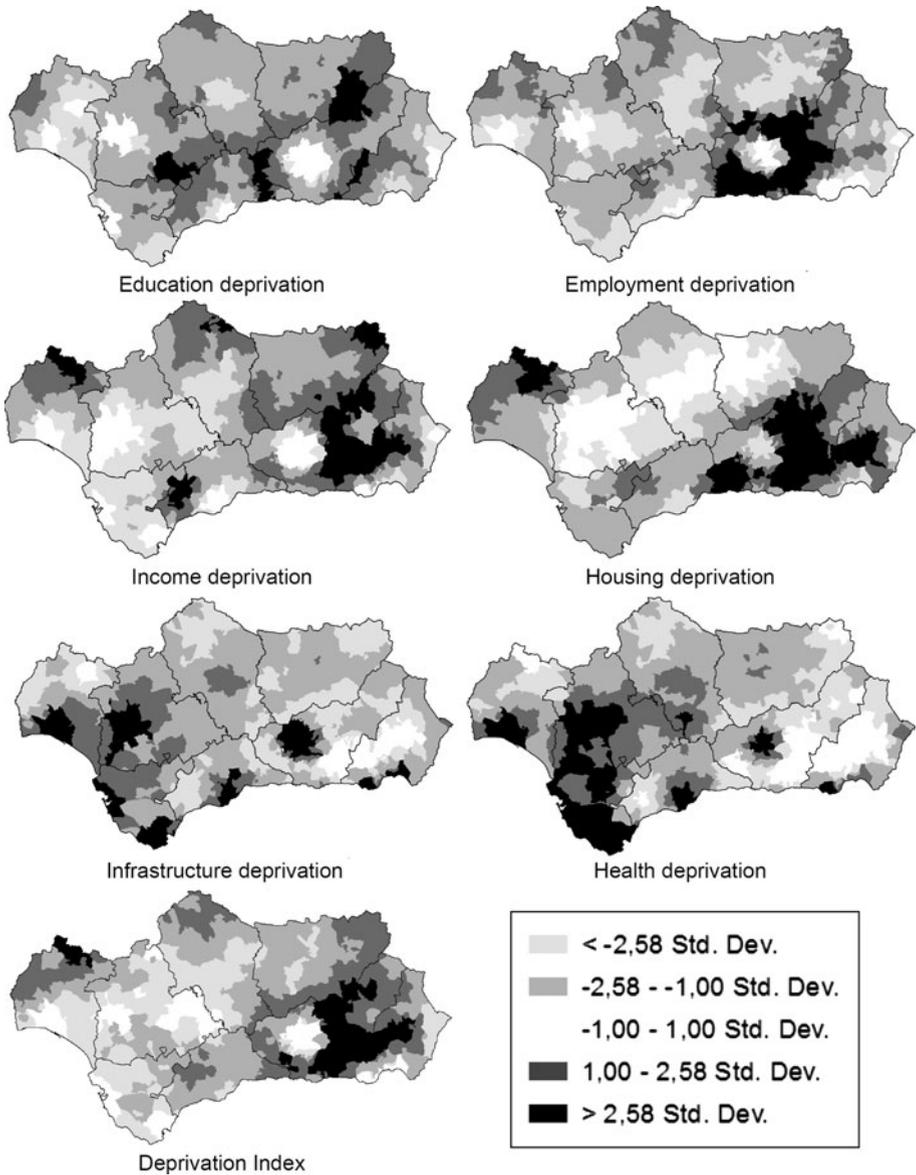


Fig. 2 Geographical projection of domain scores and deprivation index in Andalusia

Infrastructure and health domains have the strongest, albeit negative, relationship with income. The availability and accessibility to services in many Andalusian rural areas can be considered adequate with a high standard of living; thus the causal model identifies the previous negative direct relationships.

Our model clearly shows that a relevant amount of the variance of each individual domain (employment, income, housing, infrastructure and health) is explained by the other deprivation domains, including education.

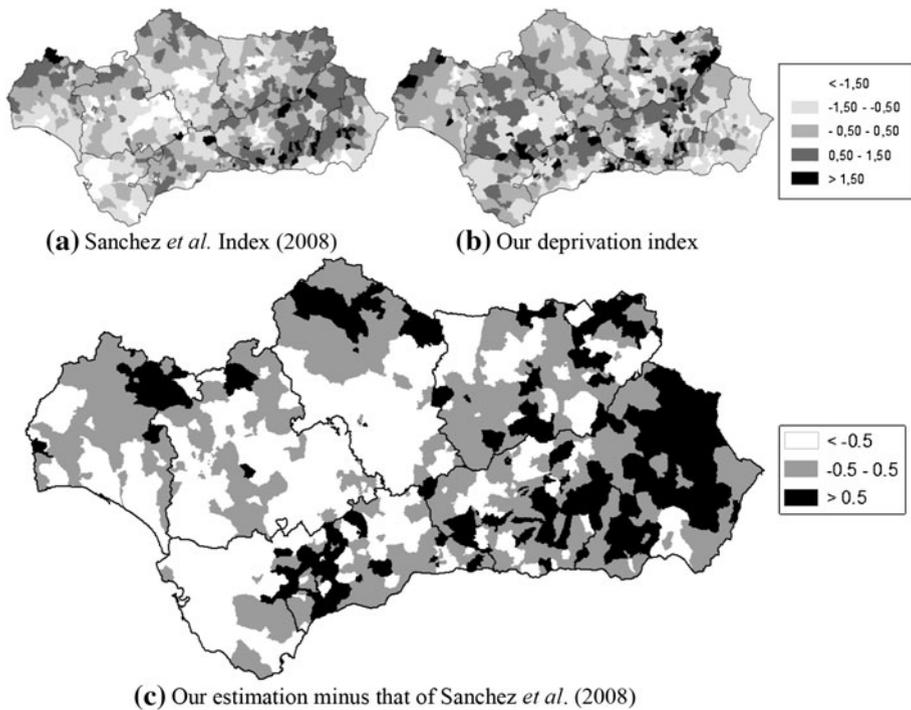


Fig. 3 Deprivation index comparison

Therefore, the causal model confirms previous theories empirically, i.e. the main deprivation domain is education. If public policies aim to improve other deprivation domains—directly or indirectly—it is necessary to invest in training and education.

The spatial identification of deprived areas is a very useful to define and locate public and private interventions. Although the results were pretty much to be expected, there are some noteworthy details. More than 20 % of the population in Andalusia can be considered deprived with respect to the education domain, becoming about 10 % when the income and employment domains are analyzed. According to our model, it is necessary to invest in education to reduce unemployment rates and to increase employment opportunities.

Macro-urban municipalities (12 municipalities with a population over 100,000 inhabitants) do not influence PLS results to a relevant extent, but they cannot be studied in detail. Deprived areas or neighbourhoods in these municipalities are not identified and located. In Macro-urban areas, census districts could be included in the analysis as spatial divisions comparable to municipalities.

Some spatial differences were found when comparing our global deprivation index to that developed by Sánchez Cantalejo *et al.* (2008), which uses the same spatial units (municipalities) (Fig. 3). The mountainous areas in the west of Andalusia show the greatest positive difference between them, that is, our index of deprivation has significantly higher values (black zones, Fig. 3c). In contrast, the central zone (Guadalquivir valley) and the east coast show the greatest negative differences (white zones, Fig. 3c). The rest of Andalusia has similar values in the two indices (gray zones, Fig. 3c). Our global deprivation index fits the Andalusian reality better because it understands the complex relationships between deprived domains. Andalusian mountainous areas are less developed and

the Guadalquivir valley has the best productive farms, bigger urban areas, better resources and more wealth.

5 Conclusions

The causal approach to deprivation has a very relevant advantage: it can analyze the relationships between its corresponding domains. This means that the influence each deprivation dimension has on the others can be assessed, allowing decision makers to detect where the root of the problem lies. The resulting causal model has a dynamic structure that can be modified according to specific circumstances. It also allows a sensitivity analysis to modify the variables that define each domain, and observe the effect of that modification on other domains.

The differences between our causal-based global index and other non-multidimensional ones can be spatially located in maps. In these areas, decision makers can identify which specific domains of deprivation can be considered more relevant. Therefore, a more complex index is shown to be better at describing the deprivation construct in large regions.

The most deprived areas in Andalusia are located in rural zones with poor accessibility. These areas receive greater attention in European Development policies. Hence, it is necessary to continue these European programs to encourage the creation of business and employment and to prevent depopulation.

In Andalusia there are great population differences between municipalities (i.e. macro-urban municipalities like Seville are near relatively unpopulated ones). Due to this, it would be appropriate to group them by population size or include census districts as municipalities. Using these procedures, decision makers could identify deprived urban zones in big cities.

Summing up, the structural equations model (PLS), as compared to other methodologies, has allowed us to analyse deprivation domains as well as the relevance of their relationships. This has enabled us to differentiate which percentage of the explained variance of each domain is due to other domains, and which percentage is due to their own observable variables. This is particularly important in countries like Spain, where so far no study about deprivation has been made at this level of detail. The PLS is a method that lets us estimate a reliable geographically-based global deprivation index once the domain indices have been calculated. Using this procedure, it is possible to identify zones where social policies could and should improve their state of development and quality of life. This analysis can be extrapolated to other areas for the purpose of comparison.

Further new lines of research could be: (1) to strengthen deprivation domains by adding new variables; (2) to analyse macro-urban areas by dividing them into smaller spatial units like census districts; (3) to analyse the effects of the crisis on the spatial distribution of deprivation by updating databases; (4) to compare the current PLS-based global deprivation index to others obtained using different multivariate methods; and, finally, (5) to extrapolate the causal model to other geographical areas.

References

- Anderson, T. W. (1984). *An introduction to multivariate statistical analysis*. New York: John Wiley & Sons.
- Bagozzi, R. P., & Phillips, L. W. (1982). Representing and testing organizational theories: A holistic construal. *Administrative Science Quarterly*, 27(3), 459–489.

- Barclay, D., Higgins, C., & Thompson, R. (1995). The partial least squares (PLS) approach to causal modelling: Personal computer adoption and use as an illustration. *Technology Studies, Special Issue on Research Methodology*, 2(2), 285–309.
- Barro, Robert J. (1998). *Determinants of economic growth: A cross-country empirical study*. Massachusetts: MIT Press Books.
- Barroso, C., Carrión, G. C., & Roldán, J. L. (2010). Applying maximum likelihood and PLS on different sample sizes: studies on SERVQUAL model and employee behavior model. In J. Henseler, H. Wang, V. E. Vinci, & W. W. Chin (Eds.), *Handbook of partial least squares* (pp. 427–447). Berlín: Springer.
- Batista, J.M., & Coenders, G. (2000). Modelos de Ecuaciones Estructurales. Cuadernos de Estadística 6. Madrid: La Muralla SA.
- Bollen, K. A., & Noble, M. D. (2011). Colloquium paper: Structural equation models and the quantification of behaviour. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 108(Supplement 3), 15639–15646.
- Carmines, E. G., & Zeller, R. A. (1979). Reliability and validity assessment. In Sage University Paper (Ed.), *Series on quantitative applications in the social sciences* (pp. 07–017). Beverly Hills, CA: Sage.
- Carstairs, V., & Morris, R. (1991). *Deprivation and health in Scotland*. Aberdeen: Aberdeen University Press.
- Cepeda, G., & Roldan, J. L. (2004). *Aplicando en la práctica la técnica PLS en la administración de empresas*. Murcia, Spain: XIV Congreso de la Asociación Científica de Economía y Dirección de Empresa.
- Chin, W. W. (1998a). The partial least squares approach to structural equation modelling. In G. A. Marcoulides (Ed.), *Modern methods for business research* (pp. 295–336). Mahwah, NJ: Lawrence Erlbaum Associates, Publisher.
- Chin, W. W. (1998b). Issues and opinion on structural equation modelling. *MIS Quarterly*, 22(1), 7–106.
- Chin, W. W. (2010). How to write up and report PLS analyses. In V. E. Vinzi, W. W. Chin, J. Henseler, & H. Wang (Eds.), *Handbook of partial least squares: concepts methods and applications* (pp. 655–690). Berlin: Springer.
- Communities and local government. UK. (2000). Indices of Deprivation 2000. Resource document. Communities and local government. UK. <http://www.communities.gov.uk/archived/publications/regeneration/indicesdeprivation..> Accessed November, 25 2010.
- Darwiche, A. (2009). *Modeling and reasoning with bayesian networks*. New York: Cambridge University Press.
- European Commission. Methodologies and Workingpapers. Eurostat. (2009). Income poverty and material deprivation in European countries. European Commission. http://epp.eurostat.ec.europa.eu/portal/page/portal/product_details/publication?p_product_code=KS-RA-10-030 Accessed May10, 2011.
- Fisher, R. J., & Grégoire, Y. (2006). Gender differences in decision satisfaction within established dyads: effects of competitive and cooperative behaviours. *Psychology and Marketing*, 23(4), 313–333.
- Fornell, C. (1982). A second generation of multivariate analysis: An overview. In C. Fornell (Ed.), *A second generation of multivariate analysis 1 pp* (pp. 1–21). New York: Praeger Publishers.
- Fornell, C., & Larcker, D. F. (1981). Evaluating structural equation models with unobservable variables and measurement error. *Journal of Marketing Research*, 18, 39–50.
- García Alonso, C. R., Salvador, Carulla L., Negrín Hernández, M. A., & Moreno, Küstner B. (2010). Development of a new spatial analysis tool in mental health: Identification of highly auto correlated areas (hot-spots) of schizophrenia using a multi objective evolutionary algorithm model (MOEA/HS). *Epidemiol Psichiatr Soc*, 19(4), 302–313.
- Gibert, K., García-Alonso, C. R., & Salvador-Carulla, L. (2010). Integrating clinicians, knowledge and data: Expert-based cooperative analysis in healthcare decision support. *Health Research Policy System*, 8, 28.
- Gil Izquierdo, M., & Ortiz Serrano, S. (2009). Determinantes de la pobreza en España desde una doble perspectiva: monetaria y de privación. *Estudios de Economía Aplicada*, 27, número 002, 417–436.
- Hair, J. F., Anderson, R. E., & Tathan, R. L. (1992). *Multivariate data analysis with readings*. New York: MacMillan.
- Instituto de Estadística y Cartografía de Andalucía (IECA) (2007). “Censo de población, vivienda y hogares 2001”. Sistema de información multi territorial de andalucía (SIMA). http://www.juntadeandalucia.es/institutodeestadistica/bd/sima_web/. Accessed January 15, 2011.
- Instituto Nacional de Estadística (INE) (2007): “Censo de población, viviendas y hogares 2001”, 01/07/2007. <http://www.ine.es>. Accessed January 15, 2011.
- Instituto Nacional de Estadística (INE) (2012a): “Encuesta de Condiciones de Vida (ECV) 2012” <http://www.ine.es/prensa/np740.pdf>. Accessed October 25, 2012.
- Instituto Nacional de Estadística (INE) (2012b): “Encuesta de Población Activa (EPA) 4 Trimestre de 2011” <http://www.ine.es/daco/daco42/daco4211/epa0411.pdf>. Accessed March 1, 2012.
- Jarman, B. (1983). Identification of underprivileged areas. *British Medical Journal*, 286, 1705–1709.

- Jurado, A., & Pérez-Mayo, J. (2011). Construction and evolution of a multidimensional well-being index for the Spanish regions. *Social Indicators Research*. doi:10.1007/s11205-011-9835-4.
- Lertxundi, A., Saurina, C., Saez, M., & Ocaña, R. (2005). Construcción de un índice de privación material para los municipios de la región sanitaria Girona. *Estudios de Economía Aplicada*, 23, número 001, 331–353.
- Lewis, B. R., Templeton, G. F., & Byrd, T. A. (2005). A methodology for construct development in MIS research. *European Journal of Information Systems*, 14(4), 388–400.
- Michalos, A. C. (1997). Sustainability and human well being: Exploring the connections. *Social Indicators Research*, 40(1–2), 221–258.
- Moreno, B., García-Alonso, C. R., Negrín Hernández, M., Torres-González, F., & Salvador-Carulla, L. (2008). Spatial analysis to identify hotspots of prevalence of schizophrenia. *Social Psychiatry and Psychiatric Epidemiology*, 43(10), 782–791.
- Nunnally, J. C. (1978). *Psychometric theory* (2nd ed.). New York: McGraw-Hill.
- Osberg, L. & Sharpe, A. (2009). *New estimates of the index of economic well-being for selected OECD countries, 1980-2007*. Centre for the Study of Living Standards (CSLS), Research Report 2009–11.
- Pearl, J. (2009). *Causality. Models, reasoning, and inference* (2nd Ed ed.). Cambridge: Cambridge University Press.
- Prieto-Lara, E., & Ocaña-Riola, R. (2010). Updating rurality index for small areas in Spain. *Social Indicators Research*, 95, 267–280.
- Ray, D. (1998). *Development economics*. Princeton, N.J.: Princeton University Press.
- Reinartz, W., Haenlein, M., & Henseler, J. (2009). An empirical comparison of the efficacy of covariance-based and variance-based SEM. *International Journal of Research in Marketing*, 26(4), 332–344.
- Rodríguez-Entrena, M. & Salazar-Ordóñez, M. (2012) Influence of scientific-technical literacy on consumers' behavioural intentions regarding new food. *Appetite*, <http://dx.doi.org/10.1016/j.appet.2012.09.028>.
- Sánchez Cantalejo, C., Ocaña Riola, R., & Fernández Ajuria, A. (2008). Deprivation index for small areas in Spain. *Social Indicators Research*, 89, 259–273.
- Sánchez-Franco, M. J., & Roldán, J. L. (2005). Web acceptance and usage model. A comparison between goal-directed and experiential web users. *Internet Research*, 15, 21–48.
- Scottish Government (2009). Scottish indices of multiple deprivations (SIMD) General Report. Edinburgh. The Scottish Government. <http://www.scotland.gov.uk/Topics/Statistics/SIMD> Accessed November 21, 2010.
- Sen, A. (1999). *Development as Freedom*. Oxford: Oxford University Press.
- Sen A. & Harlem G. (1999) Breaking the Poverty Cycle: Investing in early childhood. Resource document. Inter-American Development Bank. http://www.unicef.org/lac/spbarbados/Implementation/ECD/BreakingPovertyCycle_ECD_1999.pdf. Accessed November 7, 2012.
- Social Disadvantage Research Centre (SDRC). (2003). *Scottish indices of deprivation 2003*. Oxford: SDRC.
- Stewart, K. (2005). Dimensions of well-being in EU regions: Do GDP and unemployment tell us all we need to know?. *Social Indicators Research*, 73, 221–246.
- Stiglitz, J., Sen, A. K., & Fitoussi, J. P. (2009). Report of the Comission on the measurement of economic performance and social progress. http://www.stiglitz-sen-fitoussi.fr/documents/rapport_anglais.pdf. Accessed June 15, 2011.
- Straub, D., Boudreau, M. C., & Gefen, D. (2004). Validation guidelines for IS positivist research. *Communications of the AIS*, 13, 380–427.
- Tenenhaus, M., & Vinzi, V. E. (2005). PLS regression, PLS path modelling and generalized Procrustean analysis: a combined approach for multi block analysis. *Journal of Chemometrics*, 19, 145–153.
- Townsend, P. (1987). Deprivation. *Journal of Social Policy*, 16(2), 125–146.
- Townsend, P., Phillimore, P., & Beattie, A. (1988). *Health and deprivation. Inequality and the North*. London: Routledge.
- Urbach, N., & Ahlemann, F. (2010). Structural equation modelling in information systems research using partial least squares. *Journal of Information Technology Theory and Application*, 11(2), 5–40.
- Werts, C. E., Linn, R. L., & Jöreskog, K. G. (1974). Inter class reliability estimates. Testing structural assumptions. *Educational and Psychological Measurement*, 34, 25–33.
- Wold, H. (1979). *Model construction and evaluation when theoretical knowledge is scarce*. Genève: Cahiers du Département D'Économétrie, Faculté des Sciences Économiques et Sociales, Université de Genève An Example of the Use of Partial Least Squares.
- Wold, H. (1982). Systems under indirect observation using PLS. In C. Fornell (Ed.), *A second generation of multivariate analysis, pp.1* (pp. 325–347). New York: Praeger Publishers.
- Wold, H. (1985). Systems analysis by partial least squares. In P. Nijkamp, H. Leitner, & N. Wrigley (Eds.), *Measuring the unmeasurable* (pp. 221–251). Dordrecht: Martinus Nijhoff Publishers.