

UNIVERSIDAD DE CÓRDOBA



Programa de Doctorado Interuniversitario Dinámica de Flujos
Biogeoquímicos y su Aplicación

CARACTERIZACIÓN MULTIFRACTAL DE VARIABLES TÉRMICAS VALIDADAS
EN ANDALUCÍA Y SUS APLICACIONES

MULTIFRACTAL CHARACTERIZATION OF VALIDATED THERMAL VARIABLES
IN ANDALUSIA AND ITS APPLICATIONS

Autor de la Tesis: Pascual Herrera Grimaldi

Directores:

Amanda Penélope García Marín

Javier Estévez Gualda

Córdoba, Marzo 2020

TITULO: *Caracterización multifractal de variables térmicas validadas en Andalucía y sus aplicaciones*

AUTOR: *Pascual Herrera Grimaldi*

© Edita: UCOPress. 2020
Campus de Rabanales
Ctra. Nacional IV, Km. 396 A
14071 Córdoba

<https://www.uco.es/ucopress/index.php/es/>
ucopress@uco.es



TÍTULO DE LA TESIS: CARACTERIZACIÓN MULTIFRACTAL DE VARIABLES TÉRMICAS VALIDADAS EN ANDALUCÍA Y SUS APLICACIONES

DOCTORANDO: PASCUAL HERRERA GRIMALDI

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

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

La variabilidad espacio-temporal de los procesos hidrológicos se ve influenciada por el calentamiento global. El análisis histórico de series temporales existentes y su caracterización multi-escalar podría conducir al desarrollo de herramientas de predicción fiables para su pronóstico, permitiendo un uso más eficiente de los recursos. Se pretendía como objetivo principal de esta tesis doctoral profundizar en el conocimiento de variables térmicas diarias mediante el análisis detallado de las características espacio-temporales, de los patrones y de las tendencias de series históricas de temperatura diaria en Andalucía a partir de series históricas de temperatura y mediante análisis multifractal. Las tareas principales llevadas a cabo para alcanzar dicho objetivo incluyen la validación de las series históricas de datos de temperatura disponibles, su análisis de tendencias y puntos de cambio, el análisis multifractal de las series históricas de amplitud térmica diaria en Andalucía y estudio de la zonificación de la variable anterior mediante análisis regional basado en parámetros multifractales. Los resultados obtenidos quedan reflejados en esta Tesis doctoral y en las publicaciones derivadas de la misma hasta el momento:

1. **Herrera-Grimaldi, P.**, García-Marín, A.P., Ayuso- Muñoz, J.L., Flammini, A., Morbidelli, R., Ayuso-Ruiz, J.L. 2018. Detection of trends and break points in temperature: the case of Umbria (Italy) and Guadalquivir Valley (Spain). Acta Geophysica. DOI 10.1007/s11600-018-0118-1
2. **Herrera-Grimaldi, P.**, García-Marín, A.P., Estévez, J., 2019. Multifractal analysis of diurnal temperature range over Southern Spain using validated datasets. Chaos, 29(6), 062105.

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

Córdoba, 5 de marzo de 2020

Firma de los directores

Fdo.: Amanda P. García Mrín

Fdo.: Javier Estévez Gualda

María, te la dedico

Agradecimientos

Tras la realización de la tesis solo me queda dar las gracias. Gracias a todas las personas que, con su ayuda, paciencia, ánimos y algún gesto han hecho posible que el esfuerzo haya llegado a buen puerto.

En primer lugar, a mis directores, Amanda y Javier. Daros las gracias por el esfuerzo, por la paciencia, en ocasiones infinita, y por apostar por mí aun cuando las condiciones no fueron las mejores.

A mis amigos, por animarme a conseguir mis metas, siempre a mi lado.

A mis hermanos y mis padres, por su apoyo y cariño en todo momento. Sin olvidar a las nuevas incorporaciones, mis sobrinas, *Lola*, *Valentina* y *Abril*.

Y como no, a mi pareja, *Tatiana*. Compañera incondicional en este camino... gracias por hacerme reír incluso de mí mismo, por hacerme ver lo que realmente es importante y demostrarme que todo es más sencillo cuando confías en alguien. Siempre juntos.

ÍNDICE GENERAL

RESUMEN	VII
ABSTRACT	IX
1. INTRODUCCIÓN	1
2. OBJETIVOS	9
3. FUNDAMENTOS TEÓRICOS	11
3.1. Control de calidad y validación de series térmicas	11
3.1.1. Test de rango	12
3.1.2. Test de salto térmico.....	13
3.1.3. Test de consistencia interna.....	13
3.1.4. Test de persistencia o de consistencia de series temporales.....	13
3.2. Caracterización de procesos multifractales	15
3.2.1. Formalismo multifractal de turbulencia	15
3.2.2. Espectro multifractal.....	16
3.3. Análisis regional de frecuencias	19
3.3.1. Filtrado de datos	20
3.3.2. Formación de regiones.....	21
3.3.3. Identificación de las regiones homogéneas	22
3.3.4. Selección de la función de distribución regional.....	23
3.3.5. Estimación de la distribución de frecuencias	24
3.4. Análisis de tendencias y homogeneidad de las series	25
3.4.1. Análisis de tendencias	25
3.4.2. Análisis de homogeneidad de las series	26
4. FUENTE DE DATOS	29
4.1. Andalucía	29
4.2. Región de Umbría	39

5. APLICACIÓN Y RESULTADOS	41
5.1. Control de calidad y validación de datos	41
5.1.1. Conclusiones.....	44
5.2. Análisis multifractal del rango térmico diario	45
5.2.1. Formalismo multifractal de turbulencia	45
5.2.2. Espectro multifractal.....	53
5.2.3. Conclusiones.....	59
5.3. Análisis regional de frecuencias del rango térmico en Andalucía	61
5.3.1. Regionalización de las series de <i>DTR</i> diario	61
5.3.2. Regionalización de las series de <i>DTR</i> máximo anual.....	73
5.3.3. Conclusiones.....	82
5.4. Análisis de tendencias y puntos de cambio	84
5.4.1. Análisis de tendencias	85
5.4.2. Análisis de los puntos de cambio	93
5.4.3. Conclusiones.....	98
6. CONCLUSIONES GENERALES	101
7. REFERENCIAS	103
8. PUBLICACIONES DERIVADAS DE LA TESIS DOCTORAL	123

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 4.1.	Localización geográfica de la región y distribución de las estaciones meteorológicas analizadas.	30
Figura 4.2.	Ubicación de la región de Umbría en Italia central y distribución de las estaciones meteorológicas analizadas.	39
Figura 5.1.	Gráfica doble logarítmica de los q^{th} momentos de la intensidad de DTR ($\epsilon\lambda$) para las escalas temporales de 1 día ($\lambda=32.768$) a 32.768 días (casi 90 años $\lambda=1$) frente al ratio de escala λ para todas las localizaciones.	45
Figura 5.2.	Intervalos temporales para los que la variable DTR muestra invarianza de escala.	46
Figura 5.3.	Función exponente escaladora de momento $K(q)$ para los dos ejemplos anteriores, indicándose en ambos casos q_{crit} y γ_{max}	46
Figura 5.4.	Distribución de valores de q_{crit} obtenidos.	47
Figura 5.5.	Distribución de frecuencias relativas de la variable DTR para dos localizaciones, Faro de Adra (Almería) y Almedinilla (Córdoba), con valores distintos para la variable γ_{max}	48
Figura 5.6.	Mapa de distribución de los valores de γ_{max} en Andalucía.	49
Figura 5.7.	Variación de la variable γ_{max} promediada por provincia.	53
Figura 5.8.	Función de la dimensión fractal generalizada Dq para las estaciones 6277A (Faro de Adra, Almería) y 5403 (Almedinilla, Córdoba).	54
Figura 5.9.	Espectro multifractal $f(\alpha)$ para las estaciones 6277A (Faro De Adra - Almería) y 5403 (Almedinilla - Córdoba).	58
Figura 5.10.	Estaciones discordantes de DTR para la región formada por las 192 estaciones en los dos primeros análisis de discordancia.	67
Figura 5.11.	Estaciones discordantes en Andalucía para la variable DTR diario para una única región de 192 estaciones.	68
Figura 5.12.	Estaciones discordantes en Andalucía para la variable DTR sobre el mapa de usos y cobertura de suelo.	69
Figura 5.13.	Estaciones discordantes en de DTR para D_1 , D_2 y MD	71
Figura 5.14.	Estaciones discordantes del clúster formado mediante la variable γ_{max}	73
Figura 5.15.	Estaciones discordantes para el DTR máximo anual para la región de 192 estaciones.	80

INDICE DE FIGURAS

Figura 5.16.	Estaciones discordantes de <i>DTR</i> para <i>MD</i>	81
Figura 5.17.	Estaciones discordantes de <i>DTR</i> máxima para γ_{max}	82
Figura 5.18.	Localización del Valle del Guadalquivir en Andalucía (Sur de España) y las nueve estaciones meteorológicas consideradas.	84
Figura 5.19.	Valores con tendencia significancia ($^{\circ}\text{C}/\text{década}$) en Spoleto para las temperaturas medias anuales y mensuales (Julio, Agosto y Octubre).	87
Figura 5.20.	Valores con tendencia significancia ($^{\circ}\text{C}/\text{década}$) en Gubbio para las temperaturas medias anuales y mensuales (Junio, Julio, y Septiembre).	88
Figura 5.21.	Valores con tendencia significancia ($^{\circ}\text{C}/\text{década}$) en Andújar para las temperaturas medias anuales y mensuales (Junio, Julio y Agosto).	91
Figura 5.22.	Valores con tendencia significancia ($^{\circ}\text{C}/\text{década}$) en Sevilla para las temperaturas medias anuales y mensuales (Junio, Julio y Agosto).	92
Figura 5.23.	Puntos de cambio detectados por las pruebas Pettitt y <i>SNH</i> para Sevilla (Valle del Guadalquivir).	97

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 4.1.	Información detallada de las estaciones meteorológicas analizadas en Andalucía (España). Nota: Latitud y Longitud (grados, minutos y segundos), E: Elevación, AL: Almería, CA: Cádiz, CO: Córdoba, GR: Granada, HU: Huelva, JA: Jaén, MA: Málaga, SE: Sevilla.	30
Tabla 4.2.	Información detallada de las estaciones analizadas en la región de Umbría (Italia).....	40
Tabla 5.1.	Porcentaje de datos meteorológicos marcados por los test de control de calidad. En cada celda: porcentaje promedio (valor máximo). Nota: AL: Almería, CÁ: Cádiz, CÓ: Córdoba, GR: Granada, HU: Huelva, JA: Jaén, MA: Málaga, SE: Sevilla, Tx: temperatura máxima diaria y Tn: temperatura mínima diaria.	41
Tabla 5.2.	Valores de efemérides para la Comunidad Autónoma de Andalucía para la temperatura máxima y mínima. (AEMET, 2017).....	42
Tabla 5.3.	Caracterización de la función exponente escaladora de momentos para $q=0$, y los valores de γ_{max} para cada estación analizada.	50
Tabla 5.4.	Valores de las variables D_I y MD para cada estación.....	55
Tabla 5.5.	Valores de los Momentos-L para la variable DTR diario de las estaciones analizadas en Andalucía.....	61
Tabla 5.6.	Valores de los Momentos-L de la variable DTR máximo anual de las estaciones analizadas en Andalucía.	74
Tabla 5.7.	Características de las estaciones del Valle del Guadalquivir analizadas. Nota: C.E. Código Estación.	84
Tabla 5.8.	Índices de temperatura analizados.	85
Tabla 5.9.	Valores de tendencia significativas ($^{\circ}C/década$) para la región de Umbría.	85
Tabla 5.10.	Valores de tendencia significativas ($^{\circ}C/década$) para el Valle del Guadalquivir. Nota: A: Anual.....	90
Tabla 5.11.	Puntos de cambio detectados por los test de Pettitt y SHN (año $Pettitt$ /año $SNHT$) para la región de Umbría. Nota: A: Anual.....	94
Tabla 5.12.	Puntos de cambio detectados por los test de Pettitt y SHN (año $Pettitt$ /año $SNHT$) para el Valle del Guadalquivir. Nota: A: Anual.	95

RESUMEN

Esta tesis doctoral analiza variables térmicas desde distintas perspectivas para profundizar en el conocimiento detallado de su comportamiento en la Comunidad Autónoma de Andalucía, centrándose especialmente en el rango térmico diario (DTR, del inglés *Diurnal Temperature Range*), definido como la diferencia diaria entre la temperatura máxima y mínima del aire.

Para ello se ha trabajado con datos de temperatura máxima y mínima distribuidos por la región antes mencionada. En primer lugar, se ha llevado a cabo un control de calidad de las series de datos, como requisito básico para obtener resultados verosímiles y de confianza. Para ello se han aplicado distintos procedimientos de validación que permiten detectar registros erróneos y/o sospechosos y, en su caso, descartarlos.

En una segunda fase se han obtenido las características multifractales de las series resultantes tras el proceso de validación, con el objetivo de analizar la naturaleza multiescalar de la variable. Para ello se han aplicado dos formalismos multifractales, declarando ambos al rango térmico diario como variable multifractal, con un comportamiento diferencial entre distintas zonas de Andalucía. Además, se han obtenido distintos intervalos temporales para los cuales la variable ha mostrado invarianza de escala.

Posteriormente, se ha aplicado la metodología del análisis regional de frecuencias (ARF) para estudiar la distribución espacial de la variable. Tanto la variable *DTR* diario, como el *DTR* máximo anual, no siguen patrones homogéneos en Andalucía.

Finalmente, en base a los resultados anteriores y para profundizar en la caracterización térmica, se ha llevado a cabo un análisis de tendencias y homogeneidad de diversas series de temperatura en distintas zonas geográficas de clima mediterráneo, donde en general, se han obtenido tendencias positivas. La mayoría de los puntos de cambio detectados en las series analizadas tuvieron lugar en los primeros años de la década de los 80 y la primera mitad de los 90, del pasado siglo.

ABSTRACT

This PhD thesis analyses thermal variables from different perspectives to deepen on the detailed knowledge of their behaviour in the Autonomous Community of Andalusia, focusing specially on the Diurnal Temperature Range (DTR), defined as the difference between the maximum and minimum daily air temperature.

For this, we have worked with maximum and minimum temperature data distributed by the region. Firstly, a quality control of the temperature data series has been carried out, as a basic requirement to obtain credible and reliable results. For this, different validation procedures have been applied that allow detecting suspicious/erroneous records and discarding them, if applicable.

In a second phase, the multifractals characteristics of the resulting series after the validation process have been analysed, with the aim of studying the multiscale nature of the variable. For this, two multifractals formalisms have been applied, both declaring the daily thermal range as a multifractal variable, with a differential behaviour between different areas of Andalusia. In addition, different time intervals have been obtained for which the variable has shown scale invariance.

Subsequently, the regional frequency analysis methodology has been applied to study the spatial distribution of the variable. Both the daily DTR variable and the maximum annual DTR do not follow homogeneous patterns in Andalusia.

Finally, based on the previous results and to deepen in the thermal characterization, an analysis of trends and homogeneity of various temperature series has been carried out in different geographical areas of the Mediterranean climate, where in general, positive trends have been obtained. Most of the break points detected in the analysed series took place in the first years of the 80s and the first half of the 90s of the last century.

1. INTRODUCCIÓN

La temperatura, junto con la precipitación y la nieve son componentes básicos del balance de energía de la Tierra (Barnett et al., 2005, Feng y Zou, 2019). Pequeños cambios en estas variables provocan importantes impactos a escala de cuenca hidrográfica, estando estas consideradas como las más afectadas por el cambio climático (Wang et al., 2014, Zarenistanak et al., 2015, Faiz et al., 2018).

Centrando la atención en la temperatura y su derivada rango térmico diario (en adelante, *DTR*, del inglés *Diurnal Temperature Range*), definida como la diferencia entre la temperatura máxima y mínima del día, es importante destacar la gran importancia de estas variables en el sistema climático, ya que los cambios en sus patrones pueden afectar a la salud humana, ecosistemas, plantas, animales o sistemas de energía renovable (Ebi y O'Neill, 2008), y por ende a los recursos agrícolas, ganaderos, industriales, turísticos y energéticos (Sayemuzzaman et al., 2014).

De acuerdo con el quinto informe de evaluación del Grupo Intergubernamental de Expertos sobre el Cambio Climático (IPCC, del inglés *Intergovernmental Panel on Climate Change*), a nivel global la temperatura promediada de la superficie terrestre y del océano mostró un incremento de 0,85 [0,65 a 1,06]°C durante el periodo 1880 y 2012. Además, las tres últimas décadas han sido sucesivamente las más cálidas desde 1850, afirmándose que, en el hemisferio norte, donde la evaluación es posible dada la mayor cantidad de información disponible, el periodo comprendido entre 1983 y 2012 corresponde a los 30 años más cálidos de los últimos 800 años, y probablemente de los últimos 1400 años (IPCC, 2014).

El calentamiento del sistema climático es inequívoco, y la huella humana es clara. En las últimas décadas se han observado cambios en el sistema terrestre, como el aumento de la temperatura de la atmósfera y del océano, la disminución de la cantidad de nieve y hielo, o el aumento del nivel del mar (IPCC, 2014). Estos cambios, que se distribuyen de manera desigual en el planeta, causan impactos negativos en los sistemas naturales, climáticos y humanos (IPCC, 2007, 2014, Giorgi y Lionello, 2008), lo que revela la sensibilidad de estos sistemas al cambio climático.

Estos procesos y sus impactos están siendo analizados en todo el mundo, entre los que destacan fenómenos de sequías e inundaciones (King et al., 2017, Park et al., 2018, Bloeschl et al., 2019, Sridhar et al., 2019), alteración de los ecosistemas forestales (Izuta, 2019, Haider et al., 2019), meteorología extrema (Mitchell et al., 2016, Risser y Wehner, 2017, Emanuel, 2017, Gutmann et al., 2018, Pant y Cha, 2019), entre otros. Además, se espera que el cambio climático amplifique los riesgos existentes y cree nuevos riesgos para los sistemas naturales y humanos (IPCC, 2014).

INTRODUCCIÓN

La estabilización de la temperatura a nivel global no implicaría la estabilización del sistema climático, de los cambios en los ecosistemas, del carbono del suelo, de las capas de hielo, de las temperaturas oceánicas o del aumento del nivel del mar, ya que cada proceso tiene asociado sus propias escalas temporales, que podrían durar de cientos a miles de años (IPCC, 2014).

El cambio climático ha sido analizado a distintas escalas espaciotemporales. En general, todas coinciden con un aumento de la temperatura media de la superficie terrestre (Kadioglu, 1997, Trenberth y Jones, 2007, Galdies, 2012). En España, se han obtenido resultados similares en referencia a esta variable (Martin et al., 2012, Del Rio et al., 2011, 2012, Bilbao et al., 2019). Aun así, esta variable no es considerada un buen indicador de cambio climático, ya que no es capaz de reflejar las complicadas variaciones del clima. De hecho, las tendencias en la temperatura media en la superficie terrestre en ocasiones son debidas a variaciones en las temperaturas máximas y mínimas diarias (Braganza et al., 2004, Sun et al., 2006). Es por ese hecho, por lo que en las últimas décadas el estudio detallado del rango térmico diario ha tomado una mayor importancia.

De acuerdo con algunos autores (Dai et al., 1999, Braganza et al., 2004, Wang et al., 2014, Shen et al., 2014, Fernandez-Montes et al., 2014), el *DTR* se considera mejor indicador por su capacidad de cuantificar el cambio climático, debido a su sensibilidad a los cambios de energía radiativa.

Las tendencias del *DTR* han sido analizadas también a distintas escalas espaciales, desde regionales (Karl et al., 1984, 1986, Weber et al., 1994, Jones, 1995, Salinger, 1995, Sun et al., 2006, Makowski et al., 2008, Wu, 2010, Qu et al., 2014, Shen et al., 2014, Damborska et al., 2016, Herrera-Grimaldi et al., 2018, 2019, Xue et al., 2019, Bilbao et al., 2019), a globales (Karl et al., 1993, Easterling et al., 1997, Stone y Weaver, 2002, Braganza et al., 2004, Vose et al., 2005, Wild et al., 2007), relacionadas con otras variables (Karl et al., 1986, Gallo et al., 1996, Dai et al., 1999, Makowski et al., 2009, Zhou et al., 2010, Shen et al., 2014), así como con influencia antrópica (Plantico et al., 1990, Balling y Idso, 1991, Collatz et al., 2000, Zhou et al., 2010).

Está ampliamente aceptado que el *DTR* ha decrecido en los últimos 50 años en la mayor parte del mundo (Karl et al., 1993, Easterling et al., 1997, Stone y Weaver, 2002, Braganza et al., 2004, Liu et al., 2004, Vose et al., 2005, Alexander et al., 2006, Bilbao et al., 2019), generalmente asociado a un mayor incremento en la temperatura mínima que en la temperatura máxima. En cambio, este comportamiento no es igual en todas las zonas. Así, por ejemplo, en la India el *DTR* ha experimentado un incremento en las últimas décadas (Kumar et al., 1994, Rai et al., 2012), a causa de un mayor incremento de la temperatura máxima que la mínima. Este mismo comportamiento de la variable se puede observar en los resultados publicados en distintos artículos referentes a España

(Morales et al., 2005, Del Rio et al., 2007, 2012, El Kenawy et al., 2013). Otros autores han concluido que el *DTR* se mantiene relativamente estable en otras zonas de España, es decir, el incremento en temperatura máxima y mínima es similar (Pinol et al., 1998, Horcas et al., 2001, Brunet et al., 2006, 2007). Por tanto, se observa que el *DTR* exhibe variaciones tanto en el espacio como en el tiempo (Qu et al., 2014).

También se ha observado que la variable *DTR* muestra un comportamiento distinto dependiendo de la localización del lugar de medida, diferenciando entre zonas rurales o con influencia de los núcleos urbanos (Esteban-Parra et al., 1995, Bilbao et al., 2019). Se ha relacionado con otras variables como la precipitación, radiación solar, nubosidad o humedad del suelo (Dai et al., 1999, Wang et al., 2014, Shen et al., 2014). Otros autores relacionan estos cambios del *DTR* a fenómenos atmosféricos como el Índice de Oscilación Ibérica (*IOI*, del inglés *Iberian Oscillation Index*), a la temperatura de la superficie del mar ibérico (*ISST*, del inglés *Iberian Sea Surface Temperature*) (Rodríguez-Puebla et al., 2002), a las condiciones de bloqueo, subsidencia y estabilidad sobre la superficie del mar Mediterráneo (Xoplaki et al., 2003, 2006) o al régimen de la Oscilación del Atlántico Norte (*NAO*, del inglés *North Atlantic Oscillation*) sobre el mediterráneo (Wang et al., 2011).

Por último, autores como Roman, (2014) y Bilbao et al., (2015, 2019) vinculan el comportamiento de esta variable a los periodos de oscurecimiento y brillo global. En este sentido, el aumento de la concentración de los aerosoles en la atmósfera contribuyó a disminuir la radiación solar que recibía la superficie, fenómeno que se conoce como “oscurecimiento global” o “*global dimming*” (Stanhill y Cohen, 2001). A partir de 1980, debido a la disminución de aerosoles en la atmósfera, la radiación solar incidente aumentó, fenómeno que se conoce como “brillo global” o “*global brightening*” (Wild et al., 2005), que afectó también entre otras zonas del mundo a la Península Ibérica (Sanchez-Lorenzo et al., 2007, 2013, Mateos et al., 2014).

En este contexto, el mediterráneo es considerado como una de las regiones más sensibles al cambio climático, caracterizado por grandes contrastes topográficos y una alta variabilidad climática. Aun así, la información meteorológica disponible a escala local es escasa (Bilbao et al., 2019). No obstante, en el caso concreto de España, existen registros de observaciones en algunas zonas que datan de 1869, año donde se comenzó la obtención de los primeros datos oficiales en el país (Brunet et al., 2006).

Sin embargo, unido a la variabilidad natural de las variables, las series de registros de corta longitud dificultan una adecuada representación de las tendencias climáticas a largo plazo (IPCC, 2014). La escasez de datos meteorológicos accesibles (Folland et al., 2001), la presencia de bases de datos degradadas (El Kenawy et al., 2013) o las limitaciones institucionales y financieras para la mejora de las bases de datos (Eischeid et al., 2000),

INTRODUCCIÓN

obstaculizan el conocimiento del clima y por tanto la comprensión de los cambios observados. Para ello, disponer de bases de datos con suficiente longitud y de alta calidad son requisitos indispensables para asegurar la verosimilitud en los resultados de cualquier estudio climático, especialmente de aquellos encaminados a analizar la variabilidad climática, las predicciones o el cambio climático (Eischeid et al., 2000, Brunet et al., 2006, Estevez et al., 2011).

Al utilizar series de datos cortas, fragmentadas y no validadas, existe el riesgo de alterar significativamente la magnitud y señal de las tendencias climáticas, introduciendo ruido en el análisis de cambios climáticos (Peterson y Vose, 1997). Por tanto, el control de la calidad de los datos es un paso esencial en cualquier análisis, que permite detectar y eliminar los datos incorrectos de las series (Feng et al., 2004), asegurando que la información ha sido apropiadamente generada y detectando problemas que requieran atención (Estevez et al., 2016).

Por otro lado, el análisis regional de frecuencias (ARF), introducido por Hosking y Wallis, (1997), surge como un interesante método que permite aumentar la cantidad de datos disponibles, tomando datos de otros lugares cuya función de distribución probabilística es semejante, es decir, solventa el problema de la escasez de datos en el tiempo con su abundancia en el espacio, permitiendo por tanto obtener mejores resultados y conclusiones de los análisis.

El ARF ha sido ampliamente utilizado en el análisis de procesos hidrológicos y variables meteorológicas, como inundaciones (Ouarda et al., 2001, 2008, Zhang y Hall, 2004, Hussain y Pasha, 2009, Bhuyan et al., 2010, Durocher et al., 2018, Lauro et al., 2018), sequías (Modarres, 2010, Santos et al., 2011, Zhang et al., 2015, Ghosh y Srinivasan, 2016, Kaluba et al., 2017, Abdi et al., 2017), precipitación (Norbiato et al., 2007, Wallis et al., 2007, Garcia-Marin et al., 2011, 2015a, 2015b, Medina-Cobo et al., 2017, Darwish et al., 2018, Sung et al., 2018, Lopez et al., 2019), velocidad del viento (Modarres, 2008, Hong y Ye, 2014, Fawad et al., 2018, Campos y Soares, 2018), entre otros.

Otro aspecto importante a tener en cuenta en el análisis de los datos es la presencia o ausencia de inhomogeneidades. La falta de homogeneidad de los datos tiene multitud de orígenes. Autores como Mitchell, (1953), Jones et al., (1986), y Aguilar et al., (2003) sugieren que la mayoría de las observaciones meteorológicas han sido afectadas por factores no climáticos como cambios de localización de las estaciones, ambientes locales, exposición de los instrumentos, o prácticas de observación y procesado de datos. También ha sido asociada la presencia de inhomogeneidades a periodos de inestabilidad como por ejemplo a los debidos a conflictos bélicos, o a los cambios por el desarrollo urbano (Brunet et al., 2006). Además, se ha sugerido que los cambios en los usos del suelo, la

presencia de embalses o presas, provocan también inhomogeneidades en las series de datos (Dai et al., 1999).

Pero no todas las inhomogeneidades son debidas a factores no climáticos. La presencia de inhomogeneidades pueden ser resultado de cambios en el clima, como erupciones volcánicas, o cambios bruscos en la circulación de la atmósfera y de los océanos (Morozova y Valente, 2012). Así pues, todos estos factores pueden haber introducido cambios graduales o abruptos en las series de datos temporales (Brunet et al., 2006, Morozova y Valente, 2012), lo que hace necesario su localización, definición y cuantificación.

Los usos de la variable *DTR*, además de lo comentado anteriormente como variable de interés en el estudio del cambio climático, han aumentado en diversas áreas del saber. Uno de los usos más importantes de la variable en el área de la agricultura y gestión de los recursos hídricos, es como variable input en la estimación de la Evapotranspiración de Referencia (ET_0) y la Radiación Solar (R_s).

La ET_0 es uno de los principales componentes del ciclo hidrológico, y se define como la combinación de dos procesos por los que se pierde el agua, por un lado a través de la superficie del suelo por evaporación y por otro mediante transpiración del cultivo (Allen et al., 1998). A diferencia de la temperatura y la precipitación, ampliamente medidas en todo el mundo (Zarenistanak et al., 2015), la ET_0 o la R_s están disponibles solo en algunas bases de datos. Por ejemplo, en referencia a la variable R_s en España, la Agencia Estatal de Meteorología (AEMET) solo dispone de 59 estaciones meteorológicas repartidas por todo el territorio que tomen medidas de esta variable (Sancho-Ávila, 2012). Una situación similar sucede en los Estados Unidos, donde la ratio de estaciones que miden R_s en relación con las que miden temperatura es de 1:100, siendo aún menor a escala global, 1:500 (Thornton y Running, 1999). Dada la escasez de estos datos, algunos autores han propuesto distintos modelos empíricos y semi-empíricos para la estimación de estas variables (Hargreaves y Samani, 1982, Hargreaves, 1994, Allen, 1995, Goodin et al., 1999, Samani, 2000, Annandale et al., 2002, Mahmood y Hubbard, 2002, Trajkovic, 2007, Estevez et al., 2012, Tabari et al., 2013). Todos estos modelos tienen en común el uso del *DTR* como variable de entrada.

En el área de la medicina, recientes estudios asocian la variable *DTR* con nacimientos prematuros (Wu et al., 2019). Otros estudios han demostrado que altos valores de *DTR* pueden conducir a peores condiciones de salud humana (Yackerson et al., 2008, Zhou et al., 2014, Zhang, 2017). En el campo de la energía se ha analizado el efecto del *DTR* sobre el rendimiento de las chimeneas solares de las plantas de energía (Zhou et al., 2017), o el uso del *DTR* en los sistemas de almacenamiento de energía termal (Hirano, 1997).

Además, la Organización Meteorológica Mundial (*WMO*, del inglés *World Meteorological Organization*) destacó la importancia de la variable *DTR* en el análisis climático en tiempo real, en los sistemas de predicción de alertas u operaciones dependientes del clima en la hidrología o en la meteorología agrícolas (*WMO*, 2008), y de manera indirecta para otras aplicaciones como son la evaluación del riesgo, programación de riegos, diseño hidráulico o como variable de entrada en modelos hídricos y de cambio climático (Hansen et al., 1990, Stockle et al., 2003, Younes et al., 2005, Rivington et al., 2005).

Por tanto, las variables meteorológicas, y entre ellas el *DTR*, además de presentar una amplia variedad de usos y aplicaciones necesarias en la vida cotidiana, es de vital importancia para entender los posibles cambios futuros del sistema climático.

Aun así, es necesario tener en cuenta que el sistema climático está compuesto por multitud de procesos que muestran distintas escalas espacio-temporales. Ciertas variables climáticas, analizadas a partir de series de datos observados, exhiben un comportamiento autosimilar para distintas escalas temporales (Feng et al., 2010, Gao y Fu, 2013) y/o espaciales (Selvam, 2011), lo que se conoce como comportamiento fractal (Feng et al., 2010).

Las variables climáticas, entre ellas el *DTR*, están gobernadas por complejos procesos físicos (Lana et al., 2015). La temperatura del aire en la superficie, como ha quedado expuesto, es uno de los indicadores fundamentales de las fluctuaciones y cambios en el sistema climático, y muestra naturaleza fractal, presentando una estructura autosimilar para un amplio rango de escalas temporales (Feng et al., 2009). Además, se considera junto a la velocidad del viento, por su complejo y heterogéneo comportamiento, como candidatas para ser variables multifractales, es decir, variables que no están bien definidas por una única dimensión fractal (Tuck y Hovde, 1999), siendo necesario en estos casos considerar un conjunto de dimensiones fractales (Mandelbrot, 1974).

Varios autores como Jimenez-Hornero et al., (2011), Burgueno et al., (2014), Kalamaras et al., (2017), Krzyszczak et al., (2017), proponen el análisis multifractal como una herramienta eficiente para estudiar y definir la estructura temporal de las variables climáticas. Con este propósito, existen diversas aproximaciones multifractales, como el formalismo multifractal de turbulencia (Schertzer y Lovejoy, 1987), el método de fluctuación multifractal sin tendencia (del inglés *multifractal detrended fluctuation*) (Kantelhardt et al., 2002), el método de aproximación multifractal conjunta (del inglés *joint multifractal approach*) (Meneveau et al., 1990) y el formalismo del *strange attractor* (Hentschel y Procaccia, 1983), entre otros.

En las últimas décadas, los estudios realizados en esta materia han indicado la naturaleza multifractal de distintas variables y procesos físicos y meteorológicos, como la cobertura

de nubes (Weidauer et al., 2010), precipitación (Garcia-Marin et al., 2008, 2013, Garcia-Marin et al., 2015a, Lovejoy et al., 2012, Baranowski et al., 2015), velocidad del viento (Kavasseri y Nagarajan, 2005, Garcia-Marin et al., 2013, Baranowski et al., 2015, Laib et al., 2018), temperatura del aire (Mali, 2015, Baranowski et al., 2015, Kalamaras et al., 2017, Herrera-Grimaldi et al., 2019, Garcia-Marin et al., 2019), concentración de ozono (Jimenez-Hornero et al., 2010, Pavon-Dominguez et al., 2015) o la nieve (Raupach et al., 2017), entre otros.

2. OBJETIVOS

El principal objetivo de esta tesis doctoral es el análisis detallado de las características espacio-temporales, de los patrones y de las tendencias de la amplitud térmica diaria en Andalucía a partir de series históricas de temperatura.

De forma más detallada, los objetivos específicos planteados son:

- I. La validación de las series históricas de datos de temperatura disponibles.
- II. El análisis multifractal de las series históricas de amplitud térmica diaria en Andalucía.
- III. La zonificación de la amplitud térmica diaria en Andalucía mediante análisis regional basado en parámetros multifractales.
- IV. El análisis de tendencias y puntos de cambio de algunas de las series de temperatura disponibles

3. FUNDAMENTOS TEÓRICOS

3.1. Control de calidad y validación de series térmicas

El control de la calidad de los datos meteorológicos constituye un requisito previo esencial en cualquier análisis o estudio, que garantiza la verosimilitud y fiabilidad de los resultados.

En el presente trabajo se diferenciaron tres etapas claras en el procedimiento seguido. La primera etapa fue comprobar que la estructura de la base de datos era la adecuada, que las variables habían sido medidas adecuadamente, y la presencia de huecos o blancos. Aquellos registros que no cumplieron esta condición fueron descartados para los próximos análisis.

Posteriormente, se aplicó un análisis automático, compuesto por distintos algoritmos que analizaban las series temporales de datos por distintas vías. En ocasiones, sin embargo, este análisis no es capaz de reconocer problemas sutiles en las observaciones meteorológicas, como derivas del sensor, o datos indebidamente marcados, como resultado de fenómenos o eventos extremos (Shafer et al., 2000), dando paso a la última etapa del procedimiento.

Etapas fundamentales en el control de calidad y validación de los datos, es el análisis o inspección manual, que debe ser llevado a cabo por un técnico bien entrenado o meteorólogo, que ayude a identificar problemas en la base de datos climáticas. Métodos comunes de inspección visual son el monitoreo de datos reales, el mapeo de valores extremos o acumulados totales durante el periodo de interés, la representación mediante gráficos de las series temporales para un parámetro y lugar determinado o análisis de largo plazo como la técnica de la “doble masa” (Allen et al., 1998). Dependiendo de la longitud de las series disponibles, del personal cualificado y de la infraestructura de la red en sí misma, algunos métodos son más adecuados que otros.

Para el caso específico de la temperatura, los algoritmos recomendados, y por tanto aplicados en este trabajo fueron: test de rango (fijo y dinámico), test de salto térmico, test de consistencia interna y test de persistencia. Los datos meteorológicos que no pasaban el test de rango fijo fueron marcados como erróneos. Los datos detectados por los otros test fueron marcados como sospechosos y finalmente validados mediante inspección manual (Estevez et al., 2018).

3.1.1. Test de rango

Los test de rango se fundamentan en que la observación de la variable registrada debe de estar dentro de un rango previamente definido. Estos rangos están basados en la combinación de las especificaciones técnicas de cada sensor, y de los extremos físicos-climáticos para cada localización y variable. Los límites dinámicos de las diferentes variables meteorológicas dependerán de las condiciones meteorológicas específicas del lugar donde se sitúan las estaciones meteorológicas y de la estación del año. Por tanto, los datos medidos deben estar dentro de este umbral para ser considerados válidos (Reek et al., 1992, Meek y Hatfield, 1994, Shafer et al., 2000, Feng et al., 2004). Así, se diferencian el test de rango fijo y el test de rango variable.

El test de rango fijo compara el valor de una variable meteorológica con un intervalo extremo establecido. Shafer et al., (2000) proponen la siguiente comprobación:

$$-30 < T (^{\circ}C) < 50 \quad (1)$$

Las características técnicas de los sensores de medición, en este caso de la variable temperatura suponen otro límite máximo y mínimo fijo (Estevez et al., 2011):

$$-39.2 < T (^{\circ}C) < 60 \quad (2)$$

Todas las observaciones registradas fuera de este rango son marcadas directamente como erróneas, y no serán validadas por los siguientes test, descartándose por tanto dichos registros para los siguientes análisis.

El test de rango variable, en cambio, está definido por los límites dinámicos para cada variable meteorológica, basados en efemérides o valores extremos alcanzados para cada localización, o en los límites teóricos posibles (por ejemplo, radiación solar o humedad relativa). Los valores extremos superiores e inferiores de la variable temperatura usados en este test fueron obtenidos de la Agencia Estatal de Meteorología de España, el 19 septiembre de 2016 en su base de datos online actualizada [http://www.aemet.es/es/serviciosclimaticos/datosclimatologicos/efemerides_extremos?w=0&k=and&datos=img]. Los datos marcados por el test de rango dinámico son etiquetados como sospechosos y se verifican posteriormente mediante inspección manual. Si un dato sospechoso (potencial *outlier*) es verificado favorablemente, es almacenado como nuevo valor extremo para la localización correspondiente.

3.1.2. Test de salto térmico

El test comprueba que la diferencia entre temperatura máxima (T_{max}) y mínima (T_{min}) no supera un valor umbral predefinido. En este caso, la temperatura máxima y mínima diaria fue validada por el test propuesto por Robinson, (1998), quien establece que la diferencia máxima admisible entre ambas temperaturas no debe de ser superior a los 30 °C:

$$T_{max} - T_{min} < 30 \quad (3)$$

3.1.3. Test de consistencia interna

Este test se basa en la premisa de que, para una misma o distintas variables meteorológicas, medidas en una misma localización y en un mismo momento, los registros deben de presentar consistencia unos con otros. Por tanto, se basa en la comprobación de la consistencia climatológica y/o física de cada parámetro observado, o en la relación entre dos variables medidas (Grüter et al., 2001).

Del mismo modo, su variación temporal también debe ser coherente. En caso contrario, ambas observaciones son marcadas como sospechosas. Por ejemplo, el valor medio de una variable debería ser inferior al máximo instantáneo de esa variable. En este sentido, Reek et al., (1992) y Feng et al., (2004) establecen que las temperaturas máximas y mínimas deben de cumplir las siguientes condiciones:

$$T_{max} > T_{min} \quad (4)$$

$$T_{max}(d) > T_{min}(d - 1) \quad (5)$$

$$T_{min}(d) \leq T_{max}(d - 1) \quad (6)$$

Otros autores utilizan comprobaciones basadas en las relaciones de las temperaturas con otras variables (no disponibles para este trabajo), como el uso de la depresión del punto de rocío, permitiendo la comprobación de ambos parámetros (Graybeal et al., 2004).

3.1.4. Test de persistencia o de consistencia de series temporales

Este test comprueba la variabilidad de las medidas. Debido a fallos en los sensores, la desviación estándar varía. Cuando un sensor falla, en ocasiones genera un valor constante, lo que hace disminuir la desviación estándar de los datos. Cuando el sensor no está operativo durante un periodo completo, la desviación estándar es cero. Por tanto, cuando la desviación estándar es menor a un valor mínimo aceptable, los datos correspondientes

son marcados como sospechosos. Debido a que el test de persistencia utiliza agregados estadísticos, lo cual no permite discernir sobre qué observación dentro del periodo temporal es la responsable de esa alerta, todos los datos de ese periodo son marcados como sospechosos. Meek y Hatfield, (1994), propusieron un test válido para las distintas variables excepto para la precipitación, basado en la observación de un mismo valor de registro en registros consecutivos durante un periodo de tiempo.

Una adaptación del test propuesto por Meek y Hatfield, (1994), ha sido aplicado en el presente trabajo, comprobando la existencia consecutiva de valores iguales durante 6 días:

$$T_{max}(d) \neq T_{max}(d - 1) \dots T_{max}(d - 6) \quad (7)$$

$$T_{min}(d) \neq T_{min}(d - 1) \dots T_{min}(d - 6) \quad (8)$$

La elección seis días consecutivos viene dada por la coexistencia de estaciones automáticas y manuales, por lo que la precisión en las mediciones no es homogénea.

3.2. Caracterización de procesos multifractales

La caracterización multifractal es una herramienta eficiente a la hora de describir la estructura de diversos fenómenos (Jimenez-Hornero et al., 2011). Para identificar la multifractalidad de un proceso, existen diversas metodologías, entre las que destacan las que se describen en los siguientes apartados.

3.2.1. Formalismo multifractal de turbulencia

El formalismo multifractal de turbulencia (Schertzer y Lovejoy, 1987) es uno de los más ampliamente usados en hidrología (Schertzer y Lovejoy, 1988, De Lima y Grasman, 1999, De Lima y De Lima, 2009, Garcia-Marin et al., 2013). La base teórica para aplicar esta aproximación multifractal es la asunción de que la variabilidad del proceso podría estar directamente modelada como un proceso estocástico de cascada turbulenta (o aleatorio) (Schertzer y Lovejoy, 1987, Gupta y Waymire, 1993, Over y Gupta, 1994, Lovejoy y Schertzer, 1995). Según esta metodología, el comportamiento multifractal de un proceso se analiza mediante el método del escalado de momentos estadísticos.

El escalado de momentos se describe en base a la función exponente escaladora de momentos $K(q)$ (Schertzer y Lovejoy, 1987), que satisface:

$$\langle \varepsilon_\lambda^q \rangle \approx \lambda^{K(q)} \quad (9)$$

Donde $\langle \varepsilon_\lambda^q \rangle$ es el q-ésimo momento conjunto del proceso para una resolución λ dada, siendo λ el cociente entre la longitud del conjunto de datos y un intervalo de tiempo cualquiera, y $K(q)$ es la llamada función exponente escaladora de momentos.

La función exponente escaladora de momentos $K(q)$, puede considerarse como una función característica del comportamiento fractal de un proceso (Svensson et al., 1996). Para procesos mono(fractales) (Mandelbrot, 1972), la representación gráfica de $K(q)$ frente a q es básicamente una línea recta. Si $K(q)$ es lineal a través del origen, la medida es autosimilar. Sin embargo, si la función exponente escaladora de momentos no es lineal, sino convexa, la medida es multifractal (Parisi y Frisch, 1985, Veneziano et al., 2006).

La intercepción de la sección lineal correspondiente en la función $K(q)$ es una estimación de $c(\gamma_{max})$ (De Lima y De Lima, 2009), siendo $c(\gamma)$ la función de codimensión del proceso, γ el orden de singularidad, y γ_{max} su valor máximo. La función $c(\gamma)$ describe el escalado de la distribución de probabilidad de la intensidad del proceso, e indica como los histogramas de dicho proceso cambian con la resolución (De Lima y Grasman, 1999). Ambas funciones multifractales están relacionadas mediante la función transformada de

Legendre (Parisi y Frisch, 1985), y establece una relación entre los órdenes de singularidad γ y los momentos estadísticos q :

$$K(q) = \max_{\gamma} \{q\gamma - c(\gamma)\} \quad (10)$$

$$c(\gamma) = \max_q \{\gamma q - K(q)\}. \quad (11)$$

La función empírica $K(q)$ muestra una sección lineal cuando los momentos q superan un valor crítico q_{crit} . γ_{max} es el mayor orden de singularidad presente en la muestra de datos (Schertzer y Lovejoy, 1987, Tessier et al., 1993, Lovejoy y Schertzer, 1995, De Lima y De Lima, 2009) y puede ser determinado por:

$$\gamma_{max} = \max(K'(q)). \quad (12)$$

El valor de la función $K(q)$ para $q = 0$ es igual a la codimensión C_s del proceso. A partir de este valor puede obtenerse el correspondiente a la dimensión fractal D , $D = 1 - C_s$.

3.2.2. Espectro multifractal

La dimensión fractal de un conjunto de datos se define como el exponente de escala D_0 :

$$N(r) = \frac{A}{r^{D_0}} \quad (r \rightarrow \infty) \quad (13)$$

Donde $N(r)$ es el número de cajas de longitud o tamaño r que son necesarias para cubrir el conjunto, y A es una constante (Mandelbrot, 1982, Feder, 1988). Supongamos un conjunto representado por un gran número de puntos. Si esos puntos están uniformemente distribuidos a través del conjunto, entonces la dimensión fractal caracteriza completamente la dimensión del conjunto. Si los puntos no están uniformemente distribuidos, es posible que la distribución de masas de los puntos varíe. Entonces, para una longitud r de caja dada, es posible identificar regiones con las mismas masas μ (Feeny, 2000). La masa puede ser estimada sin un tamaño de caja r definido, como $\mu_i = n_i/n$, donde n_i es el número de puntos en la caja, y n el total de puntos. Por tanto, la medida puede ser construida de la siguiente forma:

$$M_d(q, r) = \sum_{i=1}^N \mu_i^q r^d \quad (14)$$

Donde N es el número cajas que cubren el conjunto y $d = \tau q$ es conocido como el exponente de masa. Considerando $Z(q, r) = \sum_{i=1}^N \mu_i^q$ como la función de partición (Feder, 1988), entonces $Z(q, r) \sim r^{-\tau q}$ y, por lo tanto:

$$\tau_q = \lim_{r \rightarrow 0} \frac{\log Z(q, r)}{\log r} \quad (15)$$

τ_q es la función de partición, y puede ser obtenida como la pendiente del segmento lineal del gráfico doblemente logarítmico de $Z(q, r)$ frente a r . Para $q \gg 1$, el valor de $Z(q, r)$ está principalmente determinado por los valores altos de los datos, mientras la influencia de los valores bajos de los datos contribuye más a la función de partición para $q \ll -1$ (Kravchenko et al., 1999).

La función de dimensión fractal generalizada, D_q , para distintos valores de q se define como:

$$D_q = \lim_{r \rightarrow 0} \frac{\log Z(q, r)}{(q - 1) \log r} \quad (16)$$

Para $q \rightarrow 1$, la ecuación anterior se reduce a:

$$D_1 = \lim_{r \rightarrow 0} \frac{\sum_{i=1}^N \mu_i \log \mu_i}{\log r} \quad (17)$$

Las dimensiones fractales que más se utilizan para describir un proceso son D_0 , D_1 y D_2 . Así, D_0 es la dimensión fractal del conjunto sobre el que se realiza la medida. D_1 es la dimensión de información, que describe el grado de heterogeneidad en la distribución de la medida. Además, D_1 caracteriza la distribución e intensidad de singularidades con respecto a la media (Davis et al., 1994). Si D_1 se hace más pequeña, la distribución de las singularidades será dispersa. Por el contrario, si D_1 aumenta, las singularidades tendrán menor número de valores que presenten una distribución más uniforme. D_2 es la dimensión fractal de correlación, que está asociada a la función de correlación, y determina la distribución media de la medida (Grassberger, 1983, Grassberger y Procaccia, 1983). D_q es una función decreciente con respecto a q , para una medida distribuida multifractalmente, donde $D_0 > D_1 > D_2$ (Saa et al., 2007).

La relación entre la función de dimensión fractal generalizada (espectro de Rényi), D_q , y el espectro multifractal, $f(\alpha)$, siendo α el exponente de Lipschitz-Hölder (que cuantifica la fuerza de las singularidades medidas), viene dada por (Hentschel y Procaccia, 1983):

$$\tau_q = (q - 1)D_q \quad (18)$$

El espectro multifractal $f(\alpha)$ se puede obtener a través de la Ecuación 16 mediante la transformada de Legendre (Halsey et al., 1986) (Ecuaciones 19 y 20). El espectro tiene forma de parábola invertida para medidas multifractales. Para las medidas monofractales, el valor de α es idéntico para todas las regiones del mismo tamaño y $f(\alpha)$ consiste en un solo punto (Kravchenko et al., 1999). El valor más alto del espectro multifractal, $f(\alpha_0)$, se corresponde con la dimensión fractal D_0 .

$$\alpha_q = -\frac{d\tau_q}{dq} \quad (19)$$

$$f(\alpha_q) = q\alpha_q + \tau_q \quad (20)$$

A partir de la forma de parábola invertida esperada del espectro multifractal se puede obtener información de gran interés e importancia. Los valores mínimos y máximos de α , α_{min} y α_{max} , están relacionados respectivamente con los eventos más extremos y suaves de los procesos.

El valor más alto del espectro multifractal corresponde a $f(\alpha_0)$ y es la dimensión fractal D_0 . Un valor bajo de α_0 indica que el proceso se correlaciona y pierde la estructura, volviéndose más regular en apariencia. La asimetría del espectro proporciona información sobre los eventos extremos que son dominantes para el espectro sesgado a la izquierda (Telesca y Lovallo, 2011), y se puede obtener como $A = (\alpha_0 - \alpha_{min}) / (\alpha_{max} - \alpha_0)$ (Macek et al., 2012, Cheng, 2014). El ancho del espectro (w) mide el rango de exponentes fractales en los datos, dando información sobre el grado de multifractalidad (Macek et al., 2012, 2014).

3.3. Análisis regional de frecuencias

En muchas aplicaciones y estudios ambientales el tamaño de las muestras de las series de datos rara vez es suficiente para permitir que los cuantiles sean estimados con seguridad y confianza. Sin embargo, frecuentemente están disponibles otras series de datos para la misma variable en la misma región. En estos casos, si la frecuencia de los eventos en las series de datos es similar, el uso del conjunto de las series podría mejorar las conclusiones, que si se analiza las series de manera independiente. En este sentido, el análisis regional de frecuencias (ARF) es una herramienta que permite mejorar las conclusiones obtenidas del análisis de series de datos. Hosking y Wallis, (1997), propusieron una metodología de ARF que se basa en los conceptos de momentos lineales (Greenwood et al., 1979) (en adelante Momentos-L, del inglés *L-Moments*), e índice de Avenida (Dalrymple, 1960). Dicha metodología es la que se sigue en esta tesis doctoral.

Greenwood et al., (1979), definieron los momentos ponderados probabilísticamente como:

$$\beta_r = E\{x[F(x)]^r\} \quad (21)$$

Donde E es la esperanza, $F(x)$ es la función de distribución acumulada de X y β_r es el momento ponderado de r^{th} -orden.

Para una muestra ordenada $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ definieron b_r a partir de β_r como:

$$b_r = n^{-1} \sum_{j=r+1}^n \frac{(j-1)(j-2) \dots (j-n)}{(n-1)(n-2) \dots (n-r)} x_{j:n} \quad (22)$$

Siendo los Momentos-L de la muestra:

$$\ell_1 = b_0 \quad (23)$$

$$\ell_2 = 2b_1 - b_0 \quad (24)$$

$$\ell_3 = 6b_2 - 6b_1 + b_0 \quad (25)$$

$$\ell_4 = 20b_3 - 30b_2 + 12b_1 - b_0 \quad (26)$$

Y las ratios de los Momentos-L:

$$t_r = \ell_r / \ell_2 \quad (27)$$

Donde ℓ_1 es igual al valor medio, $t = \ell_2/\ell_1$ es el L-coeficiente de variación (L- C_v), $t_3 = \ell_3/\ell_2$ es el L-coeficiente de sesgo (L- C_s), y el ratio $t_4 = \ell_4/\ell_2$ el coeficiente-L de curtosis, (L- C_k).

De acuerdo con los autores, el ARF consta de las siguientes etapas: filtrado primario de los datos, identificación de las regiones homogéneas, selección de la función de distribución regional que mejor se ajuste y finalmente la estimación de la distribución de frecuencia.

3.3.1. Filtrado de datos

El filtrado de los datos está basado en la medida de la discordancia. Es decir, dado un grupo de lugares, el objetivo es identificar aquellos que son fuertemente discordantes con el grupo bajo análisis. Para ello, se propuso una ecuación dependiente del número de estaciones con la que obtener un valor crítico a partir del cual se consideran discordantes las estaciones.

La medida de la discordancia D_i del sitio i es:

$$D_i = \frac{1}{3} N(u_i - \bar{u})^T A^{-1}(u_i - \bar{u}) \quad (28)$$

Donde $u_i = [t^{(i)} \ t_3^{(i)} \ t_4^{(i)}]^T$ es el vector que contiene los valores de las ratios de Momentos-L t , t_3 y t_4 de la estación i , T es su matriz de transposición, $\bar{u} = N^{-1} \sum_{i=1}^N u_i$ es la media no ponderada del grupo, $A = \sum_{i=1}^N (u_i - \bar{u})(u_i - \bar{u})^T$ es la matriz de la suma de cuadrados y productos cruzados, y N es el número de estaciones.

El sitio se considerará discordante si D_i supera un valor crítico dependiente del número de estaciones. Dicho valor crítico se aproxima al calculado con la siguiente expresión:

$$D_i \leq (N - 1)/3 \quad (29)$$

Donde D_i es el valor de discordancia calculado con la expresión 28 y N es el número de estaciones. Aun así, se recomienda que cualquier valor de discordancia superior a 3 sea valorado como discordante, independientemente del número de sitios. Para este valor límite de discordancia el número de sitios correspondiente es 11.

Se recomienda la medida de la discordancia en dos ocasiones, la primera al inicio del análisis, abarcando todos los sitios con el fin de detectar aquellos sitios que se diferencian significativamente del resto, y posteriormente, realizar una segunda prueba a cada región, permitiendo detectar lugares discordantes, que se tendrán en cuenta a la hora de valorar la posibilidad de trasladarlos a otra región. Una región no tiene que coincidir con un

conjunto de lugares vecinos, ya que la cercanía geográfica no es necesariamente un indicador de similitud de la distribución de frecuencias de los datos.

3.3.2. Formación de regiones

Aunque existen una gran variedad de métodos para formar regiones para una variable determinada, como aquellos apoyados en límites administrativos (Beable y Mckerchan, 1982), pero sin ninguna base física, o basados en características físicas de las estaciones (Schaefer, 1990). Hosking y Wallis, (1997), proponen el análisis clúster como una de las alternativas más apropiadas.

El análisis clúster es una técnica estadística multivariante cuyo objetivo es agrupar, en base a unas características determinadas, elementos similares, con el fin de lograr grupos con la máxima homogeneidad y la mayor diferencia entre los grupos. Para ello se asocia un vector a cada una de las estaciones, que son divididas y agrupadas atendiendo precisamente a la similitud entre vectores.

Hosking y Wallis, (1997), advierten de algunas consideraciones a tener en cuenta. Los clústeres o grupos se forman por agrupación de lugares cuyas características físicas son parecidas, y la mayoría de los algoritmos miden la similitud de dichas características atendiendo a las distancias euclídeas en el espacio, que están siendo afectadas (distancias euclídeas) por la escala de medición de las variables del sitio.

Otra consideración importante que resaltar es que no existe un número correcto de clústeres, sino que será la propia zona analizada la que marcará ese valor. Sin embargo, debe buscarse un equilibrio entre el uso de regiones demasiado pequeñas o grandes. Las regiones que contienen pocas estaciones lograrán poca mejora en las estimaciones de cuantiles respecto al análisis local. En contraposición, las regiones grandes pueden vulnerar el criterio de homogeneidad, causando sesgos en las estimaciones de cuantiles.

Por último, cabe destacar que el resultado que se obtenga del análisis regional no tiene por qué ser definitivo, se pueden utilizar distintos ajustes subjetivos que consiguen mejorar la coherencia física de las regiones e incluso reducir la heterogeneidad de algunas de ellas. Entre los ajustes disponibles están el movimiento de estaciones entre regiones, la eliminación de estaciones dentro de una región, la subdivisión de las regiones resultantes, la división de regiones reasignando sus estaciones a otra región y la combinación de regiones entre sí.

Existen diversos procedimientos para realizar un análisis clúster, entre los que destaca el método '*K-means clustering*'. Este algoritmo tiene como objetivo la división de n observaciones en k grupos ($k < n$), en el que cada observación pertenece al grupo más cercano con la media. Los puntos se ajustan iterativamente. Normalmente se aplican 10

iteraciones en el proceso, de manera que cada uno de los N puntos se asigna a cada una de las agrupaciones k , y cada uno de los k grupos es la media de los puntos asignados (Bishop, 1995).

3.3.3. Identificación de las regiones homogéneas

La delimitación de las regiones homogéneas es uno de las etapas más importantes y complicadas en el ARF (Hosking et al., 1985, Lettenmaier et al., 1987, Wazneh et al., 2015). Para agrupar los lugares en regiones homogéneas existen varios procedimientos, basados en las características de los lugares, como el análisis de componentes principales o el análisis clúster (visto en el apartado anterior 3.3.2.), entre otros.

Hosking y Wallis, (1997), propusieron el test de heterogeneidad para analizar los grupos de series de datos. El objetivo de la medida de la heterogeneidad (estadístico H) es estimar el grado de heterogeneidad en un grupo de lugares. Específicamente, la medida de heterogeneidad compara la variación entre sitios de los Momentos-L de muestra para el grupo de sitios, con lo que se esperaría para una región homogénea.

Hay tres medidas del estadístico H , definidas como:

$$H_i = \frac{(V_{obs_i} - \mu_{v_i})}{\sigma_{v_i}} \quad i = 1, 2, 3 \quad (30)$$

Donde μ_v y σ_v son la media y la desviación estándar de los valores simulados de V . μ_v y σ_v se calculan para una serie de simulaciones N_{sim} , donde el número de simulaciones será aquel que genere estimaciones μ_v y σ_v fiables. De acuerdo con los autores, un valor de N_{sim} se considera adecuado cuando es igual a 50.

V_{obs} es calculada a partir de los datos regionales y se basa en un V correspondiente, definidos como:

$$V_1 = \left\{ \sum_{i=1}^N n_i (t^{(i)} - t^R)^2 / \sum_{i=1}^N n_i \right\}^{1/2} \quad (31)$$

$$V_2 = \sum_{i=1}^N n_i \left\{ (t^{(i)} - t^R)^2 + (t_3^{(i)} - t_3^R)^2 \right\}^{1/2} / \sum_{i=1}^N n_i \quad (32)$$

$$V_3 = \sum_{i=1}^N n_i \left\{ (t_3^{(i)} - t_3^R)^2 + (t_4^{(i)} - t_4^R)^2 \right\}^{1/2} / \sum_{i=1}^N n_i \quad (33)$$

Donde V_1 es la desviación estándar ponderada de acuerdo con la longitud de los registros de cada sitio $L-C_{vs}(t)$, V_2 es la distancia promedio desde las coordenadas del sitio a la distancia promedio regional en una figura de $L-C_v$ contra $L-C_s$, V_3 es la distancia promedio desde las coordenadas del sitio al promedio regional en una figura de $L-C_s$ contra $L-C_k$, $t^{(i)}$, $t_3^{(i)}$ y $t_4^{(i)}$ son los ratios de los Momentos-L de la muestra para el lugar i ; t^R , t_3^R y t_4^R son las medias regionales de los ratios de los Momentos-L, n_i la longitud de la serie en el lugar i , y N es el número de sitios que componen la región.

Para valores de $H < 1$ las regiones pueden considerarse “aceptablemente homogénea”, si $1 \leq H < 2$ se considera “posiblemente heterogénea” y “definitivamente heterogénea” si $H \geq 2$.

El estadístico H_1 es el más decisivo en la discriminación de la homogeneidad o heterogeneidad de la región (Hosking y Wallis, 1993, Castellarin et al., 2001). De hecho, H_2 y H_3 raramente exceden un valor de dos incluso para regiones claramente heterogéneas y, por lo tanto, muestran una importante falta de poder de discriminación entre regiones homogéneas y heterogéneas (Viglione et al., 2007, Rao y Srinivas, 2008).

3.3.4. Selección de la función de distribución regional

Tras delimitar las regiones homogéneas, se selecciona la función de distribución que mejor se ajuste a los datos de la región bajo análisis.

En este sentido, con relación a la distribución seleccionada, es preferible utilizar un enfoque robusto basado en una distribución que produzca estimaciones razonablemente precisas, que una distribución que proporcione la aproximación más cercana a los datos observados. Incluso cuando se puede encontrar una distribución que se ajuste a los datos observados, no hay garantía de que los valores futuros coincidan con los del pasado, particularmente cuando los datos surgen de un proceso físico que puede dar lugar a valores poco frecuentes muy alejados de su comportamiento habitual (Hosking y Wallis, 1997, Erro-Eslava, 2011).

Existen una gran variedad de funciones de distribución de probabilidad posibles que pueden ser ajustadas al conjunto de datos, y que pueden ser valoradas de acuerdo con su capacidad para reproducir características de los datos.

Los autores proponen las siguientes funciones de distribución de tres parámetros: Logística Generalizada (*GLO*, del inglés *generalized logistic*), General de Valores Extremos (*GEV*, del inglés *generalized extreme value*), General de Pareto (*GPA*, del inglés *generalized Pareto*), Log Normal (*LN3*, del inglés *lognormal*) y Pearson Tipo III (*PE3*, del inglés *Pearson type III*).

Existen distintos métodos para valorar la bondad del ajuste de una muestra a una función de distribución. Se define y propone el estadístico Z^{DIST} , dependiente de los Momentos-L:

$$Z^{DIST} = (\tau_4^{DIST} - t_4^R + B_4) / \sigma_4 \quad (34)$$

Donde τ_4^{DIST} el coeficiente lineal de sesgo, t_4^R el coeficiente lineal de curtosis, σ_4 la desviación estándar de t_4^R , y B_4 un coeficiente función del número de simulaciones, para mejorar el ajuste de t_4^R .

Para que el ajuste a la distribución se considere adecuado, el estadístico Z^{DIST} debe de ser inferior a 1,64 (valor absoluto asociado a un grado de significancia del 90%) (Hosking y Wallis, 1997).

En aquellas regiones donde se cumpla la condición ($Z^{DIST} < 1,64$), se procede a calcular su curva regional de frecuencias. Si éstas son aproximadamente iguales, cualquiera de las distribuciones es adecuada. En el caso de que sean distintas, puede ser un indicador de escasez de datos, lo que conduciría a problemas en el tratamiento de los datos. En estas situaciones se aconseja el uso de otras funciones de distribución de probabilidad con mayor número de parámetros, como la *Kappa* (4 parámetros) o *Wakeby* (5 parámetros) (Erro-Eslava, 2011).

3.3.5. Estimación de la distribución de frecuencias

Una vez definidas las diferentes regiones homogéneas, y seleccionada la distribución de frecuencias más adecuada para cada región, se procede al cálculo de los cuantiles. Para ello, y siguiendo el método del índice de avenida, la función cuantil $Q_i(F)$ queda definida de la siguiente manera:

$$Q_i(F) = \mu_i q(F), \quad i = 1, \dots, N \quad (35)$$

Donde μ_i es el factor de escala local de la estación i , es decir, el índice de avenida de dicha estación, y $q(F)$ es la curva de crecimiento regional de frecuencias previamente calcula con la función de distribución elegida.

3.4. Análisis de tendencias y homogeneidad de las series

3.4.1. Análisis de tendencias

3.4.1.1. Test de Mann–Kendall

Esta prueba no paramétrica y basada en rangos, fue propuesta por Mann (1945) y mejorada por Kendall (1975), y evalúa la significancia de una tendencia. Es ampliamente utilizado para detectar las tendencias en series de datos hidroclimáticas (Yue et al., 2002, Kahya y Kalayci, 2004, Jung et al., 2011, Shadmani et al., 2012, Rouge et al., 2013). La hipótesis nula H_0 establece que una muestra de datos (x_1, x_2, \dots, x_n) es independiente e idénticamente distribuida. La hipótesis alternativa H_1 , establece que hay una tendencia monótonica en x . Este test está basado en la estadística S . Cada par de valores observados x_i, x_j ($i < j$) de la variable aleatoria se inspecciona para determinar si $x_i > x_j$ o $x_j > x_i$, definiéndose así S como (Yu et al., 1993, Douglas et al., 2000, Hamed, 2008):

$$S = \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n \text{sign}(x_j - x_i) \quad (36)$$

Donde x_i, x_j son los datos secuenciales, n es el número total de datos en la serie temporal, y $\text{sign}(x_j - x_i)$ es 1 para $(x_j - x_i) > 0$, 0 para $(x_j - x_i) = 0$, y -1 para $(x_j - x_i) < 0$.

Cuando $n \geq 8$, el estadístico S presenta aproximadamente una distribución normal. Cuando no hay valores de datos repetidos, la media y la varianza quedan expresadas por:

$$E(S) = 0 \quad (37)$$

$$\text{Var}(S) = \frac{n(n-1)(2n+5)}{18} \quad (38)$$

Cuando algunos datos de la serie están vinculados, la varianza puede resultar ser:

$$\text{Var}(S) = \frac{n(n-1)(2n+5) - \sum_{j=1}^m t_j(t_j-1)(2t_j+5)}{18} \quad (39)$$

Donde m es el número de grupos de datos vinculados, cada uno con t_j observaciones vinculadas. Para $n > 10$ el test estadístico estandarizado Z , se calcula mediante:

$$Z = \begin{cases} \frac{S - 1}{\sqrt{\text{Var}(S)}}, & S > 0 \\ 0, & S = 0 \\ \frac{S + 1}{\sqrt{\text{Var}(S)}}, & S < 0 \end{cases} \quad (40)$$

Este estadístico Z , sigue una distribución normal estándar con una media de cero y una varianza de uno, y se utiliza para detectar tendencias significativas. Si $Z > 0$, esto indica una tendencia creciente, y si $Z < 0$ una tendencia decreciente en las series de tiempo analizadas.

En consecuencia, la hipótesis nula H_0 se rechaza para un nivel de significancia α (la probabilidad de que la prueba detecte una tendencia cuando no la hay) si $|Z| > Z_{1-\alpha/2}$, donde $Z_{1-\alpha/2}$ es el valor crítico de Z , de acuerdo con la distribución normal estándar. Para el nivel de significancia del 5%, el valor de $Z_{1-\alpha/2}$ es 1,9604. Los valores de $Z > 1.9604$ implican tendencias crecientes, mientras que los valores de $Z < -1,9604$ muestran tendencias decrecientes.

3.4.2. Análisis de homogeneidad de las series

3.4.2.1. Test de Pettitt

La prueba de Pettitt (Pettitt, 1979) se usa para detectar puntos de cambio en las series temporales de datos. Se trata de un test no paramétrico muy útil cuando la posición del punto de cambio es desconocida. La hipótesis nula (H_0) (no existen puntos de cambio) establece que una serie es independiente y tiene cantidades aleatorias distribuidas de forma idéntica, y la hipótesis alternativa (H_1) establece la existencia de un cambio gradual en la media.

Dada una serie de datos (x_1, x_2, \dots, x_n) , los rangos r_1, r_2, \dots, r_n son utilizados para obtener el estadístico U_k (Wijngaard et al., 2003):

$$U_k = 2 \sum_{i=1}^k r_i - k(n+1) \quad k = 1, 2, \dots, n \quad (41)$$

Siendo el estadístico calculado con:

$$K = \max_{1 \leq k \leq N} |U_k| \quad (42)$$

Si se detecta un punto de cambio en el año K , entonces el estadístico es máximo o mínimo cerca del año $k = K$. Por tanto, $U_k = \max U_k$. Para probar la significancia estadística de

un punto de cambio detectado, el valor obtenido de K se compara con su valor teórico para un nivel de probabilidad α , dado por:

$$K_\alpha = \left[\frac{-\ln \alpha (n^3 + n^2)}{6} \right]^{\frac{1}{2}} \quad (43)$$

Para un cierto valor de α (0.05), la hipótesis nula H_0 se rechaza cuando $K > K_\alpha$. Si existe un punto de cambio, la serie se divide en dos alrededor del punto de cambio.

3.4.2.2. Test de homogeneidad normal estándar

El test *SHNT* del inglés *Standard Normal Homogeneity Test* (Alexandersson, 1986) se usa para la detección de cambios abruptos en la homogeneidad de las series de datos meteorológicos (Pandzic y Likso, 2010). El test asume que las series de datos siguen una distribución normal, y define dos hipótesis. La hipótesis nula (H_0) establece que toda la serie es homogénea y que cualquier parte sigue una distribución normal. La hipótesis alternativa implica que la serie no es homogénea en el año K , por lo que hay una media para los primeros K años y otra diferente para los siguientes $n - K$ años.

Si se considera una serie de datos con x_i datos ($x_1, x_2, x_3, \dots, x_n$), siendo i el año, variando de 1 a n , con un valor promedio de \bar{x} y una desviación estándar s . Según Alexandersson (1986), el estadístico $T(k)$ se puede usar para comparar el promedio de los primeros K años con el de los últimos $n - K$ años.

$$T(k) = k\bar{z}_1^2 + (n - k)\bar{z}_2^2 \quad k = 1, 2, \dots, n \quad (44)$$

Donde:

$$\bar{z}_1 = \frac{1}{k} \frac{\sum_{i=1}^k (x_i - \bar{x})}{s} \quad (45)$$

$$\bar{z}_2 = \frac{1}{n - k} \frac{\sum_{i=k+1}^n (x_i - \bar{x})}{s} \quad (46)$$

Si hay algún cambio en el año K , entonces $T(k)$ llegará a ser máximo cerca de $k = K$. El estadístico T_0 puede ser definido como:

$$T_0 = \max_{1 \leq k < n} T(k) \quad (47)$$

Si T_0 está por encima del valor crítico (que depende del tamaño de la muestra) para un cierto nivel crítico (por ejemplo, 95%), entonces la hipótesis nula de homogeneidad puede

FUNDAMENTOS TEÓRICOS

ser rechazada al nivel de significancia correspondiente (es decir, 5%). Para diferentes niveles de significancia y tamaños de muestra, se puede encontrar información detallada en Khaliq y Ouarda (2007).

4. FUENTE DE DATOS

4.1. Andalucía

Para el desarrollo de la presente tesis se ha acotado el territorio de estudio a la Comunidad Autónoma de Andalucía (sur de la Península Ibérica). Al sur y suroeste de la región se encuentran el Mar Mediterráneo y Murcia respectivamente, en el límite suroeste el Océano Atlántico, comprendido desde el Estrecho de Gibraltar hasta el extremo norte del Golfo de Cádiz, al oeste limita con los distritos de Beja y Faro (Portugal), y al norte con Extremadura y Castilla la Mancha. Andalucía se engloba dentro del clima mediterráneo, pero con importantes diferencias entre zonas, provocadas por factores climáticos, geográficos y topográficos que generan una gran riqueza e importantes contrastes paisajísticos.

Las estaciones meteorológicas utilizadas en este estudio pertenecen a la Agencia Estatal de Meteorología (*AEMET*), dependiente del Ministerio para la Transición Ecológica de España. Para este estudio, en particular, se contó inicialmente con 258 estaciones repartidas por toda la región de Andalucía. Como prerrequisito para el uso de las series de datos de las que se disponían, se establecieron dos condiciones a cumplir por las series de datos: longitud de las series superior a 15 años, y cada año con al menos 330 días. De las 258 estaciones, 66 no cumplieron las dos condiciones impuestas, y por tanto fueron desestimadas para los posteriores análisis, siendo finalmente el total de estaciones analizadas 192 (Figura 4.1).

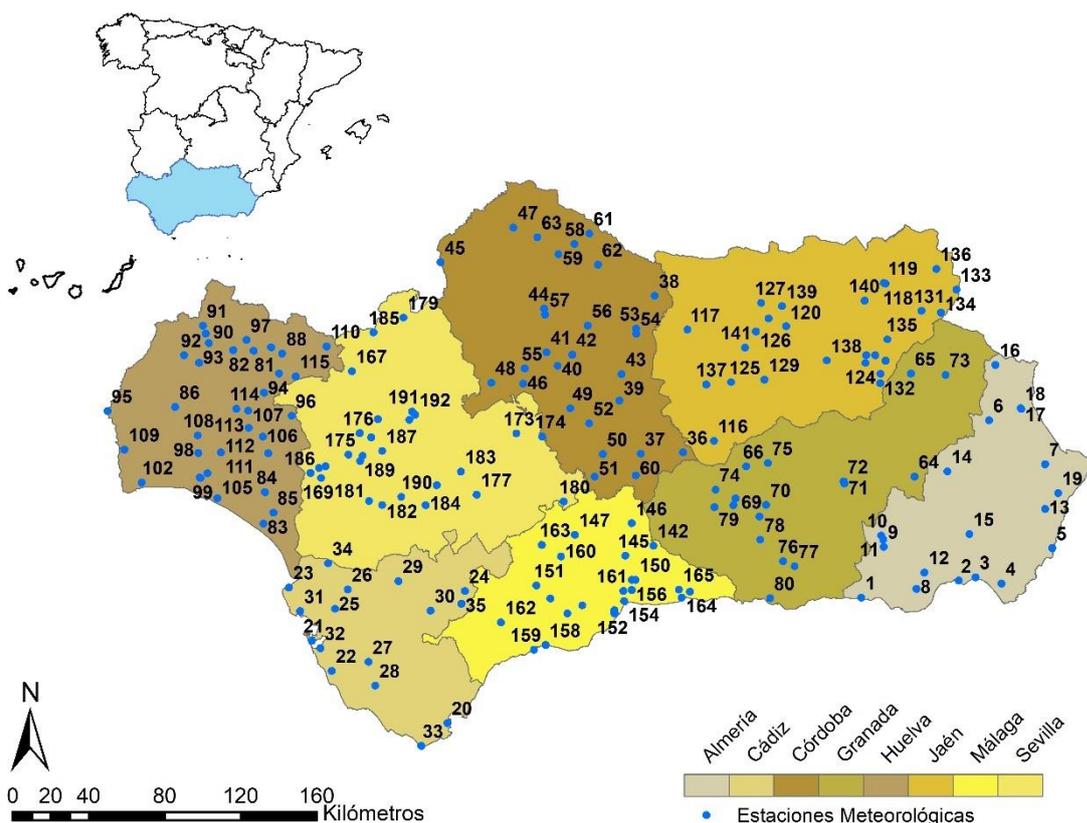


Figura 4.1. Localización geográfica de la región y distribución de las estaciones meteorológicas analizadas.

Las series analizadas corresponden a las variables temperatura máxima y mínima en escala diaria. La longitud temporal de las series de datos varía, estando el periodo de tiempo comprendido entre 1903 y 2006. El rango de elevación de las estaciones varía desde los 2 m hasta los 1.800 m sobre el nivel del mar (m.s.n.m.), la longitud geográfica abarca el intervalo que va desde 7° 31' 6,9934'' a los 1° 51' 47,015'' Oeste y la latitud comprende desde 36° 52' 15,0043'' a los 38° 30' 1,9964'' Norte (Tabla 4.1).

Tabla 4.1. Información detallada de las estaciones meteorológicas analizadas en Andalucía (España).
 Nota: Latitud y Longitud (grados, minutos y segundos), E: Elevación, AL: Almería, CA: Cádiz, CO: Córdoba, GR: Granada, HU: Huelva, JA: Jaén, MA: Málaga, SE: Sevilla.

ID	Código Estación	Nombre	Latitud (N)	Longitud (W)	E (m)	Periodo
1	6277A	Faro de Adra (AL)	36 44 60	03 1 52	31	1974 - 1994
2	6297	Almería (AL)	36 49 50	02 27 20	7	1951 - 1979
3	6325O	Aeropuerto (AL)	36 50 45	02 21 25	21	1968 - 2006
4	6328N	Cabo de Gata (AL)	36 48 55	02 12 12	54	1985 - 2006
5	6332I	Carboneras (C. Térmica) (AL)	36 58 53	01 54 08	40	1986 - 2006

ID	Código Estación	Nombre	Latitud (N)	Longitud (W)	E (m)	Periodo
6	7187	Chirivel (CH Segura) (AL)	37 35 45	02 16 09	1.038	1935 - 1978
7	6367A	Huércal-Olvera (I. Laboral) (AL)	37 22 60	01 56 17	230	1968 - 1993
8	6292O	La Mojonera (AL)	36 47 30	02 42 17	140	1983 - 1999
9	6309	Laujar (AL)	36 59 36	02 53 52	921	1957 - 1991
10	6307	Laujar Cerecillo (AL)	37 02 50	02 54 47	1.800	1951 - 2006
11	6308	Laujar Monterrey (AL)	37 01 35	02 53 57	1.240	1950 - 2006
12	6295	Félix (CMA) (AL)	36 52 10	02 39 27	812	1965 - 1990
13	6339	Los Gallardos (AL)	37 10 10	01 56 27	120	1961 - 1990
14	6348E	Estación de Serón (AL)	37 21 10	02 31 07	760	1970 - 1989
15	6322	Tabernas (AL)	37 03 10	02 23 27	490	1965 - 1991
16	5060	Vélez Blanco, Topares (AL)	37 51 37	02 13 41	1.182	1956 - 2006
17	7189	Vélez Rubio (Ch Segura) (AL)	37 38 58	02 04 37	838	1935 - 1966
18	7189A	Vélez Rubio II (AL)	37 39 07	02 04 44	838	1957 - 1991
19	6343	Vera (Inst. Laboral) (AL)	37 14 40	01 51 47	100	1968 - 1994
20	6006	Algeciras (CA)	36 07 30	05 26 55	28	1961 - 2006
21	5973	Cádiz Obs. (CA)	36 29 57	06 15 27	8	1956 - 2006
22	5976	Chiclana de la Fra. (Campano) (CA)	36 21 30	06 08 07	30	1953 - 2004
23	5906O	Chipiona (Esc. Capacitación) (CA)	36 45 00	06 24 07	7	1983 - 2006
24	5911	Grazalema (CA)	36 45 29	05 21 58	822	1964 - 2006
25	5969E	Jerez de la Fra. (Azuc. Guadalete) (CA)	36 39 20	06 07 42	17	1971 - 2006
26	5960	Jerez de la Fra./Aeropuerto (CA)	36 45 00	06 03 20	27	1954 - 2006
27	5983U	Medina Sidonia (El Hundido) (CA)	36 24 25	05 55 17	64	1977 - 2006
28	5988	Vejer de la Fra. (Las Lomas) (CA)	36 09 11	05 38 59	43	1987 - 2006
29	5932	Pantano de Bornos (CA)	36 39 35	05 33 57	130	1963 - 1990
30	5947	Pantano de los Hurones (CA)	36 45 20	05 47 32	170	1964 - 2006

FUENTE DE DATOS

ID	Código Estación	Nombre	Latitud (N)	Longitud (W)	E (m)	Periodo
31	5910	Rota B.N. Observatorio (CA)	36 27 56	06 12 20	21	1989 - 2006
32	5972	San Fernando (CA)	36 00 48	05 35 56	30	1940 - 1988
33	6001	Tarifa (CA)	36 52 15	06 10 37	32	1946 - 2005
34	5900	Trebujena (CA)	36 41 00	05 26 57	69	1944 - 1975
35	5943B	Villaluenga del Ros. (Icona) (CA)	36 41 49	05 23 06	885	1986 - 2006
36	5403	Almedinilla (CO)	37 26 20	04 05 27	613	1974 - 1996
37	5604E	Carcabuey, Algar (CO)	37 25 50	04 20 32	740	1970 - 1989
38	5346O	Cardeña (Santa Elena) (CO)	38 11 10	04 16 17	732	1986 - 2005
39	5428A	Castro del Rio (S.E.A.) (CO)	37 41 01	04 28 24	214	1973 - 2006
40	5402	Córdoba/Aeropuerto (CO)	37 50 37	04 50 46	91	1960 - 2006
41	5442E	Córdoba (La Jarosa) (CO)	37 54 25	04 54 52	354	1976 - 2006
42	5399	Córdoba (Miraflores) (CO)	37 53 55	04 45 39	120	1953 - 1984
43	5429U	Córdoba (Pradagna) (CO)	37 48 35	04 27 49	277	1986 - 2006
44	5459U	Espiel (C. Térmica) (CO)	38 06 55	04 56 02	465	1970 - 2000
45	4258	Fuente Obejuna (Cuenca) (CO)	38 19 30	05 33 47	571	1955 - 2006
46	5468E	Fuente Palmera (Mol. Africana) (CO)	37 45 20	05 02 57	130	1983 - 2006
47	4267E	Hinojosa del Duque (Observatorio) (CO)	38 30 00	05 07 45	544	1974 - 2006
48	5495	Hornachuelos (El Carrascal) (CO)	37 45 20	05 14 27	77	1931 - 2006
49	5625A	La Rambla (Privilegio) (CO)	37 38 30	04 46 02	207	1969 - 2006
50	5608I	Lucena (Cerro de las Puertas) (CO)	37 25 33	04 34 00	427	1976 - 2005
51	5603E	Lucena (Laguna Amarga) (CO)	37 19 00	04 36 50	386	1985 - 2004
52	5623E	Montilla (S.E.A.) (CO)	37 34 18	04 39 07	373	1971 - 2005
53	5366	Montoro (C. de A.) (CO)	38 01 40	04 22 52	195	1956 - 2005
54	5366A	Montoro (I.N.M.) (CO)	38 00 15	04 22 42	189	1986 - 2006

ID	Código Estación	Nombre	Latitud (N)	Longitud (W)	E (m)	Periodo
55	5468	Pantano de Breña (CO)	37 49 40	05 02 37	152	1933 - 2006
56	5393	Pantano del Guadalmellato (CO)	38 02 20	04 40 16	200	1930 - 2006
57	5461	Pantano Puente Nuevo (CO)	38 05 15	04 55 37	410	1962 - 2006
58	4286	Pedroche (CO)	38 25 40	04 45 37	621	1954 - 1989
59	4275	Pozoblanco (CO)	38 22 40	04 51 17	649	1940 - 2006
60	5606E	Rute (SEA) (CO)	37 19 33	04 22 11	646	1983 - 2006
61	4287	Torrecampo (Virgen Veredas) (CO)	38 28 45	04 40 15	579	1966 - 1998
62	5390X	Villanueva Cord. (I.N.M.) (CO)	38 19 50	04 36 57	749	1985 - 2006
63	4274	Villaralto (CO)	38 27 21	04 59 01	579	1954 - 2006
64	5044E	Caniles (Cortijo Frailes) (GR)	37 19 40	02 42 52	1.260	1975 - 1997
65	5053E	Castril (Las Pocas) (GR)	37 49 16	02 44 05	1.116	1983 - 2005
66	5545E	Colomera (El León) (GR)	37 22 30	03 42 52	808	1978 - 1998
67	5524O	Fuente Vaqueros (Servicio Plagas) (GR)	37 13 19	03 46 35	551	1974 - 2006
68	5530E	Granada/Aeropuerto (GR)	37 11 21	03 47 22	570	1973 - 2006
69	5514	Granada/Base Aérea (GR)	37 08 08	03 38 00	674	1951 - 2006
70	5515	Granada (Cartuja) (GR)	37 11 30	03 35 39	720	1961 - 2002
71	5112B	Guadix (Can-Íbice) (GR)	37 17 48	03 07 55	940	1986 - 2006
72	5112A	Guadix (Instituto Técnico) (GR)	37 18 19	03 08 09	910	1972 - 2006
73	5071E	Huéscar (Icona) (GR)	37 48 50	02 31 36	952	1972 - 2006
74	5562E	Íllora (Molino Rey) (GR)	37 15 46	03 53 42	767	1974 - 2006
75	5536I	Iznalloz (El Frage) (GR)	37 23 30	03 35 07	890	1974 - 2002
76	6258	Lanjarón (GR)	36 55 23	03 29 33	706	1949 - 2006
77	6247	Órgiva (GR)	36 54 00	03 25 27	462	1973 - 2006
78	6249	Padul (GR)	37 01 30	03 37 37	744	1961 - 2006
79	5562O	Pinos Puente Fuensanta (GR)	37 10 45	03 54 02	588	1972 - 2006
80	6268	Salobreña (Guadalfeo) (GR)	36 44 45	03 34 02	50	1961 - 1999
81	4560	Alájar (HU)	37 52 26	06 39 53	574	1964 - 2006

FUENTE DE DATOS

ID	Código Estación	Nombre	Latitud (N)	Longitud (W)	E (m)	Periodo
82	4563	Almonaster la Real (HU)	37 52 18	06 47 13	591	1953 - 2006
83	5860G	Almonte (Acebuche) (HU)	37 03 00	06 34 01	36	1985 - 2006
84	5853E	Almonte (La Cañada) (HU)	37 12 05	06 33 52	40	1972 - 1989
85	5856I	Almonte (Los Mimbrales) (HU)	37 06 14	06 30 39	20	1974 - 2004
86	4589	Alosno (Tharsis-Minas) (HU)	37 35 23	07 07 07	273	1974 - 2006
87	4558	Aracena (HU)	37 53 37	06 33 39	731	1913 - 1995
88	4556	Aracena (Valdezufre) (HU)	37 51 55	06 29 37	578	1971 - 2004
89	4524	Aroche (HU)	37 56 43	06 57 17	421	1945 - 1992
90	4528	Aroche (El Vínculo) (HU)	37 54 05	06 56 01	426	1965 - 1994
91	4527E	Aroche (Maserá) (HU)	37 58 59	06 58 29	267	1971 - 2004
92	4532	Cabeza Rubias (Cumbres Enmedio) (HU)	37 50 18	07 04 47	565	1956 - 1991
93	4581	Cortegana (La Garnacha) (HU)	37 48 20	06 59 17	290	1957 - 1981
94	4608E	El Campillo (El Zumajo) (HU)	37 40 30	06 35 35	340	1969 - 2006
95	4541U	El Granado (Bochanza) (HU)	37 33 18	07 31 07	64	1975 - 2006
96	5826	Escacena Campo (Las Contiendas) (HU)	37 34 10	06 25 27	427	1953 - 2003
97	4515	Galaroza (HU)	37 55 22	06 42 37	525	1961 - 2006
98	4603	Gibraleón (HU)	37 22 30	06 58 05	38	1970 - 2006
99	4605	Huelva (HU)	37 15 22	06 56 58	26	1903 - 1984
100	4642E	Huelva, Ronda Este (HU)	37 16 46	06 54 34	16	1985 - 2006
101	4605B	Huelva (Central Térmica) (HU)	37 15 28	06 57 19	26	1969 - 2006
102	4546M	Isla Cristina (Cañ. Corcho) (HU)	37 13 22	07 17 47	54	1986 - 2006
103	4607E	La Granada Riotinto (HU)	37 46 10	06 30 27	433	1973 - 2005
104	4622	La Palma Condado (HU)	37 23 10	06 33 17	99	1969 - 2006

ID	Código Estación	Nombre	Latitud (N)	Longitud (W)	E (m)	Periodo
105	5859I	Moguer (Sur-Hortícola) (HU)	37 09 45	06 50 42	20	1964 - 1984
106	4620	Niebla (El Guijo) (HU)	37 27 52	06 35 27	193	1957 - 2000
107	4621	Niebla (El Manzanito) (HU)	37 30 15	06 40 37	200	1952 - 1980
108	4602	Presa de Sancho (HU)	37 27 30	06 58 35	61	1964 - 1992
109	4544E	San Silvestre Guzmán (Labrados) (HU)	37 22 31	07 24 31	86	1984 - 2006
110	5771A	Santa Olalla Cala (S.E.A.) (HU)	37 54 25	06 13 50	511	1978 - 2003
111	4638	Trigueros (HU)	37 22 56	06 50 07	76	1971 - 2002
112	4638A	Trigueros (Segunda) (HU)	37 22 55	06 50 07	78	1987 - 2006
113	4614	Valverde Camino (Baldíos) (HU)	37 35 10	06 40 57	257	1957 - 1983
114	4575	Valverde Camino (C.H. Guadiana) (HU)	37 35 36	06 45 15	268	1914 - 2006
115	4606	Zufre (Dehesa Jarrama) (HU)	37 45 30	06 24 32	480	1953 - 1982
116	5406E	Alcalá la Real (Charilla) (JA)	37 29 45	03 54 27	900	1984 - 2006
117	5298C	Andújar (Explotaciones Forestales) (JA)	38 01 35	04 04 22	203	1984 - 2005
118	5202	Beas de Segura (JA)	38 15 05	02 53 07	577	1956 - 1981
119	5180E	Beas de Segura Pueblo (JA)	38 15 17	02 53 40	755	1972 - 2005
120	5220	Canena (JA)	38 02 50	03 28 52	513	1971 - 2000
121	5004	Cazorla (Fuente del Oso) (JA)	37 54 35	02 56 52	1.170	1912 - 1931
122	5038	Cazorla (Icona) (JA)	37 54 35	03 00 07	885	1973 - 1998
123	5085	Cazorla (Nava de San Pedro) (JA)	37 53 00	02 53 07	1.290	1912 - 1999
124	5141	Cazorla El Chorro (JA)	37 52 20	03 00 17	1.421	1912 - 1932
125	5270B	Jaén (JA)	37 46 37	03 48 32	580	1989 - 2006
126	5252	Linares, Torrubiá (JA)	38 01 15	03 39 47	301	1970 - 2006
127	5279U	Linares Vor. (JA)	38 09 25	03 37 57	525	1974 - 2006

FUENTE DE DATOS

ID	Código Estación	Nombre	Latitud (N)	Longitud (W)	E (m)	Periodo
128	5250	Linares (Fuente Higuera) (JA)	38 05 00	03 35 17	300	1967 - 1994
129	5264B	Mancha Real Sea (JA)	37 47 25	03 36 34	765	1967 - 1995
130	5087	Peal de Becerro-Fuente Yedra (JA)	37 49 10	02 54 57	1.220	1912 - 1932
131	7045	Pontones C.H. Segura (JA)	38 07 13	02 40 11	1.333	1935 - 2006
132	5089	Pozo Alcón (El Hornico) (JA)	37 46 30	02 55 07	993	1912 - 1932
133	7054	Salto de Miller (JA)	38 13 18	02 27 35	725	1967 - 2006
134	7056	Santiago de la Espada (JA)	38 06 44	02 33 10	1.332	1935 - 2006
135	5011	Santo Tome (Hoyos Muñoz) (JA)	37 59 05	02 52 27	1.060	1921 - 1931
136	7062	Siles Acebeas (JA)	38 19 17	02 34 46	1.320	1963 - 1989
137	5330A	Torredonjimeno (Instituto) (JA)	37 45 54	03 57 25	594	1959 - 2006
138	5139	Úbeda (Propios del Guadiana) (JA)	37 53 00	03 14 17	420	1966 - 1988
139	5238	Vilches, Guadalen del Caudillo (JA)	38 08 32	03 30 22	320	1959 - 1979
140	5210	Villanueva del Arzobispo (C. A.) (JA)	38 10 13	03 00 39	660	1971 - 2003
141	5171A	Villatorres-Villargordo (Colegio) (JA)	37 56 35	03 43 37	348	1975 - 2006
142	6179	Alfarnate (MA)	36 59 29	04 15 33	925	1958 - 1979
143	6201	Algarrobo (La Mayora) (MA)	36 46 25	04 02 27	39	1964 - 2006
144	6139	Alozaina (MA)	36 43 52	04 51 43	366	1978 - 2006
145	6152E	Antequera (Cortijo Robledo) (MA)	36 56 30	04 25 27	700	1971 - 2001
146	6097E	Archidona (MA)	37 05 51	04 23 23	699	1974 - 2006
147	6106	Bobadilla Estación (MA)	37 02 16	04 43 31	374	1961 - 2006
148	6146I	Cártama Puente Fahala (MA)	36 42 04	04 40 24	60	1971 - 2000
149	6143	Coín (MA)	36 39 40	04 45 32	213	1977 - 2006

ID	Código Estación	Nombre	Latitud (N)	Longitud (W)	E (m)	Periodo
150	6162	Colmenar Torrijos (MA)	36 49 38	04 21 46	731	1957 - 2006
151	6118A	El Burgo (MA)	36 47 32	04 56 44	580	1967 - 2006
152	6155A	Málaga/Aeropuerto (MA)	36 39 56	04 28 56	5	1961 - 2006
153	6155E	Málaga (Azucarera Hispania) (MA)	36 40 50	04 28 57	10	1972 - 1993
154	6171	Málaga (Ciudad) (MA)	36 43 28	04 25 36	53	1961 - 1985
155	6168	Málaga El Boticario (MA)	36 46 42	04 23 03	449	1951 - 2003
156	6165	Málaga Las Contadoras (MA)	36 49 36	04 23 02	760	1951 - 2006
157	6155	Málaga Vivero Central (MA)	36 40 00	04 29 07	10	1951 - 1973
158	6077	Marbella (Instituto Laboral-Cma) (MA)	36 30 30	04 53 07	20	1965 - 1990
159	6076O	Marbella (Puerto Banus) (MA)	36 29 09	04 57 09	2	1972 - 2006
160	6120	Pantano de Guadalhorce (MA)	36 56 02	04 48 13	342	1965 - 2006
161	6170	Pantano del Agujero (Cma) (MA)	36 46 25	04 25 57	100	1965 - 1986
162	6046I	Pujerra (MA)	36 36 44	05 09 01	530	1983 - 2006
163	6114	Teba (MA)	36 59 12	04 55 09	560	1982 - 2006
164	6200	Torre del Mar (Azucarera) (MA)	36 44 45	04 05 17	6	1967 - 1984
165	6199	Vélez-Málaga (MA)	36 47 00	04 06 17	60	1962 - 1988
166	5739O	Alcalá del Río (Pedro Espiga) (SE)	37 34 00	05 54 37	13	1977 - 2006
167	5733	Almadén Plata (Las Navas) (SE)	37 47 32	06 04 28	450	1953 - 2001
168	5802A	Arahal (Depósitos de Agua) (SE)	37 15 39	05 32 57	115	1978 - 2006
169	5834A	Aznalcázar (Dehesa Nueva) (SE)	37 16 40	06 14 12	34	1983 - 2006
170	5833O	Aznalcázar (La Juncosa) (SE)	37 19 30	06 14 57	19	1977 - 2006

ID	Código Estación	Nombre	Latitud (N)	Longitud (W)	E (m)	Periodo
171	5818	Benacazón (Montegrado) (SE)	37 20 05	06 12 42	102	1969 - 2006
172	5702B	Carmona (Villegas) (SE)	37 34 07	05 43 22	47	1978 - 2006
173	5641U	Écija (Cámara Agraria) (SE)	37 31 00	05 05 02	126	1983 - 2006
174	5619E	Écija (Sotillo Gallego) (SE)	37 30 17	04 55 47	145	1969 - 1997
175	5813E	Gines (Colegio) (SE)	37 23 37	06 04 39	108	1985 - 2006
176	5744S	La Algaba (Las Arenas) (SE)	37 29 52	06 00 57	15	1976 - 2006
177	5671	La Puebla Cazalla (SE)	37 13 10	05 18 37	174	1944 - 2005
178	5745A	La Rinconada (Azucarera) (SE)	37 28 45	05 56 47	10	1947 - 1993
179	5725E	Guadalcanal (TVE) (SE)	38 03 20	05 46 32	907	1969 - 1996
180	5611I	La Roda Andalucía (C. Agríc) (SE)	37 11 45	04 47 42	417	1978 - 2005
181	5873A	Los Palacios (E.C.A.) (SE)	37 10 30	05 56 47	10	1971 - 2005
182	5870A	Los Palacios (El Molinillo) (SE)	37 09 28	05 52 05	16	1970 - 2006
183	5682A	Marchena (S.E.A.) (SE)	37 19 40	05 24 25	120	1970 - 1989
184	5796	Morón de la Frontera (SE)	37 09 47	05 36 43	88	1956 - 2006
185	5729	Pantano del Pintado (SE)	37 58 50	05 57 12	300	1941 - 2006
186	5836A	Pilas (Medina Garvey) (SE)	37 18 00	06 18 00	63	1967 - 2006
187	5783	Sevilla/Aeropuerto (SE)	37 24 58	05 52 44	29	1951 - 2006
188	5787D	Sevilla (Iglesia Anunciación) (SE)	37 23 25	05 59 37	5	1946 - 1966
189	5790	Sevilla (Tablada) (SE)	37 21 55	06 00 30	8	1924 - 2002
190	5868I	Utrera (Casilla Calero) (SE)	37 11 57	05 45 25	3	1972 - 1994
191	5697E	Villanueva Río Minas (Aurora) (SE)	37 36 30	05 42 27	24	1973 - 2005
192	5693I	Villanueva Río Minas (San José) (SE)	37 35 37	05 41 17	20	1975 - 2001

4.2. Región de Umbría

La segunda región analizada en capítulos específicos de la presente tesis es la región de Umbría, situada en la zona central de Italia (Figura 4.2), siendo ésta una de las pocas regiones que no limitan con el Mar Mediterráneo. Con una extensión aproximada de 8.456 km², está caracterizada por una orografía compleja, con altitudes que superan los 2.000 m.s.n.m. (cadena montañosa de los Apeninos), con sistemas montañosos con elevaciones de 100 a 800 m.s.n.m. Además, gran parte del territorio coincide con la cuenca del río Tíber, que atraviesa de norte a suroeste la región, estando la mayor parte de sus afluentes en el margen hidrográfico izquierdo.

El clima presenta diferencias entre zonas, donde la precipitación media es de aproximadamente 950 mm, pero varía desde los 650 a los 1.450 mm. Las mayores precipitaciones se concentran entre los meses de otoño e invierno. La temperatura media anual del aire oscila entre 3,3 y 14,2°C, con valores máximos y mínimos en los meses de julio y enero respectivamente.

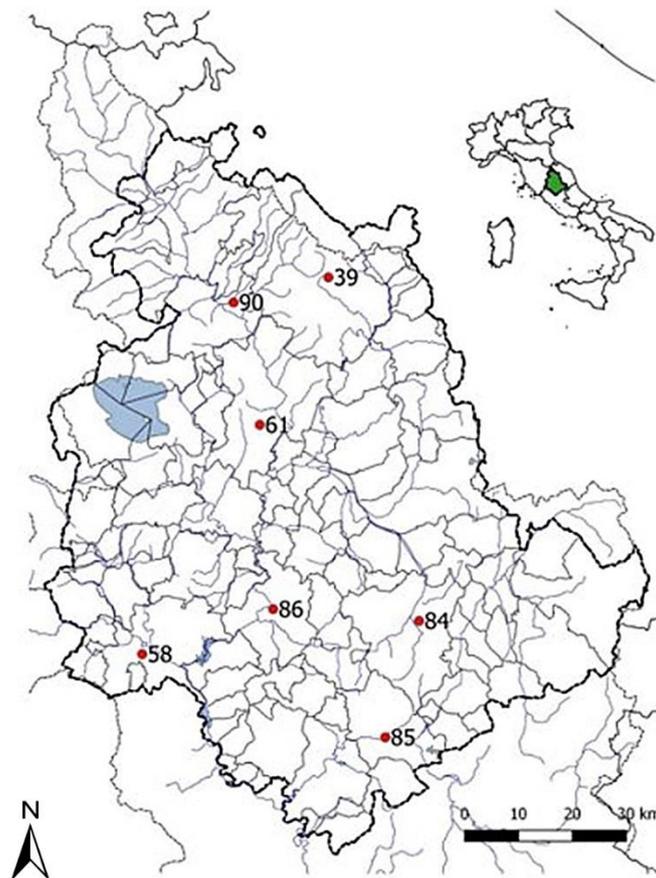


Figura 4.2. Ubicación de la región de Umbría en Italia central y distribución de las estaciones meteorológicas analizadas.

En la Figura 4.2 se muestran en puntos rojos las estaciones meteorológicas seleccionadas para diversos análisis. Se trata de siete estaciones repartidas por la región de estudio que abarcan el periodo 1924 - 2015 (Tabla 4.2).

Tabla 4.2. Información detallada de las estaciones analizadas en la región de Umbría (Italia).

ID	Estación	UTM33 X(m)	UTM33 Y(m)	Elevación (m)	Periodo	Longitud (años)	Falta de datos (%)
39	Gubbio	302789	4802329	471	1947 - 2015	68	14
58	Orvieto	263178	4733559	311	1948 - 2015	67	12
61	Perugia	288087	4775349	440	1924 - 2015	89	5
84	Spoletto	314952	4736152	353	1950 - 2015	65	9
85	Terni	307123	4714603	123	1947 - 2015	68	3
86	Todi	288089	4740319	329	1934 - 2015	80	3
90	Umbertide	284867	4798836	305	1955 - 2015	60	14

Se han considerado aquellas estaciones con una proporción de registros disponibles superior al 85% del total. Los datos originales fueron suministrados por los Servicios Hidrográficos Nacionales y Regionales.

Las variables analizadas fueron la temperatura máxima y la temperatura mínima diaria del aire. Previamente, se analizó la calidad y la homogeneidad de las series temporales de temperatura, siendo el objetivo la reducción de los errores en los registros y en el procesamiento de datos, en términos de verificación de errores graves, coherencia espacial y temporal, así como pruebas de tolerancia y consistencia interna. En lo que al análisis de la homogeneidad se refiere, se han adquirido los metadatos de todas las estaciones para obtener información sobre posibles cambios de sensor y ubicación. Las estaciones de Orvieto y Todi han estado siempre en el mismo lugar y en condiciones ambientales invariables. En cambio, las estaciones de Umbertide y Spoleto se cambiaron de ubicación a finales de los 90, la de Gubbio a finales de los 80, la de Terni en el año 2004, y en Perugia se identificó una nueva ubicación en 2001.

5. APLICACIÓN Y RESULTADOS

5.1. Control de calidad y validación de datos

El control de calidad de los registros de las variables meteorológicas permite obtener resultados y conclusiones de mayor fiabilidad, al eliminar valores erróneos previamente detectados, evitando así su uso en los posteriores análisis. En el presente estudio se aplicaron cinco test, anteriormente explicados, y basados en: características propias de los sensores, límites físicos de las variables, condiciones propias del ambiente donde se encuentra cada estación meteorológica y consistencia interna de las estaciones independientes y entre éstas. Los resultados quedan resumidos por test y provincia en la Tabla 5.1.

Tabla 5.1. Porcentaje de datos meteorológicos marcados por los test de control de calidad. En cada celda: porcentaje promedio (valor máximo). Nota: AL: Almería, CÁ: Cádiz, CÓ: Córdoba, GR: Granada, HU: Huelva, JA: Jaén, MA: Málaga, SE: Sevilla, Tx: temperatura máxima diaria y Tn: temperatura mínima diaria.

	TEST								
	Rango			Salto Térmico	Consistencia Interna			Persistencia	
	Fijo	Dinámico	Tx/Tn		Tx/Tn	Tx/Tn	Tx/Tn	Tx	Tn
AL	0	0	0	0,003 (0,045)	0,093 (0,217)	0,081 (0,494)	0,002 (0,016)	0,406 (2,446)	1,895 (22,467)
CÁ	0	0	0	0,005 (0,063)	0,036 (0,300)	0,018 (0,136)	0	0,721 (7,466)	0,726 (3,436)
CÓ	0	0	0	0,082 (1,384)	0,029 (0,121)	0,030 (0,200)	0,002 (0,050)	1,956 (15,391)	3,416 (14,768)
GR	0	0	0	0,018 (0,224)	0,024 (0,147)	0,056 (0,294)	0,005 (0,105)	0,771 (5,333)	1,826 (11,613)
HU	0	0	0	0,041 (0,957)	0,040 (0,419)	0,037 (0,217)	0	0,681 (6,275)	1,361 (7,379)
JA	0	0	0	0,028 (0,229)	0,102 (0,814)	0,117 (0,584)	0	0,554 (3,473)	1,404 (6,870)
MA	0	0	0	0,020 (0,341)	0,057 (0,311)	0,067 (0,494)	0	0,973 (4,585)	2,484 (13,399)
SE	0	0	0	0,009 (0,175)	0,018 (0,042)	0,042 (0,255)	0	0,378 (4,082)	0,903 (10,765)

El test de rango fijo, compuesto por dos ecuaciones (Ecuaciones 1 y 2), no detectó ningún valor erróneo en los datos de temperatura del aire. En este caso en particular, el test propuesto por Shafer et al., (2000), para la variable temperatura, era más restrictivo en ambos extremos (temperatura máxima y mínima posible) que las limitaciones técnicas del sensor, por consiguiente, tras la aplicación de éste, fue innecesaria la aplicación de la otra ecuación. En caso de haberse detectado algún valor anómalo, éste hubiese sido descartado.

El test de rango dinámico se basó en la comparación con las efemérides facilitadas por AEMET para la Comunidad Autónoma de Andalucía, diferenciadas por provincia. Los valores se muestran en la Tabla 5.2.

Tabla 5.2. Valores de efemérides para la Comunidad Autónoma de Andalucía para la temperatura máxima y mínima. (AEMET, 2017).

Provincia	Temperatura Máxima (°C)	Temperatura Mínima (°C)
Almería	41,2 (30/07/1981)	0,1 (27/01/2005)
Cádiz	45,1 (01/08/2003)	-5,4 (22/12/1979)
Córdoba	46,6 (23/07/1995)	-8,2 (28/01/2005)
Huelva	43,8 (25/07/2004)	-5,8 (17/02/1938)
Jaén	46,0 (08/07/1939)	-8,0 (11/02/1956)
Granada	43,1 (01/07/2015)	-14,2 (16/01/1987)
Málaga	44,2 (18/07/1978)	-3,8 (04/02/1954)
Sevilla	46,6 (19/07/1967)	-8,0 (27/01/1976)

El análisis reveló la existencia de valores extremos superiores a los facilitados por AEMET en las ocho provincias. Para tomar los nuevos valores como las nuevas efemérides, cada valor fue sometido a un análisis independiente. El análisis se basó en comprobar la consistencia del valor con aquellos anteriores y posteriores en la serie de registros, comparando el valor con los valores de las estaciones vecinas para la misma fecha o fechas cercanas, así como analizando la misma variable en otras zonas de Andalucía o de España, en este último caso en otras bases de datos históricas. Solo en el caso de la provincia de Málaga se detectó un valor anómalo en los registros de temperatura mínima una vez actualizadas las efemérides.

El test de salto térmico, que comprueba que la diferencia entre la temperatura máxima y mínima no supera un valor umbral, detectó valores sospechosos en todas las provincias, con un total de 425 alertas. En promedio, los porcentajes mínimos de valores sospechosos se encontraron en las provincias de Almería (0,003%), Cádiz (0,005%) y Sevilla (0,009%). Los valores máximos se encontraron en las provincias de Córdoba, con 191 datos sospechosos (0,082%), y Huelva con 119 (0,041%), lo que supuso el 49,4% de los

datos marcados como sospechosos por este test. El valor máximo por estación se obtuvo en la provincia de Córdoba, con un valor de 1,384% de los valores marcados. De las 192 estaciones, en 140 no se detectaron valores sospechosos.

El test de consistencia interna, que analiza la relación entre registros del mismo día y consecutivos para distintas variables, detectó valores sospechosos con las tres ecuaciones (Ecuaciones 4, 5 y 6) que componen el test, pero solo las dos primeras marcaron registros en todas las provincias. La primera ecuación detectó en promedio el menor número de valores sospechosos en la provincia de Sevilla (0,018%), seguido por Granada (0,024%) y Córdoba (0,029%). El valor máximo en promedio se alcanzó en la provincia de Jaén (0,102%), dándose el máximo por estación en Cazorla (Navas de San Pedro) también en Jaén, con un valor de 0,814%. Además, la provincia de Jaén acumuló el 38,9% del total de los datos marcados por este test. En 64 de las 192 estaciones no se marcó ningún valor.

La aplicación de la Ecuación 5, mostró el mínimo valor promedio en la provincia de Cádiz (0,018%), seguido de Córdoba (0,030%), presentando el valor máximo la provincia de Jaén, al igual que en la ecuación anterior, con un valor promedio de 0,117%. El máximo por estación también se alcanzó en la provincia de Jaén, específicamente en Úbeda (Propios del Guadiana), con un valor de 0,584%, seguido por la estación “Pujerra” de Málaga y “Laujar Cerecillo” de Almería, con 0,494% de los valores detectados, no habiéndose detectado valores sospechosos en 47 estaciones. La última ecuación que compone este test (Ecuación 6), obtuvo el valor promedio mínimo de 0,002% en las provincias de Almería y Córdoba, y el máximo en Granada con 0,005%, siendo el máximo por estación también en la provincia de Granada en la estación “Iznalloz (El Frage)”, con 0,105% de los datos. En las provincias de Cádiz, Huelva, Jaén, Málaga y Sevilla, no se detectaron valores anómalos. Del total, en 188 estaciones no se detectó ningún registro sospechoso.

En el test de persistencia, para temperatura máxima, se obtuvo el valor mínimo en la provincia de Sevilla, con 0,378% de los datos marcados, seguido por Almería con 0,406% de los datos. El valor máximo promedio y el máximo por estación se alcanzaron en la provincia de Córdoba, en la estación “Pantano de Guadalmeñato”, con 1,956% y 15,391% de los datos marcados, respectivamente. Del total de estaciones en 59 no se encontraron datos sospechosos. En relación con la temperatura mínima, para el mismo test, fue la provincia de Cádiz la que menor número de datos marcados obtuvo (0,726%), seguido por Sevilla (0,903%). El valor máximo fue alcanzado de nuevo en la provincia de Córdoba con 3,416% de los datos marcados, estando el máximo por estación en la estación de “Felix (CMA)” en Almería, con un 22,467% de los datos marcados. En todas las provincias excepto en Cádiz, el valor promedio de datos marcados como sospechosos en las temperaturas mínimas, era del orden de 2,5 veces superior que en las temperaturas máximas diarias.

Por último, la inspección visual de los datos detectados como sospechosos, llevó a descartar casi el cien por cien (99,75%) de los potencialmente erróneos, de acuerdo con un análisis de la consistencia temporal de las series de datos y la consistencia espacial, aplicado mediante la comparación de los datos sospechosos con los mismos valores para las mismas fechas en las estaciones vecinas. Del total de datos descartados, el 28,26% pertenecían a las estaciones de la provincia de Córdoba, siendo Cádiz la provincia donde menor número de datos se descartó (5,30%). El 95% de los datos detectados fueron eliminados por el test de persistencia (Ecuaciones 7 y 8).

5.1.1. Conclusiones

En el presente apartado se ha aplicado a las series de temperatura máxima y mínima distintos test de control de calidad de datos. Los test de rango fijo no detectaron valores anómalos en ninguna de las 192 series de registros analizadas. El test de rango dinámico ha permitido actualizar los valores de efemérides en todas las provincias de Andalucía, solo siendo necesario eliminar uno valor anómalo en la provincia de Málaga. El test de salto térmico señaló valores anómalos en todas las provincias, siendo Córdoba la que obtuvo el récord de valores. En el test de consistencia interna, compuesto por tres ecuaciones, fue la provincia de Jaén la que obtuvo los valores más altos para las dos primeras ecuaciones. La tercera ecuación, en cambio, detectó muy pocos valores sospechosos, sin haber detectado ningún valor en las provincias de Cádiz, Huelva, Jaén, Málaga y Sevilla. El test de persistencia fue el que mayor volumen de registros marcó como sospechosos, obteniéndose en la provincia de Córdoba los valores más altos, excepto por estación, que en el caso de las temperaturas mínimas se obtuvo el valor máximo de registros marcados en la provincia de Almería. El último paso, la inspección visual, permitió descartar el 99,75% de los datos marcados.

Por tanto, se puede concluir que las series históricas de datos meteorológicos contienen valores erróneos y/o anómalos que deben ser detectados adecuadamente como requisito previo a su utilización en cualquier tipo de análisis científico. Esto resalta la importancia de aplicar diferentes técnicas de control de calidad y procesos de validación de los datos, como herramienta indispensable en todos los estudios, para asegurar la verosimilitud de los resultados obtenidos y las conclusiones que se derivan de ellos.

5.2. Análisis multifractal del rango térmico diario

Para analizar el comportamiento multifractal de la variable rango térmico diario, se han aplicado los formalismos multifractales explicados en el apartado 3.2. A continuación, se muestran solo algunos ejemplos de los resultados obtenidos, los más representativos, con la intención de clarificar y facilitar la interpretación de estos.

5.2.1. Formalismo multifractal de turbulencia

Para analizar el comportamiento fractal de las series de *DTR* se calculó la función exponente escaladora de momentos $K(q)$. En la Figura 5.1, se muestran las gráficas doblemente logarítmicas de los q^{th} momentos de la intensidad de *DTR* (ϵ_λ), para escalas temporales que van desde 1 día ($\lambda=32.768$) a 32.768 días, casi 90 años ($\lambda=1$), frente al ratio de escala (λ) para las estaciones de Cádiz y Montoro (provincia de Córdoba).

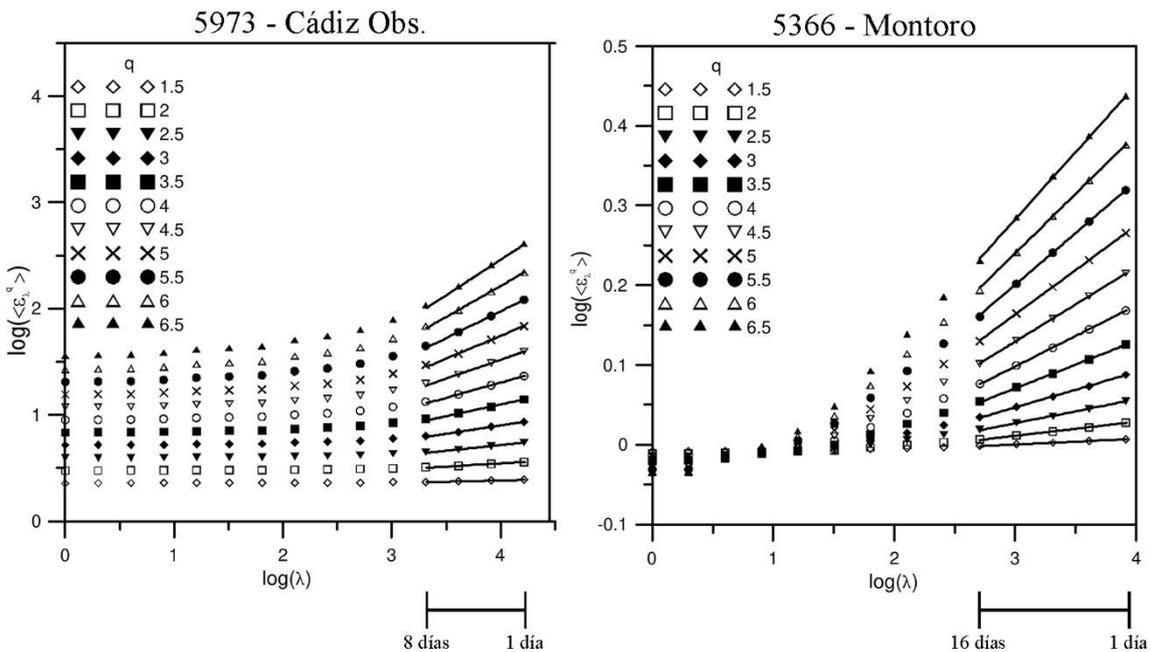


Figura 5.1. Gráfica doble logarítmica de los q^{th} momentos de la intensidad de *DTR* (ϵ_λ) para las escalas temporales de 1 día ($\lambda=32.768$) a 32.768 días (casi 90 años $\lambda=1$) frente al ratio de escala λ para todas las localizaciones.

Los resultados ponen de manifiesto la invarianza de escala de la variable *DTR* en distintos intervalos temporales. El intervalo de escala más frecuente fue de 1 a 8 días, con aproximadamente el 33% de los casos, siendo otros intervalos temporales, de 1 a 16 días y de 4 a 65 días también frecuentes. Con una menor frecuencia, se han obtenido periodos de invarianza de escala para el *DTR* que oscilan entre los 65 y los 130 días (Figura 5.2).

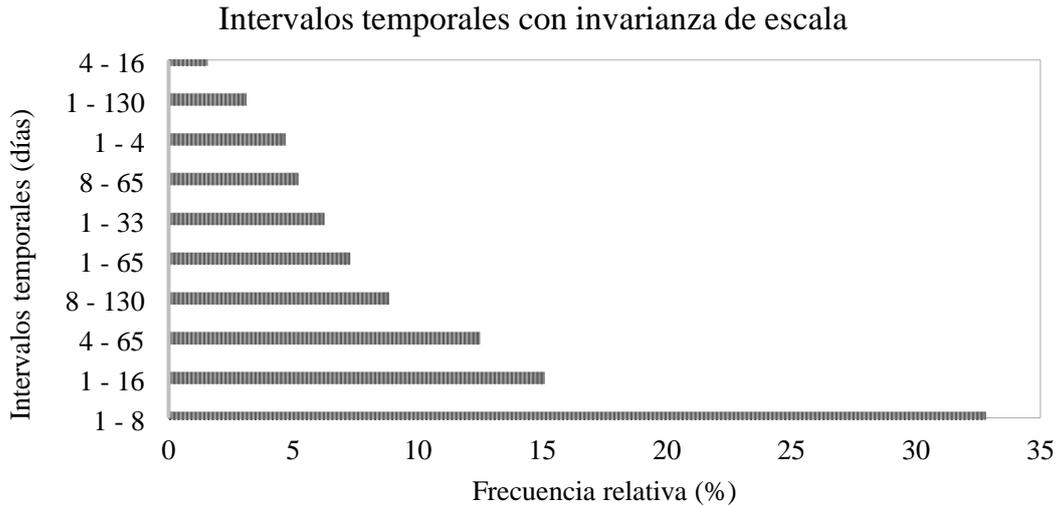


Figura 5.2. Intervalos temporales para los que la variable *DTR* muestra invarianza de escala.

Para los intervalos con invarianza de escala obtenidos en las distintas estaciones, se obtuvo la función exponente escaladora de momentos. La Figura 5.3 muestra la función $K(q)$ obtenida para las escalas de 1 a 8 y de 1 a 16 días para las estaciones de la Figura 5.1. Puede observarse la forma convexa de la función, directamente relacionada con el carácter multifractal del conjunto de datos de *DTR* analizados. Para todos los lugares analizados, se ha comprobado que el comportamiento de la función $K(q)$ alrededor de la media ($q=1$) es similar, siendo $K(1) \approx 0$ (Figura 5.3), cumpliendo la condición de conservación $\langle \varepsilon_\lambda \rangle = 1$ (De Lima y Grasman, 1999).

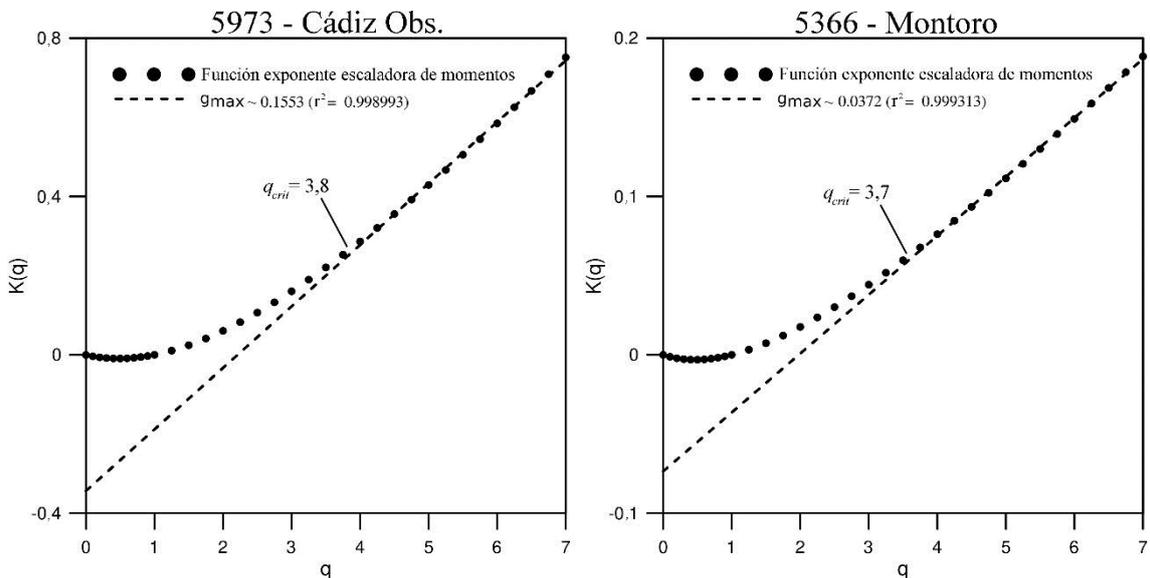


Figura 5.3. Función exponente escaladora de momento $K(q)$ para los dos ejemplos anteriores, indicándose en ambos casos q_{crit} y γ_{max} .

Los valores de los momentos críticos q_{crit} para las funciones $K(q)$ de las estaciones de Cádiz y Montoro son 3,7 y 3,8 respectivamente, siendo éstos los valores de q_{crit} obtenidos

con mayor frecuencia (aproximadamente en un 72% de las estaciones). Los valores del q_{crit} superiores a dos se han relacionado tradicionalmente con un comportamiento multifractal de las variables analizadas (Schertzer et al., 1993, Schertzer y Lovejoy, 1994, Tessier et al., 1996, Garcia-Marin et al., 2008). En la Figura 5.4, se aprecia la distribución de valores para el parámetro q_{crit} para la región analizada.

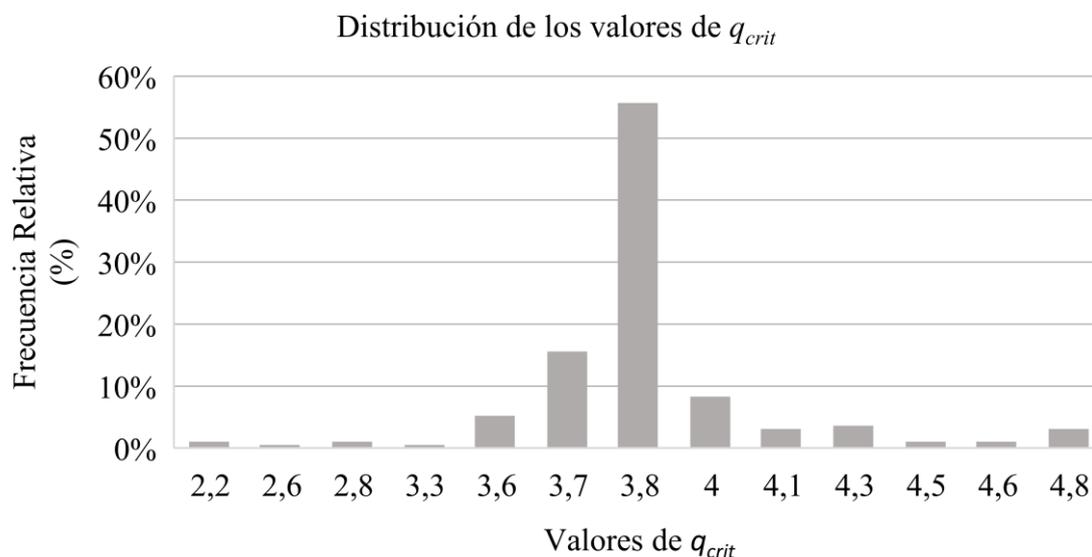


Figura 5.4. Distribución de valores de q_{crit} obtenidos.

Como se puede observar, los valores se encuentran en el intervalo 2,2 – 4,8, siendo por tanto en todos los casos analizados superior a dos.

A partir de la función exponente escaladora de momentos se obtuvo los valores de γ_{max} . Los valores oscilaron entre un valor mínimo de 0,0098 y un valor máximo de 0,1970, para las estaciones “Chirivel (C.H. del Segura)”, y “Faro de Adra” respectivamente, ambas en Almería (Tabla 5.3). Los valores más altos de γ_{max} se relacionan con posibles eventos extremos o raros (Tessier et al., 1993, Boutet, 2000, Veneziano y Furcolo, 2002, Garcia-Marin et al., 2013). De acuerdo con los resultados, y como ya se ha comentado, Almería presentó el valor más alto de la variable (0,1970 - “Faro de Adra”), seguida por Cádiz (0,1550 - “Cádiz, Observatorio”), Málaga (0,1280 - “Aeropuerto”), Huelva (0,0780 - “Almonte (La Mediana)”), Granada (0,0630 - “Montefrío Huerta San Francisco”), Sevilla (0,0620 - “La Roda Andalucía (C. Agric)”), Jaén (0,0530 - “Mancha Real”) y Córdoba (0,0510 - “Montoro (I.N.M.)”). Se puede apreciar como las provincias costeras son las que mostraron los valores más altos para la variable γ_{max} , lo que podría estar relacionado con una mayor concentración de los datos de las series de DTR en menores intervalos (mayor homogeneidad de las series de datos), es decir, una menor variabilidad entre los datos. En la Figura 5.5, se pueden apreciar las diferencias claras en la distribución de los valores de DTR entre dos estaciones, una de ellas situada en zona

costera (estación “Faro de Adra”, en Almería), y otra en zona de interior (estación “Almedinilla”, en Córdoba), siendo los valores para la variable γ_{max} distantes.

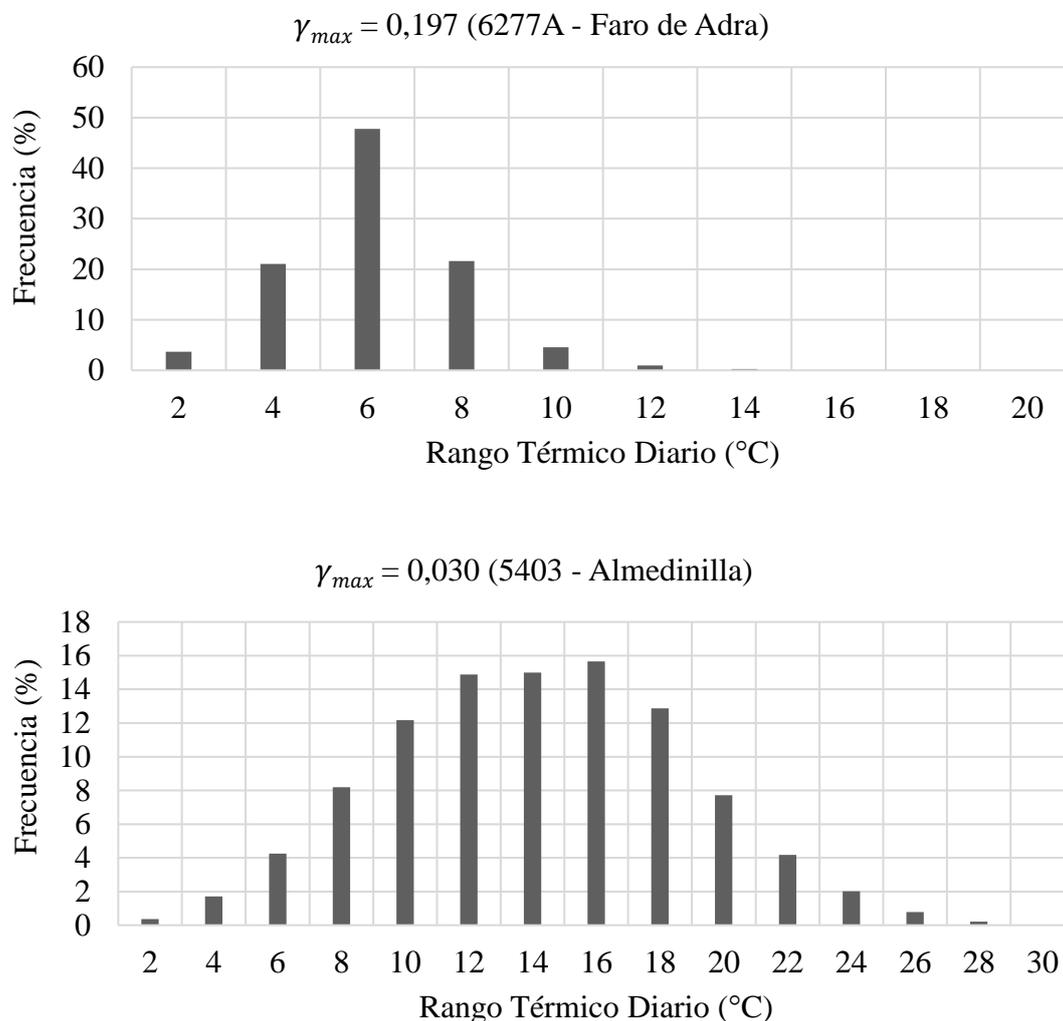


Figura 5.5. Distribución de frecuencias relativas de la variable *DTR* para dos localizaciones, Faro de Adra (Almería) y Almedinilla (Córdoba), con valores distintos para la variable γ_{max} .

Para la región de estudio completa, la Figura 5.6 muestra la distribución espacial de la variable γ_{max} , donde se aprecian de una manera más clara y en general, las diferencias de comportamiento entre las zonas costeras (valores más altos de la variable representado con colores amarillentos a rosáceos) y las zonas de interior (valores bajos representado con colores verdosos) para la variable γ_{max} .

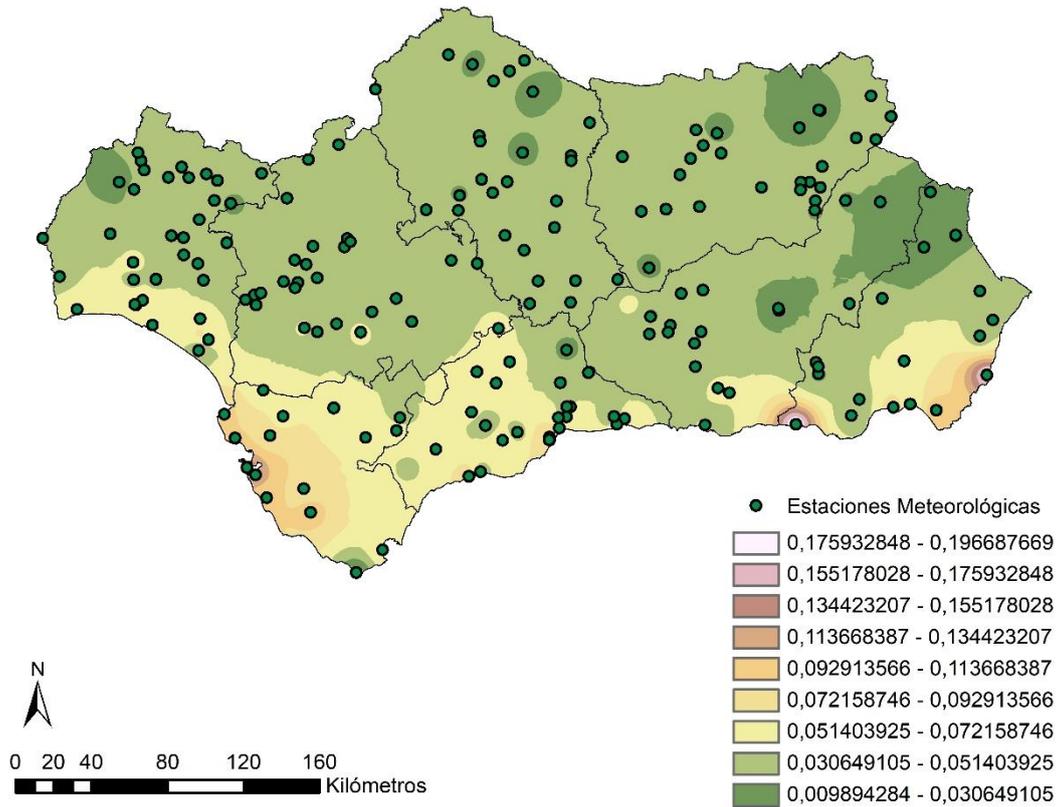


Figura 5.6. Mapa de distribución de los valores de γ_{max} en Andalucía.

Como se puede apreciar en la Figura 5.6, las zonas costeras tienden a presentar valores superiores de la variable γ_{max} en oposición a las zonas de interior, que muestran los valores más bajos. Esta distribución de los valores de γ_{max} , y su relación con el *DTR*, podría explicarse por el efecto amortiguador sobre los regímenes de temperaturas que tienen las grandes masas de agua que limitan con estas zonas, en este caso el Mar Mediterráneo y el Océano Atlántico.

Por el contrario, los valores más bajos para la variable γ_{max} fueron obtenidos en estaciones de interior (color verde oscuro). Aun así, hubo estaciones que aun estando en zonas costeras presentaron valores bajos para la variable, no cumpliendo así con la tendencia generalizada. Estas estaciones fueron Almonte-Acebuche (HU), Tarifa (CA), Torre del Mar-Azucarera (MA), Vélez-Málaga (MA), Salobreña-Guadalfeo (GR), Motril (GR) y La Mojonera (AL) con valores de γ_{max} 0,032, 0,011, 0,063, 0,022, 0,055, 0,035 y 0,029, respectivamente. El comportamiento singular de estas estaciones puede ser muy útil a la hora de llevar a cabo calibraciones regionales de modelos dependientes de la temperatura, y conseguir así una mayor exactitud en el procedimiento. Ejemplo de ello son algunos modelos de radiación solar o evapotranspiración de referencia, que generalmente emplean parámetros geográficos y meteorológicos promedios provenientes de bases de datos históricas (Gavilan et al., 2006, Bandyopadhyay et al., 2008, Liu et al., 2009, Estevez et al., 2012), o información de satélite (Bojanowski et al., 2013).

En este sentido, aparte de la conocida influencia de la cubierta de nubes y las masas de agua cercanas, existen otros factores que tienen su impacto en el *DTR*, como el efecto de la urbanización que puede contribuir a la disminución de *DTR* (Ren et al., 2008, Wang et al., 2012), así como una disminución de la cubierta vegetal o de la emisividad del suelo puede ser la causa de este fenómeno, especialmente en regiones áridas o semiáridas durante los períodos intensos de sequía (Zhou et al., 2010).

En la Tabla 5.3 se muestran los resultados obtenidos para las variables γ_{max} y $K(0)$ para todas las estaciones analizadas.

Tabla 5.3. Caracterización de la función exponente escaladora de momentos para $q=0$, y los valores de γ_{max} para cada estación analizada.

ID	$K(0)$	γ_{max}	ID	$K(0)$	γ_{max}
1	0	0,197041337	97	0	0,036930448
2	0	0,088289697	98	0	0,043492511
3	0	0,049661511	99	0	0,054799854
4	0	0,109746027	100	0	0,060096862
5	0	0,176982683	101	0	0,076919158
6	0	0,009873400	102	0	0,068694512
7	0	0,051413070	103	0	0,039572115
8	0	0,029244929	104	0	0,044190953
9	0	0,023626393	105	0	0,069818136
10	0	0,034337109	106	0	0,040191261
11	0	0,035119535	107	0	0,044960262
12	0	0,040669801	108	0	0,058457606
13	0	0,038242436	109	0	0,040538777
14	0	0,031131332	110	0	0,033701586
15	0	0,059366322	111	0	0,045780643
16	0	0,021081802	112	0	0,050473637
17	0	0,013568421	113	0	0,028753417
18	0	0,044042513	114	0	0,032227143
19	0	0,037443821	115	0	0,024328870
20	0	0,066854385	116	0	0,026493113
21	0	0,155327294	117	0	0,043315690
22	0	0,094034843	118	0	0,029051415
23	0	0,100581134	119	0	0,024649338
24	0	0,034524381	120	0	0,041040777
25	0	0,070333211	121	0	0,029036511
26	0	0,066093801	122	0	0,051885642

ID	$K(0)$	γ_{max}	ID	$K(0)$	γ_{max}
27	0	0,075372309	123	0	0,035797763
28	0	0,102815459	124	0	0,033465464
29	0	0,050565265	125	0	0,029901720
30	0	0,059529052	126	0	0,048925656
31	0	0,094739680	127	0	0,029651403
32	0	0,125529792	128	0	0,043840270
33	0	0,011836048	129	0	0,052960845
34	0	0,049254223	130	0	0,038717862
35	0	0,079818239	131	0	0,035859374
36	0	0,029997005	132	0	0,026720661
37	0	0,042565282	133	0	0,052447443
38	0	0,030887338	134	0	0,035331181
39	0	0,038398920	135	0	0,029961054
40	0	0,040595496	136	0	0,031825058
41	0	0,029109102	137	0	0,030060047
42	0	0,045751144	138	0	0,046663614
43	0	0,031031549	139	0	0,018949026
44	0	0,038935479	140	0	0,022802469
45	0	0,034845522	141	0	0,039092423
46	0	0,036642827	142	0	0,039885853
47	0	0,042942104	143	0	0,071163057
48	0	0,037384916	144	0	0,032011128
49	0	0,034069081	145	0	0,029584118
50	0	0,032506950	146	0	0,024571260
51	0	0,031367363	147	0	0,058067518
52	0	0,036157423	148	0	0,033607141
53	0	0,037207523	149	0	0,073131120
54	0	0,050513755	150	0	0,057437968
55	0	0,027616881	151	0	0,056846961
56	0	0,022020941	152	0	0,127987212
57	0	0,034308260	153	0	0,102269322
58	0	0,036533505	154	0	0,096941398
59	0	0,038936470	155	0	0,054350967
60	0	0,031986650	156	0	0,035357322
61	0	0,033405719	157	0	0,050523107
62	0	0,021402058	158	0	0,035601919

ID	$K(0)$	γ_{max}	ID	$K(0)$	γ_{max}
63	0	0,024880743	159	0	0,103537411
64	0	0,032251792	160	0	0,072997397
65	0	0,029210474	161	0	0,042041870
66	0	0,032442381	162	0	0,051996821
67	0	0,035661810	163	0	0,055782158
68	0	0,042654060	164	0	0,063684948
69	0	0,036109725	165	0	0,021285817
70	0	0,029323418	166	0	0,040186796
71	0	0,024174978	167	0	0,029887114
72	0	0,031314357	168	0	0,042929080
73	0	0,027496597	169	0	0,032361102
74	0	0,024553267	170	0	0,045496491
75	0	0,043213981	171	0	0,038937700
76	0	0,058775011	172	0	0,035586846
77	0	0,051174947	173	0	0,036574892
78	0	0,030594202	174	0	0,039377079
79	0	0,040467957	175	0	0,045911153
80	0	0,055270594	176	0	0,044344558
81	0	0,036506655	177	0	0,036392055
82	0	0,028505636	178	0	0,031928380
83	0	0,032427064	179	0	0,042361428
84	0	0,061199405	180	0	0,062342818
85	0	0,052891346	181	0	0,056158447
86	0	0,037327675	182	0	0,041730807
87	0	0,028293588	183	0	0,039473763
88	0	0,045665350	184	0	0,056519014
89	0	0,029072079	185	0	0,036447627
90	0	0,038709950	186	0	0,043937487
91	0	0,032740532	187	0	0,047256105
92	0	0,014394143	188	0	0,034163648
93	0	0,037805606	189	0	0,032539391
94	0	0,040897767	190	0	0,047847351
95	0	0,043989179	191	0	0,043937373
96	0	0,034778982	192	0	0,049264463

En la Figura 5.7 se muestra el valor promediado de la variable γ_{max} para las distintas provincias de Andalucía.

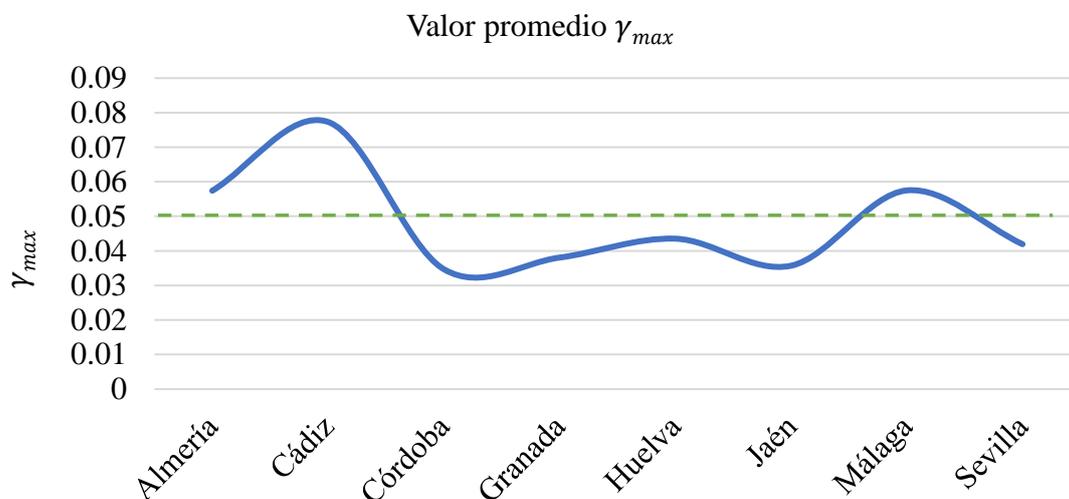


Figura 5.7. Variación de la variable γ_{max} promediada por provincia.

Se aprecia la diferencia de comportamiento comentado anteriormente, como las provincias con mayor influencia marítima/oceánica son las que arrojaron valores superiores para la variable γ_{max} , exceptuando la provincia de Huelva, que, aunque muestra un valor superior al resto de provincias no se diferencia claramente.

En la Tabla 5.3 también se muestran los valores de $K(0)$, siendo cero para todas las series de DTR analizadas. Los valores de la función $K(q)$ para $q = 0$ están relacionados con la presencia de valores cero en las series de datos. Cuando el valor de $K(0) = 0$ corresponde a la ausencia de ceros en la serie de datos analizada, siendo en el presente trabajo cero en todas las estaciones analizadas, estando este resultado de acuerdo con la variable, al suponer un valor igual cero la misma temperatura máxima y mínima en el día, y además de acuerdo también con los resultados de control de calidad de los datos. Teniendo en cuenta estos valores (Tabla 5.3), la dimensión fractal D es igual a 1 para todos los sitios, por lo que todas las series de datos de DTR pueden considerarse "saturadas" (De Lima y De Lima, 2009, Garcia-Marin et al., 2013), es decir, con datos en todos los intervalos temporales analizados.

5.2.2. Espectro multifractal

El comportamiento fractal de las series de datos validadas de la variable DRT en Andalucía, se ha analizado también mediante los valores de los parámetros obtenidos a partir del espectro de $Renji$ (Ecuaciones 19 y 20). La Figura 5.8 muestra el valor de la

función de dimensión fractal generalizada D_q para valores de q que oscilan entre -10 y 10, para los mismos lugares mostrados en la Figura 5.5. Se observa la forma decreciente de la curva D_q para las estaciones representadas, lo que confirma la naturaleza multifractal de las series de la variable DTR , cumpliéndose por tanto la condición $D_0 > D_1 > D_2$. El valor de D_0 ha sido 1 para todas las localizaciones, lo que coincide con la característica unidimensional de la serie analizada, y en concordancia también con los valores de $K(0)$ obtenidos previamente.

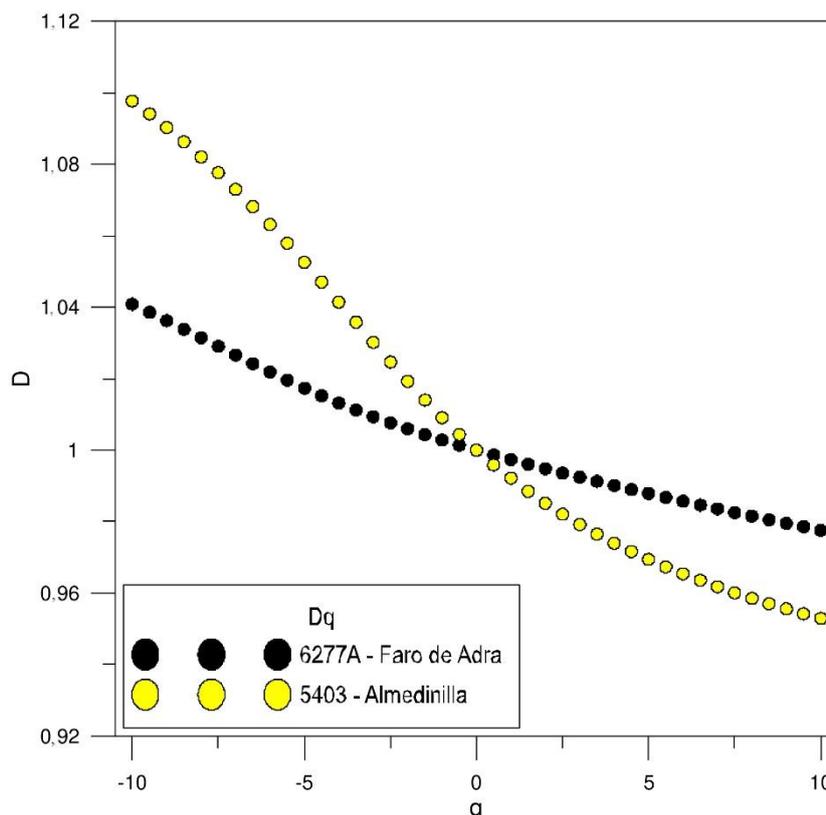


Figura 5.8. Función de la dimensión fractal generalizada D_q para las estaciones 6277A (Faro de Adra, Almería) y 5403 (Almedinilla, Córdoba).

Para todas las series de datos analizadas, la Tabla 5.4 muestra los valores de D_1 . El valor de la dimensión D_1 mide el grado de heterogeneidad de los datos (Davis et al., 1994), y caracteriza la distribución e intensidad de las singularidades con respecto a la media (Ariza-Villaverde et al., 2013).

El valor más bajo de D_1 se ha obtenido en la estación “Felix (CMA)” en Almería, con un valor de 0,982191, mostrando una distribución más dispersa de singularidades que en el resto de las series, para los cuales se obtuvieron valores superiores de D_1 (Tabla 5.4) y una mayor homogeneidad en la distribución de las singularidades. El valor más alto de D_1 se obtuvo también en la provincia de Almería, en esta ocasión en “Vera (Inst. Laboral)” alcanzando un valor de 0,998921. Este comportamiento está de acuerdo con los resultados mostrados en la Figura 5.5 para los valores de γ_{max} y su interpretación, donde la estación

que alcanzó el mayor valor de γ_{max} (“Faro de Adra” (Almería)), y por tanto con mayor homogeneidad en su serie de datos, también presentó un valor de D_I superior que la estación que presentó el valor de γ_{max} más pequeño (“Almedinilla” (Córdoba)), con un valor de D_I de 0,992171.

Tabla 5.4. Valores de las variables D_I y MD para cada estación.

ID	D_I	MD	ID	D_I	MD
1	0,997351	0,029493	97	0,991892	0,081930
2	0,998619	0,014559	98	0,995092	0,056125
3	0,998905	0,011129	99	0,997642	0,025177
4	0,996856	0,035799	100	0,996585	0,041938
5	0,996962	0,049693	101	0,996797	0,039335
6	0,986736	0,146616	102	0,996261	0,042615
7	0,996387	0,043923	103	0,992395	0,084293
8	0,997038	0,035229	104	0,993364	0,072948
9	0,994617	0,060722	105	0,993314	0,083705
10	0,996150	0,038453	106	0,992773	0,071820
11	0,996787	0,032899	107	0,992504	0,073466
12	0,982191	0,159106	108	0,993064	0,073448
13	0,986295	0,124341	109	0,994475	0,061386
14	0,994183	0,065457	110	0,992708	0,078199
15	0,996889	0,044236	111	0,994062	0,064514
16	0,984539	0,137950	112	0,993587	0,075061
17	0,987738	0,121118	113	0,987467	0,121738
18	0,994545	0,060227	114	0,993816	0,067597
19	0,998921	0,010977	115	0,989755	0,096810
20	0,993259	0,072230	116	0,993846	0,068428
21	0,997176	0,028213	117	0,992505	0,087024
22	0,995886	0,050555	118	0,986203	0,149178
23	0,996649	0,033792	119	0,992895	0,069233
24	0,990267	0,091768	120	0,993679	0,065426
25	0,996110	0,043078	121	0,992364	0,073862
26	0,996412	0,037970	122	0,991753	0,079540
27	0,994420	0,061920	123	0,986538	0,132864
28	0,994137	0,073025	124	0,989056	0,098585
29	0,994412	0,057844	125	0,993016	0,069804
30	0,994880	0,053292	126	0,994676	0,066787

APLICACIÓN Y RESULTADOS

ID	<i>D₁</i>	<i>MD</i>	ID	<i>D₁</i>	<i>MD</i>
31	0,995405	0,054327	127	0,992903	0,070419
32	0,997460	0,026718	128	0,993702	0,065720
33	0,993010	0,062015	129	0,994672	0,054202
34	0,992723	0,080476	130	0,993753	0,068470
35	0,993952	0,068628	131	0,992480	0,077481
36	0,992171	0,083172	132	0,988499	0,107604
37	0,993510	0,067103	133	0,992014	0,079485
38	0,991447	0,090491	134	0,992005	0,086123
39	0,994529	0,060592	135	0,991041	0,084926
40	0,993409	0,069439	136	0,991303	0,093370
41	0,993110	0,073133	137	0,989857	0,094842
42	0,994381	0,062129	138	0,991397	0,086144
43	0,994121	0,065575	139	0,992203	0,095070
44	0,995216	0,053949	140	0,991581	0,088318
45	0,993019	0,070490	141	0,994615	0,058387
46	0,993186	0,071175	142	0,993069	0,077716
47	0,993953	0,065830	143	0,997576	0,027094
48	0,994030	0,062207	144	0,995675	0,045704
49	0,994048	0,061134	145	0,993313	0,070055
50	0,991078	0,113553	146	0,996147	0,050076
51	0,994474	0,059226	147	0,995980	0,079040
52	0,993424	0,065515	148	0,996281	0,042854
53	0,996148	0,043075	149	0,996963	0,040100
54	0,993844	0,074102	150	0,991872	0,112126
55	0,992787	0,068212	151	0,993342	0,093573
56	0,991216	0,149218	152	0,997897	0,022649
57	0,994001	0,065491	153	0,997599	0,025662
58	0,991577	0,091928	154	0,994671	0,055318
59	0,993302	0,071445	155	0,994932	0,057412
60	0,993763	0,068854	156	0,988481	0,104152
61	0,994433	0,061436	157	0,991072	0,154408
62	0,991955	0,089161	158	0,995076	0,052615
63	0,993125	0,076659	159	0,997609	0,026494
64	0,995455	0,048487	160	0,993837	0,073998
65	0,994212	0,067819	161	0,996771	0,049521
66	0,992593	0,080511	162	0,990685	0,093664

ID	D_1	MD	ID	D_1	MD
67	0,993886	0,068004	163	0,993024	0,073021
68	0,995548	0,047603	164	0,997479	0,028137
69	0,996431	0,036182	165	0,994137	0,090975
70	0,994910	0,051682	166	0,995289	0,051811
71	0,993747	0,063607	167	0,991130	0,111507
72	0,994943	0,051908	168	0,993991	0,067340
73	0,990816	0,085675	169	0,985215	0,210210
74	0,994013	0,060568	170	0,994446	0,063388
75	0,994885	0,054572	171	0,994312	0,057777
76	0,997981	0,020503	172	0,993432	0,074891
77	0,996496	0,036142	173	0,994298	0,067214
78	0,995487	0,048448	174	0,993096	0,081085
79	0,992658	0,078141	175	0,993715	0,069150
80	0,995678	0,044760	176	0,995632	0,048594
81	0,995433	0,051416	177	0,995111	0,058217
82	0,992705	0,072484	178	0,993141	0,086467
83	0,994422	0,065780	179	0,992909	0,071909
84	0,993775	0,074542	180	0,994851	0,058538
85	0,994803	0,059148	181	0,994627	0,064314
86	0,990584	0,123821	182	0,994741	0,058211
87	0,991564	0,114835	183	0,993462	0,071489
88	0,995807	0,046114	184	0,996038	0,042398
89	0,988441	0,122147	185	0,993565	0,065683
90	0,985526	0,137739	186	0,994941	0,051176
91	0,994237	0,065242	187	0,995974	0,041591
92	0,983833	0,148689	188	0,993670	0,067182
93	0,992651	0,072508	189	0,996497	0,035617
94	0,991947	0,081790	190	0,994754	0,056986
95	0,994573	0,057494	191	0,994150	0,068291
96	0,994057	0,059089	192	0,993563	0,072741

A partir de la función D_q , se obtuvo el espectro multifractal $f(\alpha)$ (Ecuaciones 19 y 20) para todas las estaciones. A modo de ejemplo, la Figura 5.9 muestra el espectro para las estaciones Faro de Adra (Almería) y Almedinilla (Córdoba), presentando forma de parábola invertida en ambos casos.

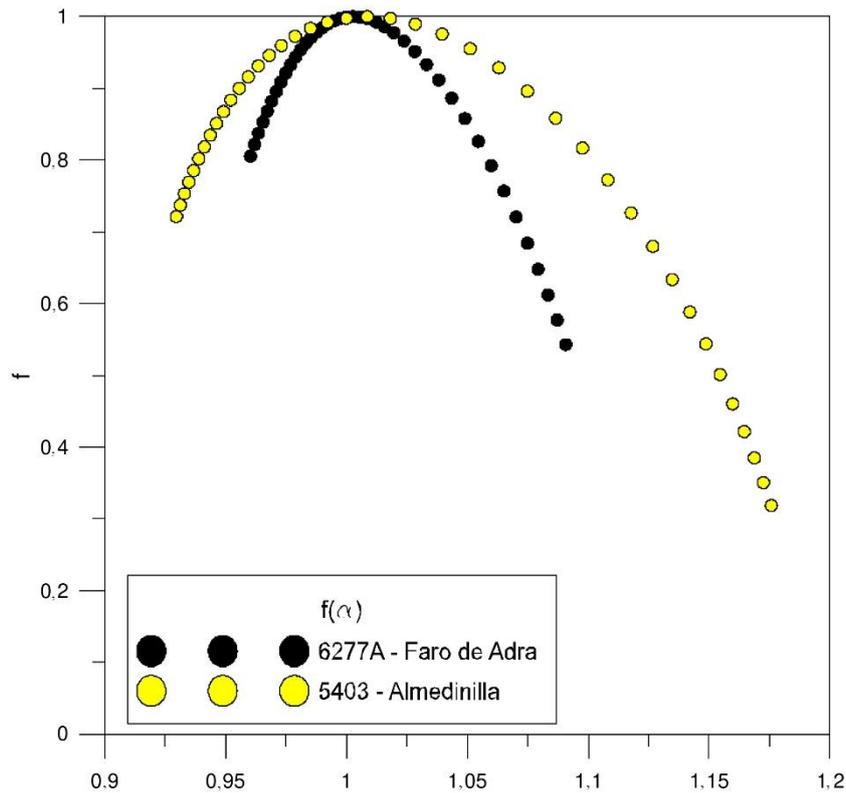


Figura 5.9. Espectro multifractal $f(\alpha)$ para las estaciones 6277A (Faro De Adra - Almería) y 5403 (Almedinilla - Córdoba).

Puede observarse que ambos espectros multifractales presentan un mayor número de puntos en las ramas derechas, lo que puede atribuirse a la sensibilidad de las series temporales a las fluctuaciones locales con valores de la variable muy elevados (Kalamaras et al., 2017). Este comportamiento es especialmente importante en las zonas de interior, donde los valores de DTR no son homogéneos (Figura 5.5). Considerando los valores de α_0 , α_{min} y α_{max} , se puede obtener el valor de asimetría “A”, siendo 0,488 para Almedinilla y 0,539 para la estación de Faro de Adra. Esos valores corresponden a un espectro sesgado a la derecha ($A < 1$) (Macek et al., 2012, 2014). En el caso de Faro de Adra el valor es mayor que el obtenido para Almedinilla, mostrando de nuevo una mayor concentración de valores DTR en las zonas costeras.

El espectro permite conocer el grado de multifractalidad (MD) de las series (Telesca y Lovallo, 2011). El grado de multifractalidad (MD) se puede obtener a partir de la anchura (w) del espectro (a mayor anchura del espectro, mayor será el grado de multifractalidad), siendo cero para los conjuntos monofractales (Maity et al., 2015), o directamente a partir de la función D_q . De acuerdo con Telesca et al. (2004), la anchura del espectro puede ser obtenida mediante la función D_q , calculada como la diferencia entre los valores D_{-5} y D_5 . Para valores mayores de MD , mayor grado de heterogeneidad en los datos. Para todas las localizaciones, la Tabla 5.4 muestra el valor de MD , con un valor mínimo de 0,010977 y

un máximo de 0,210210, correspondientes a las estaciones “Vera (Inst. Laboral)” de Almería y “Aznalcazar (Dehesa Nueva)” de Sevilla respectivamente. Las diferencias obtenidas del grado de multifractalidad para las distintas series de *DTR* analizadas pueden ser útiles para distinguir entre lugares con una estructura de datos más simple (valores altos y bajos de *MD* respectivamente). Los valores más elevados de *MD* corresponden a procesos más ricos (Burgueno et al., 2014). Por tanto, las series de datos de aquellas de estaciones que presentan valores superiores del *MD* son más complejas que aquellas que tienen valores de *MD* inferiores.

A partir de la forma del espectro multifractal ($f(\alpha)$) también se puede obtener información sobre las características de las series de datos (Serrano et al., 2013). Cuanto más redondeado y mayor anchura presente el espectro, mayor variabilidad en la distribución de los valores. En el ejemplo dado, la estación “Almedinilla” es la que presenta una mayor variabilidad en la distribución de los valores, estando este resultado de acuerdo con el obtenido con el γ_{max} y representado en la Figura 5.5.

5.2.3. Conclusiones

El comportamiento multifractal de las 192 series de datos de *DTR* en la región de Andalucía ha sido analizado a partir de la función escaladora de momentos y a partir de la función de dimensión generalizada y del espectro multifractal.

La invarianza de escala de las series de datos de *DTR* fue analizada, siendo de 1 a 8 días y de 1 a 16 días los dos intervalos más repetidos. La obtención de la función exponente escaladora de momento $K(q)$, permitió conocer el carácter multifractal de las series de datos, siendo encontrado este comportamiento también mediante la aplicación de la función de dimensión generalizada. Las diferencias en los valores para las zonas de costa y zonas de interior fueron puestas en evidencia por los valores de los factores γ_{max} y D_I obtenidos. Una alta variabilidad en los valores de *DTR* condujo a valores bajos de γ_{max} , mientras que para aquellos sitios donde se espera una alta concentración de valores de *DTR* en intervalos bajos, se encontraron valores altos de γ_{max} . Se encontró el mismo comportamiento de acuerdo con los valores obtenidos para la dimensión fractal D_I . Estos resultados parecen estar inicialmente relacionados con el efecto amortiguador del Mar Mediterráneo y el Océano Atlántico sobre las temperaturas, aunque este trabajo revela que varios lugares costeros exhiben un comportamiento singular. En general, la influencia de la cubierta vegetal, los aerosoles atmosféricos, la precipitación o los períodos de sequía son factores que también afectan a los valores de *DTR*. Este hallazgo puede tener un gran impacto en los modelos para la estimación de la radiación solar o evapotranspiración de referencia basados en medidas de temperatura, ya que mejorarían la calibración regional

de sus ecuaciones utilizando parámetros de caracterización multifractal en lugar de la parametrización convencional.

En este sentido, las estaciones con un comportamiento multifractal similar podrían agruparse para mejorar la precisión de los coeficientes de calibración utilizados por estos modelos, ya que solo suelen considerar características geográficas. En una región árida o semiárida como el sur de España, la mejora en la estimación de los valores de evapotranspiración de referencia, necesarios para el cálculo de las demandas de agua del cultivo, es crucial para la optimización de la gestión de recursos tan limitados como el recurso hídrico. Lo mismo ocurre con la radiación solar, como variable extremadamente importante en regiones como esta, por ejemplo, en el área de la energía donde destacan por su muy alto potencial en el desarrollo de energía solar renovable.

También se obtuvo información de gran importancia sobre la serie de datos *DTR* y su distribución geográfica a partir del espectro multifractal. Aquellos espectros multifractales que mostraban una forma redonda y ancha, eran característicos de estaciones con alta variabilidad en sus datos de *DTR*, situados en áreas interiores. La complejidad de los conjuntos de datos de estas áreas también fue descrita por los valores obtenidos para su grado multifractal, más alto que los obtenidos en ubicaciones costeras.

Dado que proporcionan información sobre los procesos *DTR* que la estadística convencional no puede describir, todos los parámetros multifractales obtenidos en este trabajo pueden ser muy útiles como variables de entrada en muchos estudios de simulación, como los relacionados con el cambio climático, la hidrología, los modelos de cultivos, o la cuantificación regional del clima, entre otros.

5.3. Análisis regional de frecuencias del rango térmico en Andalucía

5.3.1. Regionalización de las series de *DTR* diario

El ARF se ha llevado a cabo de acuerdo con la metodología descrita en el apartado 3.3. Para ello, en primer lugar, se han calculado los cinco primeros momentos lineales, así como los coeficientes lineales de variación, sesgo y curtosis para todas las series de *DTR* existentes (Tabla 5.5).

Tabla 5.5. Valores de los Momentos-L para la variable *DTR* diario de las estaciones analizadas en Andalucía.

ID	$L_1(\mu)$	$L_2(\sigma)$	$L_2/L_1(C_v)$	$L_3(C_s)$	$L_4(C_k)$	$L_5(\lambda_5)$
1	5,41	0,9959	0,1841	0,0510	0,1820	0,0358
2	7,07	1,1842	0,1675	0,0452	0,1212	0,0219
3	8,72	1,2940	0,1484	0,0211	0,1375	0,0136
4	7,82	1,4255	0,1823	0,0198	0,1075	0,0160
5	6,67	1,5694	0,2353	0,0494	0,1121	0,0272
6	10,46	2,5145	0,2404	0,0750	0,1388	0,0272
7	12,51	2,2155	0,1771	-0,0589	0,1155	0,0005
8	8,55	1,4210	0,1662	0,0307	0,1572	0,0115
9	9,69	1,9980	0,2062	-0,0045	0,0982	0,0076
10	9,22	1,7305	0,1877	0,0150	0,1336	0,0060
11	9,94	1,7494	0,1760	-0,0016	0,1340	0,0041
12	9,34	2,7693	0,2965	0,0676	0,0511	0,0251
13	7,35	1,9381	0,2637	-0,0260	0,0414	0,0555
14	13,09	2,5329	0,1935	-0,0444	0,1120	0,0129
15	13,74	2,5378	0,1847	-0,0600	0,1043	0,0003
16	12,36	2,8762	0,2327	-0,0100	0,0593	0,0056
17	10,66	2,4795	0,2326	0,0616	0,0678	-0,0036
18	12,07	2,4019	0,1990	-0,0502	0,0914	0,0046
19	10,50	1,2170	0,1159	0,0773	0,1614	0,0202
20	7,47	1,9295	0,2583	0,0806	0,1209	0,0281
21	6,22	1,4654	0,2356	0,1333	0,0990	0,0229
22	11,06	2,3657	0,2139	0,0149	0,1004	0,0143
23	10,18	2,0849	0,2048	0,0651	0,0907	0,0239
24	9,03	2,1121	0,2339	0,0208	0,0904	0,0219
25	12,21	2,3211	0,1901	0,0113	0,1084	0,0030

ID	L₁ (μ)	L₂ (σ)	L₂/L₁ (C_v)	L₃ (C_s)	L₄ (C_k)	L₅ (λ_5)
26	12,37	2,4431	0,1975	-0,0024	0,0829	0,0035
27	10,26	2,2767	0,2219	0,0603	0,1142	0,0128
28	10,66	2,4337	0,2283	0,0323	0,1004	0,0139
29	11,96	2,3717	0,1983	-0,0035	0,0908	0,0071
30	12,44	2,5987	0,2089	-0,0003	0,0988	0,0045
31	9,97	2,0488	0,2055	0,0473	0,0631	0,0156
32	7,68	1,5821	0,2060	0,0778	0,1006	0,0238
33	5,04	1,3744	0,2727	0,1118	0,0982	0,0350
34	12,77	2,6076	0,2042	0,0681	0,0962	0,0141
35	9,48	2,3245	0,2452	0,0070	0,0812	0,0077
36	13,61	2,6567	0,1952	0,0088	0,1012	0,0083
37	15,87	3,0661	0,1932	-0,0687	0,1023	0,0067
38	11,29	2,2986	0,2036	-0,0127	0,0925	0,0021
39	15,81	3,1889	0,2017	-0,0360	0,0854	0,0081
40	14,03	2,8691	0,2045	-0,0480	0,0657	0,0062
41	14,25	2,8643	0,2010	-0,0340	0,0844	-0,0097
42	13,12	2,6345	0,2008	-0,0489	0,0883	0,0086
43	12,88	2,4949	0,1937	-0,0872	0,0750	0,0045
44	14,15	2,7168	0,1920	-0,0582	0,0898	0,0084
45	12,46	2,7063	0,2172	-0,0066	0,0762	-0,0039
46	13,17	2,6656	0,2024	-0,0539	0,0661	-0,0049
47	13,39	2,7557	0,2058	-0,0653	0,0589	0,0051
48	14,77	2,9673	0,2009	-0,0285	0,0903	-0,0016
49	15,74	3,0158	0,1916	-0,0483	0,0776	-0,0029
50	12,53	2,4459	0,1952	-0,0205	0,1017	0,0007
51	14,26	2,6780	0,1878	-0,0865	0,0845	0,0018
52	12,04	2,4273	0,2016	-0,0366	0,0713	0,0018
53	13,71	2,2855	0,1667	-0,0648	0,1073	-0,0062
54	15,77	3,2234	0,2044	-0,0667	0,0658	0,0024
55	13,28	2,6680	0,2009	-0,0014	0,0815	-0,0049
56	13,91	2,8905	0,2078	-0,0408	0,1052	0,0123
57	16,08	3,2916	0,2047	-0,0633	0,0736	-0,0001
58	10,68	2,2236	0,2082	-0,034	0,0851	0,0089
59	10,91	2,4078	0,2207	-0,0162	0,0721	0,0078
60	11,72	2,1811	0,1861	-0,0743	0,0880	0,0115
61	13,97	2,7730	0,1985	-0,0965	0,0720	0,0077

ID	L₁ (μ)	L₂ (σ)	L₂/L₁ (C_v)	L₃ (C_s)	L₄ (C_k)	L₅ (λ_s)
62	11,22	2,2530	0,2008	-0,0749	0,0702	-0,0128
63	13,23	2,8074	0,2122	-0,0058	0,1214	0,0453
64	15,02	2,6976	0,1796	-0,0543	0,1096	-0,0135
65	12,40	2,5854	0,2085	-0,0942	0,0875	0,0140
66	13,81	2,8656	0,2075	-0,0861	0,0699	0,0075
67	16,23	3,3028	0,2035	-0,0892	0,0701	0,0058
68	15,26	2,8490	0,1867	-0,0950	0,0668	0,0067
69	13,21	2,4055	0,1821	-0,0994	0,0647	0,0093
70	11,78	2,2440	0,1905	-0,0583	0,0697	0,0088
71	13,80	2,5999	0,1884	-0,0185	0,1089	0,0121
72	13,59	2,4584	0,1809	-0,0694	0,0925	0,0030
73	14,35	2,9776	0,2075	0,0211	0,0833	0,0072
74	11,71	2,3092	0,1972	-0,0448	0,0824	-0,0045
75	13,66	2,9519	0,2161	-0,0580	0,0720	0,0063
76	11,75	1,9480	0,1658	-0,0699	0,1317	0,0002
77	10,81	1,8388	0,1701	0,0308	0,1552	0,0018
78	13,72	2,6027	0,1897	-0,0293	0,0967	0,0120
79	15,08	3,2226	0,2137	-0,0530	0,0730	0,0107
80	8,04	1,3563	0,1687	0,1030	0,1318	0,0261
81	11,53	2,2991	0,1994	-0,0291	0,0895	0,0043
82	12,19	2,6355	0,2162	0,0154	0,0857	0,0121
83	14,28	2,5704	0,1800	0,0028	0,1201	0,0070
84	15,51	3,1361	0,2022	-0,0402	0,0866	-0,0035
85	14,66	3,0156	0,2057	-0,0148	0,0875	-0,0014
86	11,88	2,7134	0,2284	0,0198	0,0899	0,0030
87	11,63	2,7679	0,2380	0,0436	0,0888	0,0045
88	13,49	2,2879	0,1696	-0,0749	0,1006	0,0039
89	10,67	2,5107	0,2353	0,0623	0,1058	0,0152
90	11,13	3,0819	0,2769	0,0718	0,0873	0,0208
91	15,53	3,0827	0,1985	-0,0408	0,0916	0,0016
92	14,08	4,0339	0,2865	0,0870	0,0603	0,0163
93	13,07	2,8375	0,2171	0,0059	0,0763	-0,0008
94	12,07	2,6783	0,2219	-0,0035	0,0850	0,0046
95	13,94	2,6305	0,1887	0,0008	0,0827	-0,0082
96	12,60	2,6145	0,2075	0,0170	0,1053	0,0133
97	13,62	3,1639	0,2323	-0,0330	0,0605	0,0077

ID	L₁ (μ)	L₂ (σ)	L₂/L₁ (C_v)	L₃ (C_s)	L₄ (C_k)	L₅ (λ_s)
98	12,50	2,4125	0,1930	-0,0532	0,0870	-0,0039
99	11,22	2,0409	0,1819	-0,0117	0,1015	0,0143
100	11,52	2,0494	0,1779	-0,0284	0,0983	0,0006
101	9,40	1,8120	0,1928	0,0067	0,1088	0,0142
102	10,76	1,8367	0,1707	-0,0308	0,1250	0,0064
103	12,60	2,7560	0,2183	0,0628	0,1100	0,0166
104	13,27	2,9632	0,2233	0,0065	0,0696	-0,0047
105	10,80	2,3479	0,2174	-0,0291	0,1205	0,0162
106	12,48	2,5784	0,2066	-0,0037	0,0878	-0,0072
107	10,80	2,3080	0,2137	0,0330	0,0965	0,0100
108	12,63	2,6574	0,2104	-0,0101	0,0925	-0,0061
109	12,34	2,4557	0,1990	-0,0144	0,1014	0,0074
110	12,92	2,6770	0,2072	-0,0256	0,0852	0,0037
111	11,02	2,1247	0,1928	0,0188	0,1267	0,0013
112	12,03	2,2953	0,1908	-0,0172	0,0993	0,0072
113	11,62	2,7934	0,2404	0,0355	0,0824	0,0069
114	12,19	2,3015	0,1888	-0,0421	0,0795	-0,0057
115	10,50	2,4906	0,2372	0,0315	0,0994	0,0225
116	12,33	2,4117	0,1956	-0,0915	0,0775	0,0050
117	14,71	3,0700	0,2087	-0,0664	0,0749	0,0111
118	11,38	2,8496	0,2504	-0,0034	0,0620	0,0120
119	12,36	2,5078	0,2029	0,0581	0,0899	-0,0039
120	11,62	2,3984	0,2064	0,0264	0,1042	0,0129
121	11,07	2,4708	0,2232	-0,0279	0,0825	0,0144
122	11,26	2,6506	0,2354	0,0262	0,0900	0,0201
123	10,34	2,9242	0,2828	0,0036	0,0780	0,0271
124	9,88	2,4522	0,2482	0,0381	0,1099	0,0237
125	9,12	1,7775	0,1949	0,0053	0,0725	0,0170
126	14,06	2,8176	0,2004	-0,0651	0,0904	0,0010
127	12,00	2,4060	0,2005	-0,0334	0,0701	-0,0050
128	14,43	2,9812	0,2066	-0,0473	0,0762	0,0001
129	11,28	2,2346	0,1981	-0,0337	0,1077	0,0135
130	13,22	2,5501	0,1929	-0,0358	0,0982	0,0079
131	12,97	3,1867	0,2457	-0,0224	0,0575	0,0105
132	15,38	3,4897	0,2269	0,0067	0,0467	0,0053
133	12,89	3,1026	0,2407	-0,0416	0,0424	0,0041

ID	L₁ (μ)	L₂ (σ)	L₂/L₁ (C_v)	L₃ (C_s)	L₄ (C_k)	L₅ (λ_5)
134	11,74	2,8012	0,2386	-0,0217	0,0535	0,0063
135	11,63	2,6202	0,2253	0,0250	0,0978	0,0190
136	11,07	2,5848	0,2335	-0,0063	0,0888	0,0145
137	8,65	2,0206	0,2336	0,0312	0,0598	0,0014
138	13,40	3,1302	0,2336	-0,0388	0,0748	0,0076
139	13,64	2,7730	0,2033	0,0253	0,1504	0,0167
140	11,97	2,6741	0,2234	0,0388	0,0803	-0,0021
141	13,72	2,5821	0,1882	-0,0776	0,0895	0,0000
142	10,22	2,2985	0,2249	-0,0171	0,0802	0,0290
143	7,99	1,3064	0,1635	0,0138	0,1635	0,0215
144	12,07	1,9288	0,1598	0,0016	0,1193	-0,0110
145	8,29	1,8205	0,2196	-0,0185	0,0919	0,0149
146	11,41	2,0584	0,1804	-0,0663	0,1070	-0,0027
147	13,38	2,9142	0,2178	-0,0092	0,0978	0,0015
148	16,01	2,5120	0,1569	-0,0721	0,1222	-0,0087
149	11,85	2,1472	0,1812	-0,0665	0,1255	-0,0016
150	11,92	2,7297	0,2290	0,0787	0,1507	0,0409
151	11,28	3,0174	0,2675	0,0652	0,0775	0,0136
152	9,55	1,7286	0,1810	0,0343	0,1392	0,0179
153	10,40	1,8533	0,1782	0,0175	0,1505	0,0095
154	7,21	1,4269	0,1979	0,1032	0,1516	0,0401
155	9,32	1,8444	0,1979	0,0397	0,1501	0,0318
156	8,69	2,3480	0,2702	0,0883	0,1023	0,0270
157	10,83	2,2754	0,2101	0,0361	0,1636	0,0314
158	8,05	1,6132	0,2004	-0,0036	0,1156	0,0179
159	6,97	1,4198	0,2037	0,0307	0,1349	0,0220
160	10,28	2,3428	0,2279	0,0292	0,1112	0,0193
161	11,83	1,8135	0,1533	0,0692	0,1481	-0,0007
162	7,95	1,9676	0,2475	0,0311	0,0901	0,0395
163	9,92	2,1110	0,2128	0,0407	0,1070	0,0147
164	8,46	1,3942	0,1648	0,0146	0,1397	0,0242
165	10,28	1,9851	0,1931	0,0373	0,1605	0,0313
166	14,33	2,6081	0,1820	-0,0605	0,0856	-0,0060
167	13,83	3,2044	0,2317	0,0458	0,0945	0,0068
168	13,23	2,5693	0,1942	-0,0112	0,1065	0,0011
169	14,50	3,1973	0,2205	-0,0606	0,0954	-0,0090

ID	$L_1(\mu)$	$L_2(\sigma)$	$L_2/L_1(C_v)$	$L_3(C_s)$	$L_4(C_k)$	$L_5(\lambda_5)$
170	14,55	2,7907	0,1918	-0,0262	0,0912	-0,0082
171	12,81	2,4211	0,1890	-0,0140	0,0820	0,0008
172	12,62	2,5846	0,2048	-0,0316	0,0837	-0,0017
173	14,60	2,6484	0,1814	-0,0635	0,0835	-0,0012
174	15,08	2,9994	0,1989	-0,0671	0,0791	-0,0027
175	12,18	2,3252	0,1909	-0,0337	0,0932	-0,0099
176	14,84	2,5703	0,1732	-0,0652	0,0877	-0,0050
177	13,59	2,6093	0,1920	-0,0303	0,0866	-0,0029
178	13,77	2,6452	0,1921	-0,0201	0,0984	-0,0088
179	12,04	2,5344	0,2105	0,0231	0,1081	0,0144
180	13,12	2,6725	0,2037	-0,0247	0,0953	0,0090
181	12,41	2,5391	0,2046	-0,0329	0,0890	-0,0037
182	13,59	2,5481	0,1875	-0,0310	0,0927	-0,0096
183	13,03	2,4822	0,1905	-0,0059	0,1159	0,0063
184	13,51	2,6290	0,1946	-0,0287	0,0738	-0,0007
185	13,29	2,6474	0,1992	-0,0598	0,0794	-0,0019
186	12,12	2,2289	0,1839	-0,0285	0,0896	-0,0093
187	12,84	2,4075	0,1875	-0,0224	0,0860	0,0015
188	12,39	2,3925	0,1931	-0,0096	0,0774	0,0001
189	13,54	2,5483	0,1882	-0,0245	0,0872	-0,0039
190	14,24	2,8694	0,2015	-0,0513	0,0971	0,0024
191	14,00	3,0100	0,2150	-0,0497	0,0811	-0,0029
192	13,66	2,7867	0,2040	-0,0409	0,0874	0,0021

Una vez calculados los Momentos-L y sus ratios, caracterizando así cada serie de datos validada de *DTR*, se procedió a aplicar los test de discordancia y de heterogeneidad, y se analizó la posibilidad de que todas las estaciones formaran una única región homogénea, inicialmente compuesta por las 192 estaciones meteorológicas. Para valorar la discordancia, el valor crítico para regiones con más de 15 lugares es 3, de acuerdo con el valor propuesto por Hosking y Wallis, (1997). Tras la primera aplicación, 12 estaciones no superaron la prueba de discordancia, Félix ($D_i = 4,26$), Faro de Adra ($D_i = 4,25$) y Vera ($D_i = 7,93$) en Almería, Cádiz Obs ($D_i = 3,66$), Rota B.N. ($D_i = 3,53$) y Tarifa ($D_i = 3,23$) en Cádiz, Salobreña - Guadalfeo ($D_i = 4,47$) en Granada, Cabeza Rubias ($D_i = 3,79$) en Huelva, Cazorla – Navas de San Pedro ($D_i = 4,06$) en Jaén, y Málaga – Vivero ($D_i = 3,83$), Colmenar – Torrijos ($D_i = 3,03$) y Pantano del Agujero ($D_i = 3,50$) en Málaga, por tanto, se consideraron discordantes con el resto de las estaciones, por lo que fueron eliminadas del conjunto. De acuerdo con el procedimiento se repitió de nuevo el test de discordancia

con las estaciones restantes. Tras aplicar de nuevo el test de discordancia, se obtuvo un valor superior a tres en 10 estaciones más, Chirivel ($D_i = 3,59$), Los Gallardos ($D_i = 3,12$), Aeropuerto ($D_i = 3,48$) y Almería ($D_i = 3,10$) en Almería, Algeciras ($D_i = 3,74$) en Cádiz, Aroche – El Vínculo ($D_i = 3,85$) en Huelva, Málaga – Las Contadoras ($D_i = 3,79$), Málaga Ciudad ($D_i = 3,37$), Vélez – Málaga ($D_i = 3,06$) y Algarrobo – La Mayora ($D_i = 3,18$) en Málaga (Figura 5.10).

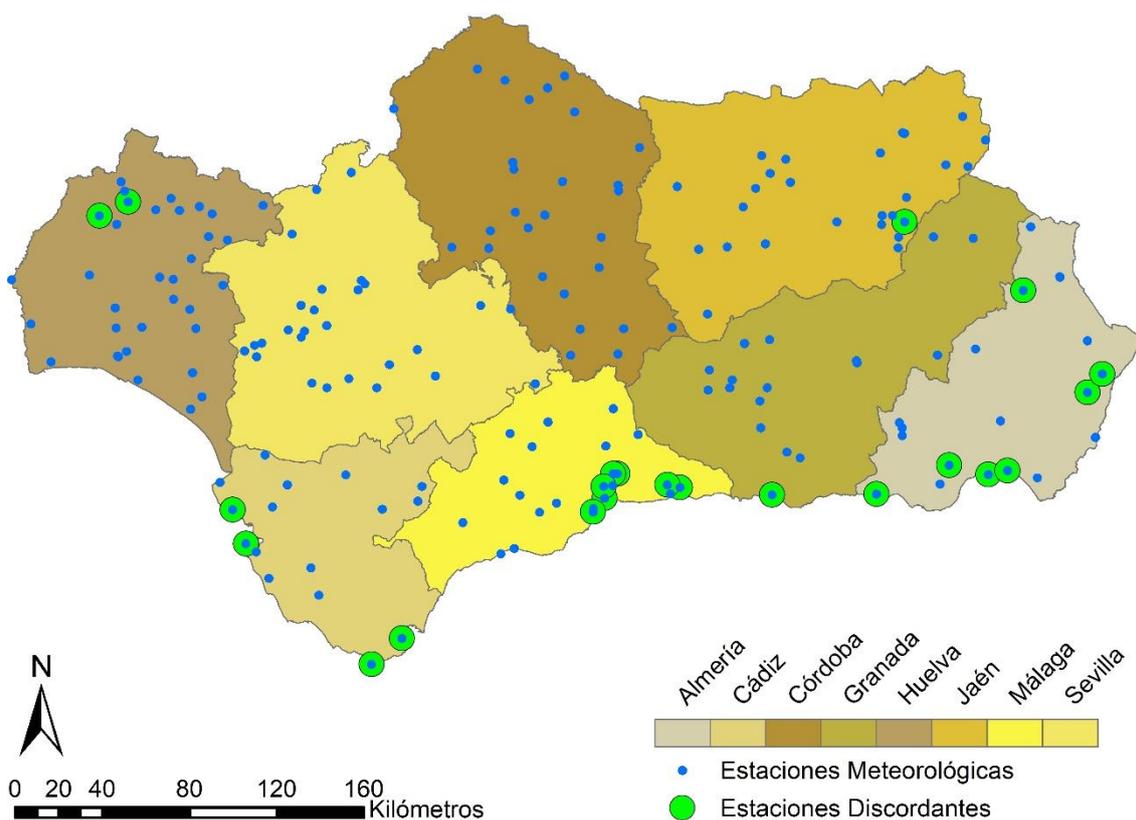


Figura 5.10. Estaciones discordantes de *DTR* para la región formada por las 192 estaciones en los dos primeros análisis de discordancia.

Se puede observar que la localización de las estaciones discordantes, en general, están en zonas con influencia costera. Las zonas costeras presentan un comportamiento distinto para ciertas variables meteorológicas, y en especial, para aquellas dependientes de la temperatura. Las temperaturas máximas y mínimas son más extremas en las zonas continentales que sus iguales de las zonas costeras, lo que se traduce en valores superiores para la variable *DTR*. La continentalidad y la influencia oceánica, junto con otras variables, son factores claves en la caracterización del clima de una región (Vicente-Serrano et al., 2011, Fernandez-Montes et al., 2014).

El análisis de discordancia y posterior eliminación de estaciones discordantes se repitió en 11 ocasiones más, descartándose 26 estaciones discordantes más, lo que supuso un total de 48 estaciones discordantes (Figura 5.11).

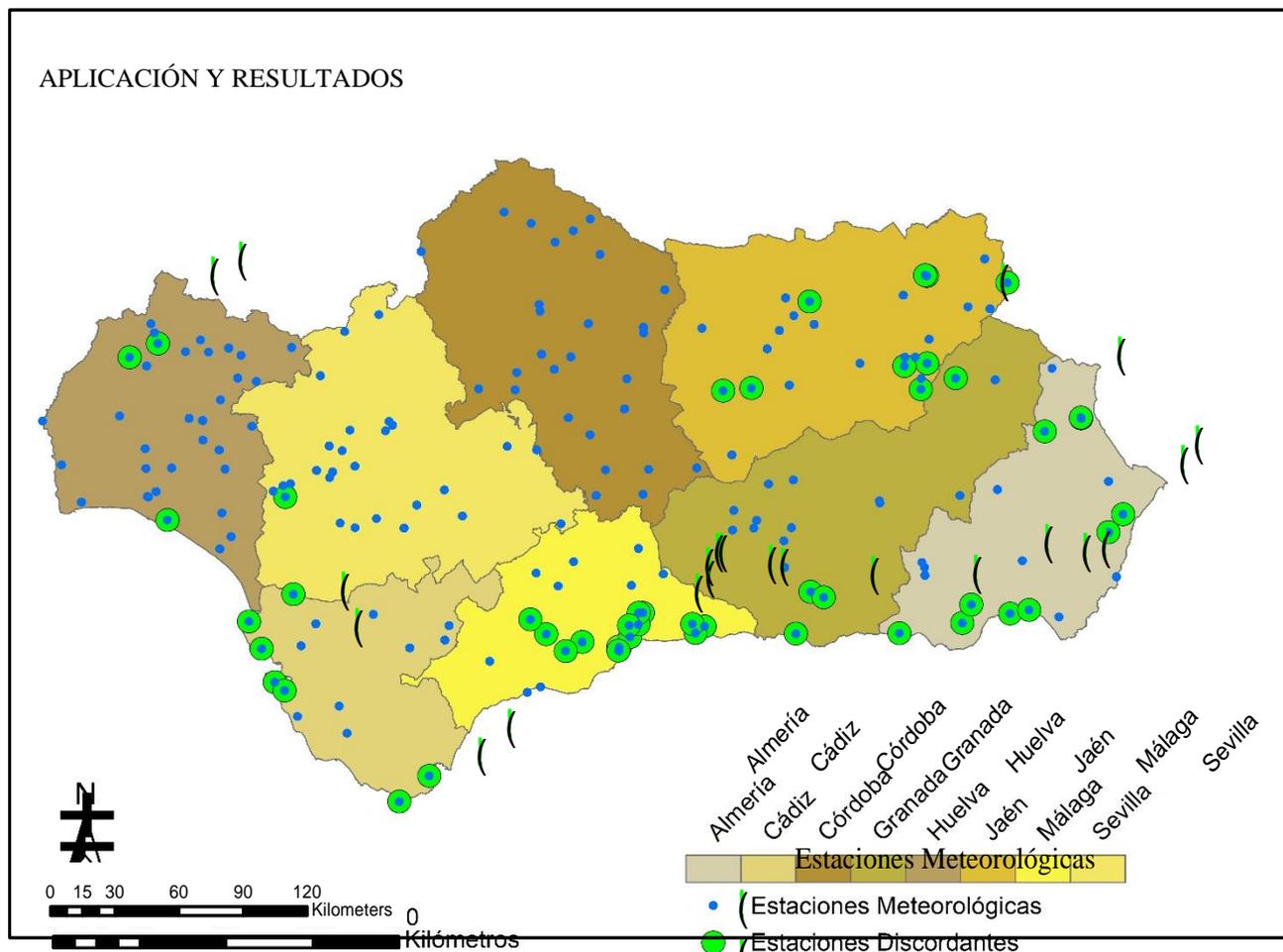


Figura 5.11. Estaciones discordantes en Andalucía para la variable *DTR* diario para una única región de 192 estaciones.

Como se puede observar, de nuevo, el grueso de las estaciones discordantes se ubicó en las provincias con influencia marítima. Aun así, se localizaron otras estaciones discordantes donde la influencia marítima es menor o nula, como aquellas estaciones localizadas en la provincia de Jaén, pero que aun así han sido marcadas como discordantes. De acuerdo con Dai et al. (1999), existen varios factores que pueden dar lugar a distintos comportamientos de la variable *DTR*, estos factores son, una mayor concentración del vapor de agua en la superficie (lo que originaría una reducción de la radiación incidente al ser absorbida parte de ésta por las partículas de agua), las variaciones diurnas de la dirección del viento en la superficie (lo que puede afectar al *DTR* por la advección de las masas de aire con distintas temperatura y humedad), los cambios en el uso del suelo, la presencia de embalses y presas, la nubosidad, la precipitación (aunque en menor medida y principalmente por cambios en la humedad del suelo) y la humedad de suelo, pudiendo tener estos tres últimos factores un impacto de reducción del *DTR* hasta en un 50%. Otros autores como Durre y Wallace (2001) y Sun et al. (2006) también hablan sobre el efecto de la evapotranspiración (*ET*) sobre el *DTR*, con una relación inversa, es decir, para un aumento de la *ET* se produce una disminución del *DTR*.

Aquellas estaciones no costeras marcadas como discordantes, en general, cumplen con algunas de las circunstancias mencionadas (Figura 5.12). Ejemplo de ello son las

estaciones discordantes de la provincia de Jaén, que como se puede apreciar, algunas se encuentran dentro del Parque Natural Sierras de Cazorla, Segura y las Villas, donde se presume una mayor humedad ambiental y del suelo, una mayor *ET* y la presencia de vientos diurnos entre otros fenómenos. Otra de las estaciones se encuentra rodeada de tres embalses, el embalse de Giribailén, embalse de Guadalén y embalse de la Fernandina. En la provincia de Sevilla, la estación discordante se encuentra en la zona de cultivo de arroz, y en el norte de Huelva, las estaciones se encuentran entre el Parque Natural Sierra de Aracena y Picos de Aroche y el Paraje Natural Sierra Pelada y Rivera del Aserrador, es decir, en terreno forestal.

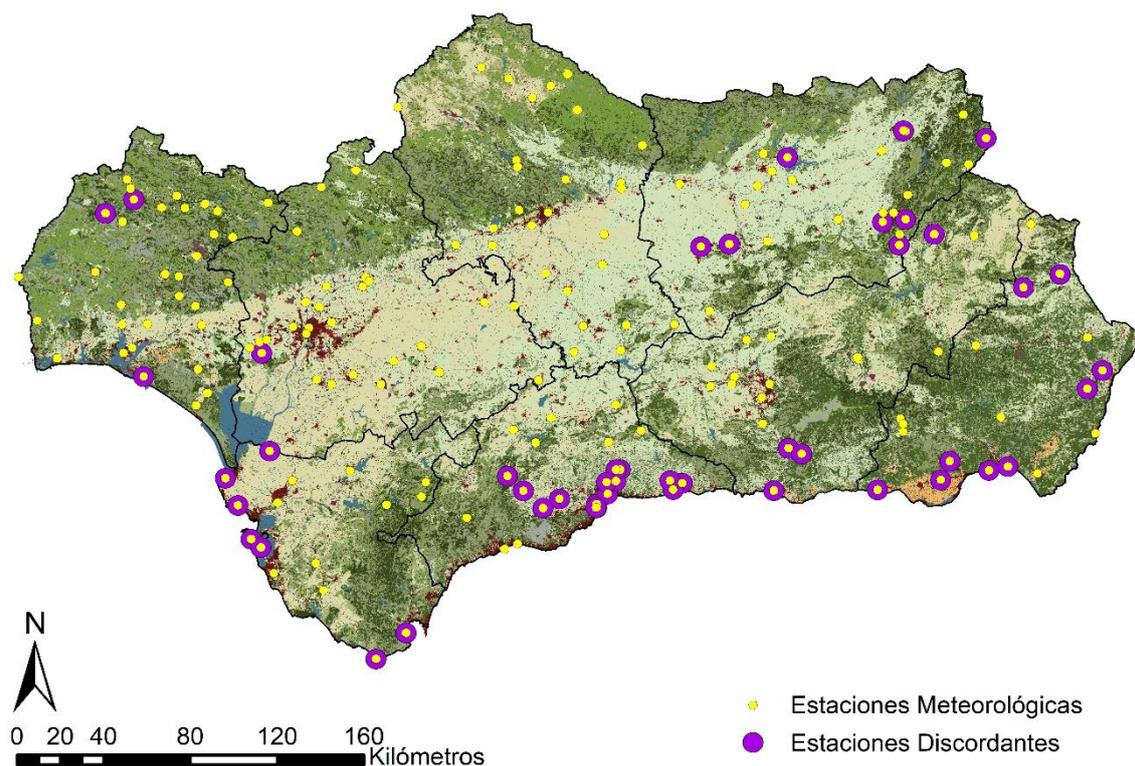


Figura 5.12. Estaciones discordantes en Andalucía para la variable *DTR* sobre el mapa de usos y cobertura de suelo.

Tras descartar las 48 estaciones discordantes, se calculó el estadístico de heterogeneidad (*H*). Según la metodología aplicada, dependiendo del valor que se obtenga, la región se considerará homogénea o heterogénea. Los resultados obtenidos de la aplicación del test fueron 200,43, 188,03 y 170,26, correspondientes a H_1 , H_2 y H_3 , respectivamente. Los tres valores de *H* fueron superiores a 2, por tanto, Andalucía no puede ser considerada homogénea para la variable *DTR*. De acuerdo con Hosking y Wallis (1997), la región debe de ser considerada como “definitivamente heterogénea”.

Dado que Andalucía no se comportó como una región homogénea para la variable *DTR*, se procedió a analizar subconjuntos de estaciones, agrupadas mediante análisis clúster, con algunos de los parámetros obtenidos de ambos análisis multifractales llevados a cabo

previamente como variables de agrupamiento. Del formalismo multifractal de turbulencia se utilizó el valor del γ_{max} (valor del mayor orden de singularidad presente en la muestra) y espectro multifractal, los valores del D_1 (medida del grado de heterogeneidad de los datos), D_2 y del grado de multifractalidad (MD).

Los análisis llevados a cabo a partir de estos parámetros multifractales fueron realizados de manera independiente en función del formalismo, siendo los resultados los que se describen a continuación.

Para el conjunto de parámetros multifractales D_1 , D_2 y MD , la región completa compuesta por las 192 estaciones meteorológicas, se dividió en dos subregiones, la más pequeña compuesta por 31 estaciones y la de mayor tamaño por las 161 restantes. La región formada por las 31 estaciones fue analizada mediante el test de discordancia, no encontrándose estaciones discordantes en la región, siendo el valor de los H estadísticos H_1 , H_2 y H_3 , 109,49, 98,41 y 98,80 respectivamente. En todos los casos, los valores superan dos, por lo que la región de estudio se consideró completamente heterogénea. Aunque los tres parámetros informen sobre la homogeneidad o heterogeneidad de la región, como se comentó en el apartado de los fundamentos teóricos (apartado 3.3), el estadístico H_1 es considerado el más discriminante. A la región formada por las 161 estaciones también se le aplicó el test de discordancia. En el primer análisis se obtuvieron un total de 8 estaciones discordantes, Faro de Adra ($D_i = 4,92$) y Vera ($D_i = 8,44$) en Almería, Cádiz Obs ($D_i = 4,49$), Rota B.N. ($D_i = 3,84$), Tarifa ($D_i = 6,00$), y Algeciras ($D_i = 5,19$) en Cádiz, Salobreña - Guadalfeo ($D_i = 4,13$) en Granada, y Pantano del Agujero ($D_i = 3,34$) en Málaga, las cuales coinciden casi en su totalidad con las discordantes del análisis de las 192 estaciones. Estas estaciones fueron eliminadas de esta región y el procedimiento volvió a repetirse con las 153 estaciones restantes, obteniéndose de nuevo 6 estaciones discordantes, Almería ($D_i = 3,02$), Aeropuerto de Almería ($D_i = 3,70$), Moguer – Sur Hortícola ($D_i = 3,29$), Málaga Ciudad ($D_i = 3,55$), Vélez – Málaga ($D_i = 3,55$) y Algarrobo – La Mayora ($D_i = 3,22$) en Málaga, de nuevo las estaciones discordantes están localizadas en zonas con influencia costera (Figura 5.13).

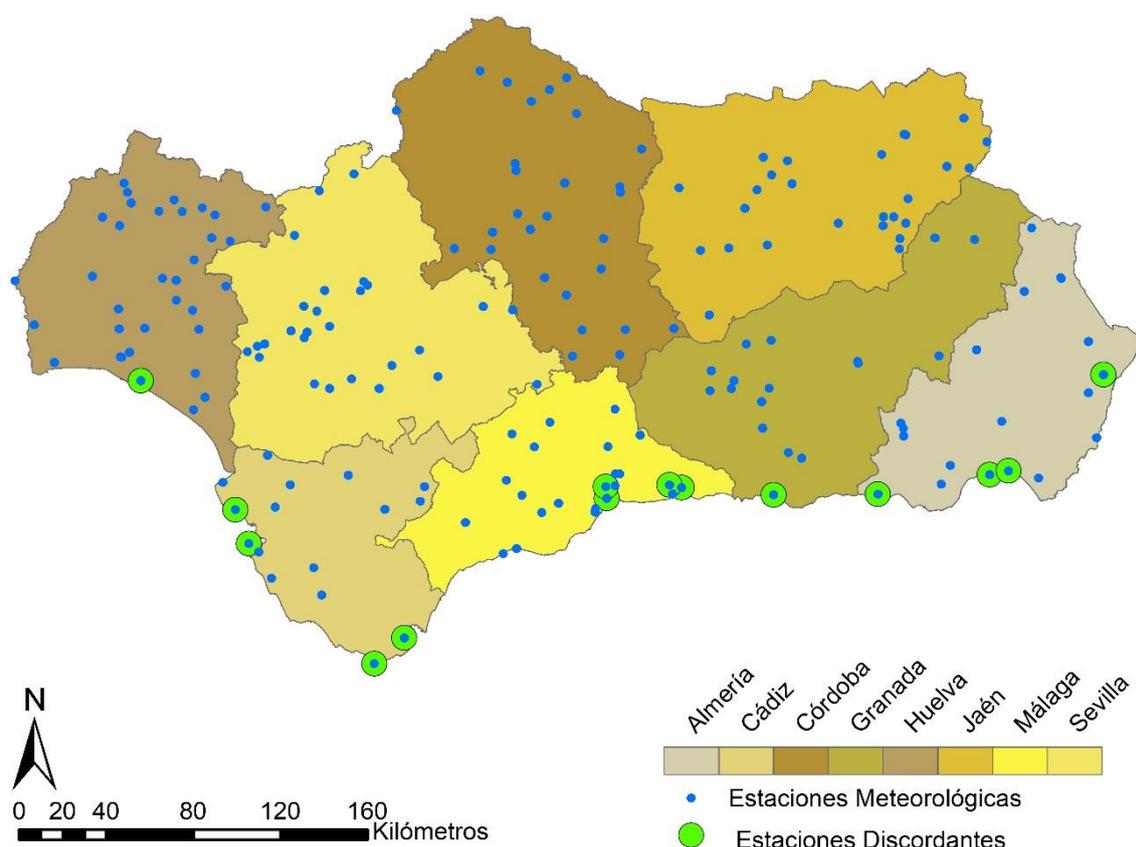


Figura 5.13. Estaciones discordantes en de *DTR* para D_1 , D_2 y MD .

Las seis estaciones fueron eliminadas y se repitió el procedimiento en 8 ocasiones más debido a la presencia de estaciones discordantes, siendo eliminadas en total 35 estaciones. La última iteración fue realizada con 126 estaciones meteorológicas, no obteniéndose ninguna estación discordante, para el cual se obtuvo un valor de H_I igual a 148,05, por lo que esta región también fue considerada definitivamente heterogénea.

Dado que dos subregiones no fueron suficientes para dividir Andalucía en regiones homogéneas, se procedió a realizar una tercera división. El análisis clúster dividió por tanto la región en tres subregiones, con 21, 57 y 114 estaciones. En la subregión más pequeña no se detectaron estaciones discordantes tras la aplicación del test, aun así, el valor del estadístico H_I fue de 91,8, muy superior a dos y por tanto la subregión debía de ser considerada heterogénea. La siguiente subregión por número de estaciones (57 estaciones) detectó en el primer análisis de discordancia un total de 2 estaciones, que de acuerdo con procedimiento fueron descartadas, y se volvió a aplicar el test, el cual de nuevo detectó 1 estación discordante más. El procedimiento se repitió una vez más hasta obtener una subregión con 50 estaciones, siendo el valor del estadístico $H_I = 102,48$, y por tanto la segunda subregión también se consideró heterogénea. Por último, la subregión de 114 estaciones fue analizada. La prueba de discordancia detectó en el primer análisis 8 estaciones discordantes, que fueron descartadas de la subregión, volviéndose a aplicar el test 4 veces más, descartándose en total 17 estaciones, y obteniéndose un valor de 114,83

para el estadístico H_I del test de heterogeneidad, declarando a la subregión resultante como definitivamente heterogénea para la variable DTR . El análisis clúster se repitió de nuevo dividiendo la región inicial en cuatro subregiones, de 19, 37, 55, y 81 estaciones cada una. Los test de discordancia y heterogeneidad fueron aplicados alternativamente, una vez descartadas todas las estaciones discordantes, el resultado fue que todas las subregiones fueron definitivamente heterogéneas, es decir, valores del estadístico H_I superior a dos.

El procedimiento se repitió 16 veces más, hasta dividir la región original en 20 subregiones. La última división formó subregiones con 4, 4, 6, 6, 7, 8, 8, 9, 10, 10, 10, 11, 11, 12, 12, 12, 12, 13, 13, 14 estaciones. A todas las subregiones se le aplicó tanto el test de discordancia como el de heterogeneidad una vez eliminadas las discordantes, siendo en todos los casos el valor del estadístico H_I superior a dos. Como se puede observar, el número de estaciones en algunas de las subregiones era muy bajo, tanto que la mejora que pudiera lograr la aplicación del ARF fuese baja, siendo quizás en ese caso más interesante otros análisis como el análisis local de frecuencias (ALF).

Posteriormente se repitió el mismo análisis, pero con la variable multifractal γ_{max} (formalismo multifractal de turbulencia) como variable de agrupación en el análisis clúster. Al igual que en el caso anterior, la región inicial, compuesta por 192 estaciones, se dividió en dos subregiones de 15 y 177 estaciones. La región de 15 estaciones fue analizada mediante el test de discordancia y heterogeneidad, no obteniéndose ninguna estación discordante, y un valor de H_I de 75,53, siendo por tanto la región formada por las 15 estaciones heterogéneas. El análisis se realizó igualmente en la región de 177 estaciones, obteniéndose 10 estaciones discordantes en el primer análisis, Félix ($Di = 4,25$), Vera ($Di = 8,88$) y Chirivel ($Di = 3,08$) en Almería, Tarifa ($Di = 3,39$) en Cádiz, Salobreña – Guadalfeo ($Di = 5,36$) en Granada, Cabeza Rubias ($Di = 3,88$) en Huelva, Cazorla – Navas de San Pedro ($Di = 4,07$) en Jaén, Málaga vivero ($Di = 4,31$), Colmenar – Torrijos ($Di = 3,39$) y Pantano Agujero ($Di = 4,08$) en Málaga. Tras eliminar estas estaciones, se volvió a evaluar la región, detectándose 9 estaciones discordantes más, La Mojonera ($Di = 3,17$), Aeropuerto ($Di = 4,05$) y Los Gallardos ($Di = 3,21$) en Almería, Algeciras ($Di = 4,18$) en Cádiz, Aroche – El Vínculo ($Di = 4,06$) en Huelva, Vilches – Guadalén del Caudillo ($Di = 3,04$) en Jaén, y Málaga – Las Contadoras ($Di = 4,11$), Vélez Málaga ($Di = 3,51$) y Algarrobo – La Mayora ($Di = 3,54$) en Málaga. Como se puede apreciar, las estaciones discordantes detectadas en este análisis presentan de nuevo una tendencia de localización a las zonas costeras (Figura 5.14).

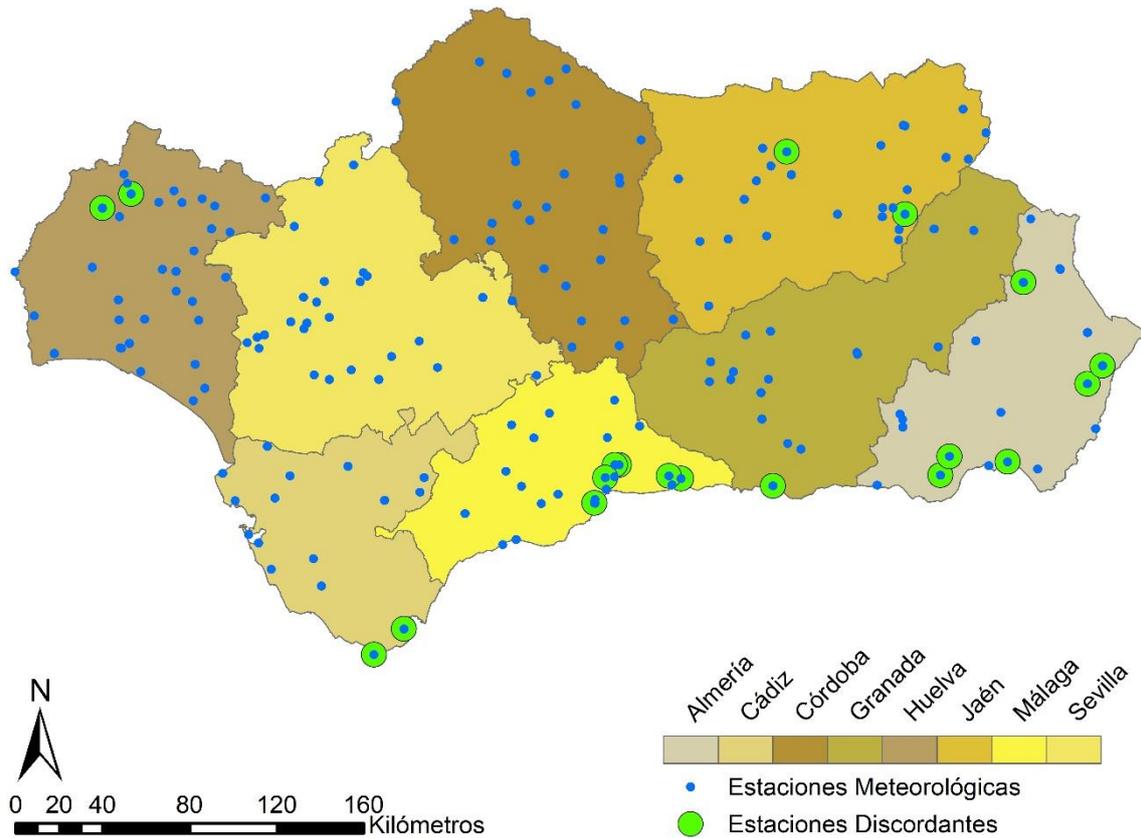


Figura 5.14. Estaciones discordantes del clúster formado mediante la variable γ_{max} .

Una vez eliminadas las estaciones discordantes se repitió hasta en ocho ocasiones más la aplicación del test, eliminando de la región inicial 39 estaciones, obteniéndose en el último análisis un valor de 195,53 para el H_I , siendo por tanto la región heterogénea. El análisis se repitió en 5 ocasiones más, dividiendo la región en 7 subregiones formadas por 3, 10, 12, 19, 32, 51 y 65. En todos los casos, tras eliminar las estaciones discordantes, las subregiones fueron valoradas como definitivamente heterogéneas, con valores del estadístico H_I superior a 40.

Por tanto, de acuerdo con el análisis regional de frecuencias realizado, la región de Andalucía no se puede zonificar en base a la variable DTR diario en subregiones homogéneas.

5.3.2. Regionalización de las series de DTR máximo anual

En base a los resultados anteriores, se procedió a analizar la variable DTR máxima anual.

En la Tabla 5.6 se presentan los valores de los cinco primeros momentos lineales, así como los coeficientes lineales de variación, sesgo y curtosis para todas las series de DTR máxima anual analizadas.

Tabla 5.6. Valores de los Momentos-L de la variable *DTR* máximo anual de las estaciones analizadas en Andalucía.

ID	L₁ (μ)	L₂ (σ)	L₂/L₁ (C_v)	L₃ (C_s)	L₄ (C_k)	L₅ (λ_5)
1	12,91	1,0560	0,0818	0,1912	0,0335	-0,0066
2	14,17	0,7595	0,0536	0,1584	0,2030	0,0357
3	16,65	1,1122	0,0668	0,2131	0,2106	0,1264
4	15,26	0,9522	0,0624	0,1510	0,1159	0,0151
5	15,50	0,8386	0,0541	0,0437	0,0352	0,1392
6	19,38	2,1706	0,1120	-0,0147	0,1165	-0,0570
7	21,91	1,1262	0,0514	-0,1708	0,2448	-0,0336
8	16,81	0,9716	0,0578	0,1588	0,1443	0,1114
9	17,23	2,0607	0,1196	0,1315	0,0934	0,0625
10	18,11	1,4198	0,0784	0,0666	0,1555	0,0056
11	18,68	1,3020	0,0697	0,0540	0,1514	0,0032
12	18,52	2,7873	0,1505	-0,1587	0,0278	0,0844
13	13,03	2,7832	0,2136	-0,0955	0,0764	0,1361
14	24,54	1,1534	0,0470	-0,0414	0,1353	0,2139
15	24,03	2,1026	0,0875	0,0550	0,1063	0,0305
16	22,80	2,0132	0,0883	-0,0223	0,1792	-0,0053
17	20,12	1,7464	0,0868	-0,1357	0,2269	-0,0083
18	21,80	1,0944	0,0502	-0,0031	0,1839	0,0161
19	18,96	1,4770	0,0779	0,0223	0,1734	0,0570
20	17,58	1,2728	0,0724	0,1331	0,2225	0,0272
21	14,86	1,0253	0,0690	0,2459	0,2277	0,0083
22	22,68	1,0229	0,0451	0,2067	0,2099	0,0579
23	20,60	1,0238	0,0497	0,0010	0,2363	-0,1431
24	18,08	1,6616	0,0919	-0,0070	0,2633	0,0749
25	22,91	1,0562	0,0461	0,0379	0,1748	0,1011
26	23,23	1,0825	0,0466	0,3370	0,2602	0,1502
27	20,74	1,6343	0,0788	-0,1906	0,1463	0,0242
28	21,88	1,3981	0,0639	-0,1655	0,3237	-0,2760
29	21,20	1,3462	0,0635	-0,1844	0,4712	-0,0291
30	23,88	1,2680	0,0531	-0,0058	0,1810	0,0120
31	19,31	0,6218	0,0322	0,0249	0,1739	-0,0424
32	16,73	1,0557	0,0631	0,2504	0,2404	0,1356
33	12,10	1,6601	0,1372	0,1338	0,1152	0,0739
34	23,38	2,3567	0,1008	0,0698	0,2136	-0,0660
35	19,64	1,5535	0,0791	-0,0351	0,0444	-0,0421

ID	L₁ (μ)	L₂ (σ)	L₂/L₁ (C_v)	L₃ (C_s)	L₄ (C_k)	L₅ (λ_5)
36	23,79	2,1363	0,0898	-0,0323	0,0922	-0,1106
37	27,35	1,1241	0,0411	0,1913	-0,0346	-0,1361
38	20,68	1,5034	0,0727	-0,1986	0,2535	-0,2912
39	28,16	1,4981	0,0532	-0,1328	0,0401	-0,0086
40	24,78	0,8797	0,0355	0,1261	0,1468	0,0747
41	24,88	1,2863	0,0517	-0,1153	0,1828	-0,0249
42	23,11	1,3334	0,0577	0,0203	0,1570	-0,0086
43	21,85	0,7407	0,0339	0,0212	0,1307	-0,0952
44	24,35	1,3904	0,0571	-0,0877	0,0960	-0,0464
45	22,66	1,7675	0,0780	-0,1347	0,2453	-0,0100
46	23,02	0,5732	0,0249	0,1448	0,2900	0,1676
47	23,68	0,7459	0,0315	0,1157	0,0956	-0,0410
48	25,76	1,2107	0,0470	0,0619	0,0671	-0,0590
49	27,11	0,9434	0,0348	0,0048	-0,0068	-0,0018
50	22,29	1,6829	0,0755	0,0080	0,3215	-0,1248
51	24,61	0,9032	0,0367	0,1022	0,1354	0,0333
52	21,56	1,3992	0,0649	0,0290	0,2410	-0,1181
53	22,57	1,4264	0,0632	-0,0562	0,3306	0,0035
54	27,36	0,8755	0,0320	0,0052	0,0307	-0,0071
55	23,16	1,4267	0,0616	-0,1202	0,1999	-0,1109
56	24,84	2,4616	0,0991	0,2342	0,1923	0,0957
57	27,57	1,1138	0,0404	0,0761	0,0671	-0,0117
58	19,53	1,1796	0,0604	0,0918	0,1650	0,0060
59	20,61	1,2655	0,0614	0,1373	0,2223	-0,0333
60	19,75	1,0981	0,0556	0,3503	0,1402	0,0689
61	23,47	1,5373	0,0655	0,0248	0,2492	-0,2858
62	19,37	0,6896	0,0356	0,2856	0,3993	0,2569
63	23,27	2,0175	0,0867	0,1704	0,3076	0,0312
64	25,84	1,0569	0,0409	-0,2275	0,1228	-0,0875
65	21,72	1,1360	0,0523	0,1988	0,1117	0,0919
66	24,72	1,3967	0,0565	-0,0374	0,2889	-0,1683
67	27,74	1,0597	0,0382	0,0259	0,1764	-0,0015
68	25,37	0,5937	0,0234	0,0080	0,1151	0,0780
69	22,04	0,6590	0,0299	0,1033	0,1033	0,0116
70	19,61	1,6041	0,0818	0,1289	0,2203	-0,0581
71	24,02	1,7751	0,0739	0,1020	0,1412	0,0143

ID	L₁ (μ)	L₂ (σ)	L₂/L₁ (C_v)	L₃ (C_s)	L₄ (C_k)	L₅ (λ_5)
72	22,43	1,2247	0,0546	-0,1077	0,0841	0,0245
73	26,54	1,7012	0,0641	0,0843	0,0358	0,0006
74	21,25	1,0986	0,0517	0,1525	0,1340	-0,1250
75	24,53	1,7343	0,0707	-0,1539	0,2078	-0,1292
76	20,20	0,7939	0,0393	-0,0258	0,0973	0,0148
77	19,54	1,2584	0,0644	-0,0621	0,1021	0,0566
78	24,12	1,3507	0,0560	0,0997	0,1019	0,0265
79	27,06	1,7697	0,0654	0,1738	0,1831	0,0905
80	16,00	1,7152	0,1072	0,2986	0,3447	0,1409
81	20,78	1,3549	0,0652	0,0239	0,1628	-0,0185
82	22,10	1,4409	0,0652	0,0020	0,0593	-0,0839
83	25,24	1,3327	0,0528	0,1251	0,0553	0,0627
84	27,93	0,9692	0,0347	-0,0555	0,1497	0,0323
85	26,73	0,9088	0,0340	0,0299	0,0845	-0,0138
86	23,12	1,4912	0,0645	0,0331	0,2752	-0,0842
87	22,94	1,6471	0,0718	-0,1802	0,2154	-0,0962
88	22,17	1,8379	0,0829	-0,0855	0,0798	-0,0665
89	21,70	1,6948	0,0781	0,0249	0,2379	-0,0533
90	23,63	2,6631	0,1127	-0,0622	0,0792	0,0505
91	26,76	1,4370	0,0537	-0,0199	0,3151	-0,0635
92	26,22	3,3352	0,1272	0,0688	0,0729	-0,1659
93	24,22	1,4362	0,0593	-0,1534	0,2244	-0,0845
94	22,06	1,2552	0,0569	-0,0548	-0,0064	-0,0073
95	24,59	1,2516	0,0509	0,0088	0,2606	-0,0697
96	22,56	1,9717	0,0874	-0,0079	0,1807	0,0081
97	25,79	1,5706	0,0609	0,1828	0,2433	0,1076
98	22,00	0,8778	0,0399	0,0476	0,2809	-0,0448
99	20,19	1,0580	0,0524	0,2011	0,2093	0,0925
100	20,41	0,4572	0,0224	0,1641	0,1633	-0,0491
101	18,15	0,9547	0,0526	-0,0498	0,0595	-0,0880
102	19,55	0,9306	0,0476	-0,1026	0,2110	0,0030
103	22,48	2,2458	0,0999	-0,0400	0,2406	-0,0347
104	23,43	1,9658	0,0839	-0,3198	0,3044	-0,1333
105	22,11	1,4548	0,0658	0,1987	0,2168	0,1400
106	23,19	1,2337	0,0532	-0,1036	0,3196	-0,0548
107	21,35	1,5735	0,0737	0,1709	0,2487	0,0327

ID	L₁ (μ)	L₂ (σ)	L₂/L₁ (C_v)	L₃ (C_s)	L₄ (C_k)	L₅ (λ_s)
108	23,08	1,3179	0,0571	0,0748	0,3946	0,0220
109	22,09	1,4403	0,0652	-0,1660	0,2397	-0,1345
110	22,57	1,8485	0,0819	-0,1466	0,2046	-0,0915
111	21,21	1,3871	0,0654	-0,0149	0,1780	-0,0646
112	21,25	1,2389	0,0583	-0,3155	0,4380	-0,0965
113	22,62	2,0381	0,0901	-0,1102	0,2437	-0,0073
114	20,72	0,9946	0,0480	-0,0116	0,2875	-0,1653
115	21,15	1,5207	0,0719	0,0763	0,2215	-0,0133
116	21,35	0,8668	0,0406	0,0922	0,0691	0,0074
117	26,40	1,1035	0,0418	0,1698	0,2498	-0,0369
118	21,93	1,7347	0,0791	-0,1032	0,1232	-0,2177
119	22,09	1,6855	0,0763	-0,0683	0,1135	0,0604
120	21,26	1,9474	0,0916	0,0266	0,0638	-0,0225
121	22,23	1,5383	0,0692	0,2612	0,1767	0,1245
122	22,30	1,5967	0,0716	0,1973	0,1635	0,0091
123	21,64	1,6317	0,0754	0,0949	0,1824	-0,0794
124	21,02	1,3453	0,0640	0,1313	0,1169	0,0205
125	17,57	1,6041	0,0913	0,5536	0,5287	0,5054
126	24,84	0,9216	0,0371	0,0197	0,1584	-0,0730
127	21,16	1,1024	0,0521	-0,0317	0,1274	-0,0256
128	26,30	1,1283	0,0429	0,0821	0,1843	-0,0138
129	21,66	1,9407	0,0896	0,1359	0,2750	0,0405
130	24,58	1,7231	0,0701	0,3282	0,3026	0,2423
131	24,21	1,6584	0,0685	0,0809	0,1818	0,0052
132	28,23	1,3974	0,0495	-0,0047	0,0987	-0,0865
133	23,54	1,0805	0,0459	-0,1783	0,2571	-0,0011
134	20,88	1,9210	0,0920	-0,2574	0,2743	-0,0707
135	22,20	1,9469	0,0877	0,3122	0,2443	0,1773
136	20,96	1,6957	0,0809	0,0270	0,0329	0,0207
137	15,82	1,6864	0,1066	-0,1074	0,1215	0,2318
138	26,32	1,1554	0,0439	0,1447	0,2478	-0,0222
139	22,45	2,0474	0,0912	0,2873	0,2736	0,0818
140	22,23	1,6295	0,0733	0,0421	0,2087	0,0609
141	23,36	1,4553	0,0623	0,1247	0,0385	-0,0191
142	19,17	1,6045	0,0837	0,1389	0,1321	-0,1332
143	16,56	1,4358	0,0867	0,0351	0,1304	0,0036

ID	L₁ (μ)	L₂ (σ)	L₂/L₁ (C_v)	L₃ (C_s)	L₄ (C_k)	L₅ (λ_5)
144	19,65	1,1220	0,0571	-0,1142	0,1874	0,1146
145	16,42	1,0443	0,0636	0,2207	0,2042	0,1036
146	19,55	0,6041	0,0309	-0,0046	0,1450	-0,0164
147	25,12	1,4946	0,0595	-0,0236	0,1698	0,0612
148	26,21	1,6512	0,0630	-0,0695	0,2526	0,0370
149	21,51	0,7851	0,0365	0,0057	0,1151	-0,0146
150	22,71	2,6911	0,1185	0,1318	0,1615	-0,0607
151	25,08	1,7832	0,0711	-0,1393	0,2104	-0,0296
152	19,78	0,9316	0,0471	-0,0276	0,2078	-0,0473
153	21,42	1,0517	0,0491	0,2322	0,3379	0,2617
154	17,17	1,7668	0,1029	0,2218	0,1628	0,0185
155	19,49	1,8886	0,0969	0,1075	0,1963	0,0465
156	19,03	1,7451	0,0917	0,2263	0,2027	0,0579
157	20,95	2,3799	0,1136	-0,0273	0,1428	-0,0564
158	15,74	1,2860	0,0817	-0,0421	0,1409	0,0341
159	15,94	1,5972	0,1002	0,1088	0,0463	0,0392
160	21,05	1,5598	0,0741	0,2167	0,1732	0,0828
161	20,36	2,1704	0,1066	0,0534	0,1051	0,0863
162	17,85	1,3298	0,0745	-0,0295	0,0382	0,0285
163	19,81	1,2777	0,0645	-0,0211	0,0385	-0,0783
164	17,65	1,3043	0,0739	0,1028	0,0493	-0,0411
165	17,88	1,9400	0,1085	0,0181	0,1939	-0,0135
166	24,20	0,9075	0,0375	0,0000	0,2712	-0,1163
167	24,99	2,4215	0,0969	-0,0316	0,0769	-0,0740
168	23,53	1,6777	0,0713	0,0842	0,2447	-0,0662
169	24,87	2,4248	0,0975	-0,4218	0,5230	-0,3056
170	25,30	1,0398	0,0411	-0,2226	0,2778	-0,1484
171	22,38	1,0877	0,0486	0,0275	0,1082	0,0084
172	21,72	1,3380	0,0616	-0,1238	0,0861	-0,0831
173	24,83	1,1596	0,0467	-0,0499	0,2217	-0,0508
174	26,10	1,3520	0,0518	0,0073	0,1652	0,1009
175	21,11	1,0851	0,0514	-0,1569	0,2761	-0,1567
176	24,86	17,9290	0,7212	0,0011	0,1409	0,0366
177	23,26	1,4282	0,0614	-0,1027	0,2713	-0,0109
178	23,54	1,4995	0,0637	-0,0812	0,1933	-0,1190
179	23,55	1,8487	0,0785	0,2262	0,2119	0,0183

ID	L₁ (μ)	L₂ (σ)	L₂/L₁ (C_v)	L₃ (C_s)	L₄ (C_k)	L₅ (λ_5)
180	24,25	1,2174	0,0502	-0,1812	0,3595	-0,0963
181	23,29	1,2949	0,0556	0,1997	0,3839	0,1988
182	23,60	1,0620	0,0450	-0,0137	0,1092	0,0105
183	24,93	1,7152	0,0688	0,3755	0,2478	0,1311
184	24,01	0,8043	0,0335	-0,1321	0,1818	-0,1245
185	23,12	1,5167	0,0656	-0,1495	0,2182	-0,0775
186	21,22	0,6451	0,0304	-0,0371	0,0921	-0,0682
187	22,72	0,9815	0,0432	0,0686	0,1982	0,0750
188	22,08	0,7573	0,0343	0,1366	0,1639	-0,0166
189	23,50	1,1844	0,0504	0,2031	0,2591	0,1781
190	24,96	1,0808	0,0433	0,0387	0,2174	0,0692
191	25,51	0,9770	0,0383	0,1251	0,2201	0,0908
192	23,78	1,5077	0,0634	0,0063	0,3572	-0,0867

De nuevo, tras calcular los Momentos-L y sus ratios y caracterizar las series de *DTR* máximo anual, se procedió a aplicar los test de discordancia y homogeneidad.

Inicialmente, al igual que con la variable anterior, se analizó si todas las estaciones formaban una única región homogénea. El análisis mediante el test de discordancia detectó cinco estaciones discordantes, Pantano de Borno ($D_i = 3,75$) en Cádiz, Trigueros – Segunda ($D_i = 4,32$) en Huelva, Jaén ($D_i = 8,87$), y La Algaba – Las Arenas ($D_i = 49,52$) y Aznalcazar – Dehesa Nueva ($D_i = 7,65$) en Sevilla, Tras descartar las estaciones anteriores, se procedió a repetir el test, marcando de nuevo seis estaciones discordantes, Los Gallardos ($D_i = 11,71$) y Félix ($D_i = 5,01$) en Almería, Carcabuey – Algar ($D_i = 3,04$) y Villanueva de Córdoba ($D_i = 3,52$) en Córdoba, Salobreña – Guadalfeo ($D_i = 3,57$) en Granada y La Palma Condado ($D_i = 3,52$) en Huelva. En la Figura 5.15 se muestran las estaciones discordantes.

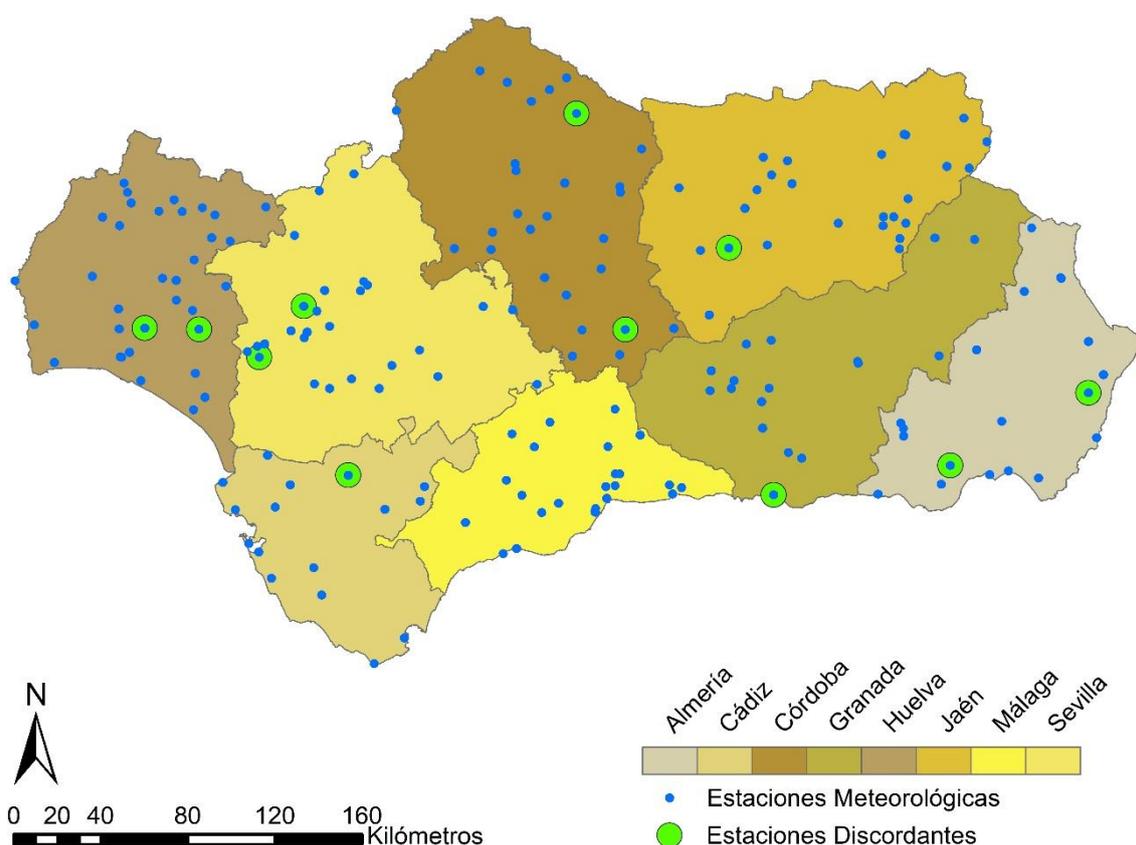


Figura 5.15. Estaciones discordantes para el DTR máximo anual para la región de 192 estaciones.

En este caso, las estaciones discordantes no muestran un patrón claro que explique el motivo de su distribución. El análisis individual de cada estación mostró los posibles motivos como la localización en zonas forestales, zonas fluviales o cercanas a masas de agua dulce como pantanos y embalses.

El test se repitió en dos ocasiones más hasta alcanzar las 178 estaciones. El resultado obtenido del test de homogeneidad aplicado a la serie de datos una vez descartadas todas las posibles discordantes, fue 21,46 para el estadístico H_I , y, por tanto, la región fue considerada como definitivamente heterogénea.

Dada la imposibilidad de formar una gran región homogénea en Andalucía, se procedió a delimitar subregiones que pudieran ser potencialmente homogéneas. Para ello, el análisis clúster se basó en las variables multifractales MD y γ_{max} .

De acuerdo con el procedimiento y mediante la variable MD en el análisis clúster, a partir de las 192 estaciones se formaron dos subregiones, de 32 y 160 estaciones cada una. La región compuesta por 32 estaciones fue sometida al test de discordancia, detectando 2 estaciones discordantes, Los Gallardos ($D_i = 5,27$) en Almería y Aznalcazar – Dehesa Nueva ($D_i = 5,90$) en Sevilla, una vez eliminadas el test se volvió a aplicar marcando una estación discordante más, Félix ($D_i = 3,31$) de Almería. Tras la eliminación de las estaciones discordantes se aplicó el test de homogeneidad, obteniendo un valor de 3,48

para el estadístico H_I . Aunque el valor obtenido fue muy inferior a los obtenidos hasta ahora, al ser superior a dos la región se consideró definitivamente heterogénea. A la región de mayor tamaño también se le aplicó el test de discordancia, obteniéndose 4 estaciones discordantes en el primer análisis y 6 en el segundo análisis (Figura 5.16).

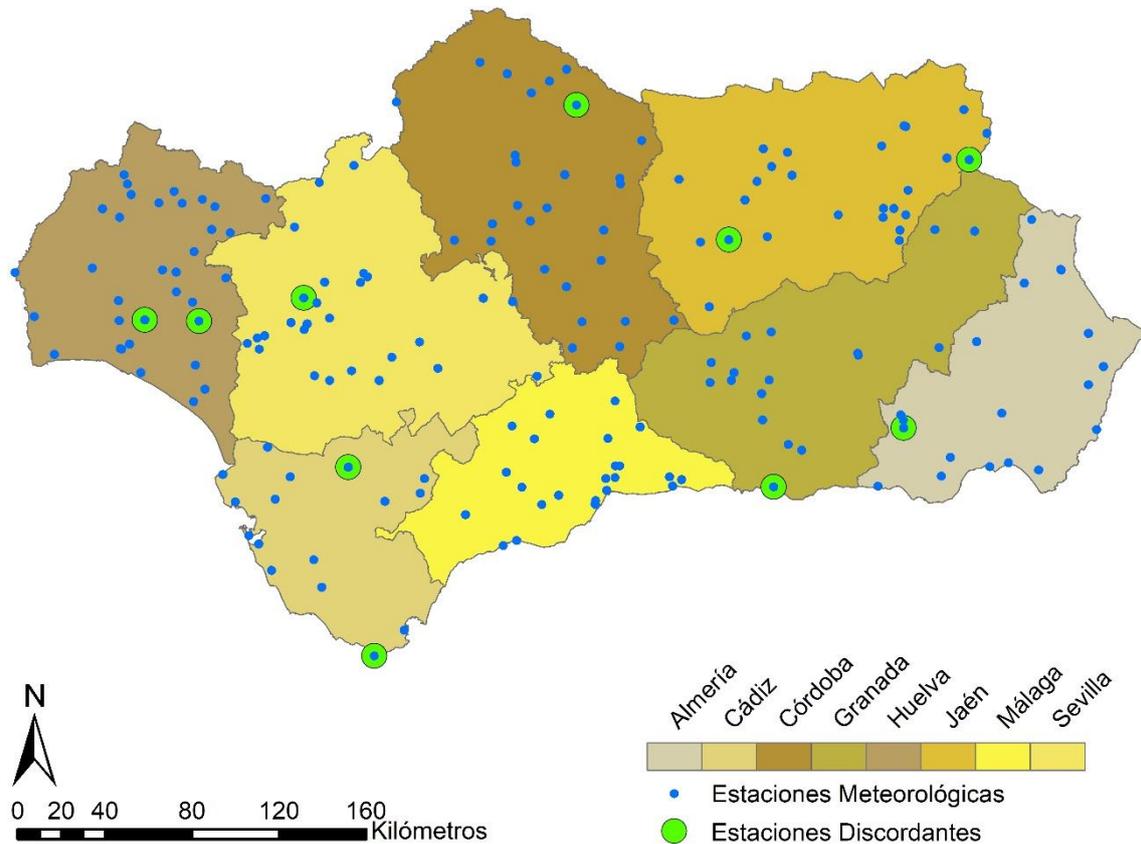


Figura 5.16. Estaciones discordantes de *DTR* para *MD*.

A las 150 estaciones restantes se le aplicó el test de homogeneidad y se obtuvo un valor de H_I igual a 18,18, declarando la región como heterogénea. El procedimiento se aplicó en 14 ocasiones más, dividiendo la región original en 15 subregiones, sin lograr formar subregiones homogéneas. El tamaño de algunas de las subregiones en las últimas iteraciones fue tan pequeño que la mejora que pudiese aportar este análisis podría no ser significativa en comparación con el del análisis local.

El procedimiento se volvió a aplicar, pero con regiones formadas a partir de la variable γ_{max} del formalismo multifractal de turbulencia. La primera división de la región original fue en dos subregiones, una de 15 estaciones y otra de 177. La región pequeña descartó una estación discordante, Vejer de la Fra. – Las Lomas ($D_i = 3,11$), siendo el valor del H_I para la región resultante de 4,59, y por tanto heterogénea. La región compuesta por 177 estaciones descartó 5 estaciones discordantes en el primer análisis, Pantano de Borno ($D_i = 3,71$) en Cádiz, Trigueros – Segunda ($D_i = 4,26$) en Huelva, Jaén ($D_i = 8,91$), y La Algoroba – Las Arenas ($D_i = 46,10$) y Aznalcazar – Dehesa Nueva ($D_i = 7,55$) en Sevilla.

El segundo análisis de discordancia detectó 6 estaciones discordantes más, Los Gallardos ($D_i = 11,33$) y Félix ($D_i = 4,91$) en Almería, Carcabuey – Algar ($D_i = 3,09$) y Villanueva de Córdoba ($D_i = 3,63$) en Córdoba, Salobreña – Guadalfeo ($D_i = 3,67$) en Granada y La Palma Condado ($D_i = 3,46$) en Huelva. El análisis se repitió 2 veces más hasta obtener un total de 163 estaciones no discordantes (Figura 5.17), que arrojaron un valor de 21,17 para H_I , siendo por tanto la región heterogénea de nuevo. Este procedimiento se repitió hasta obtener 14 subregiones, siendo el valor del H_I superior a dos para todos los casos, por tanto, todas las subregiones formadas a partir de la variable multifractal γ_{max} fueron consideradas heterogéneas para la variable DTR máximo anual.

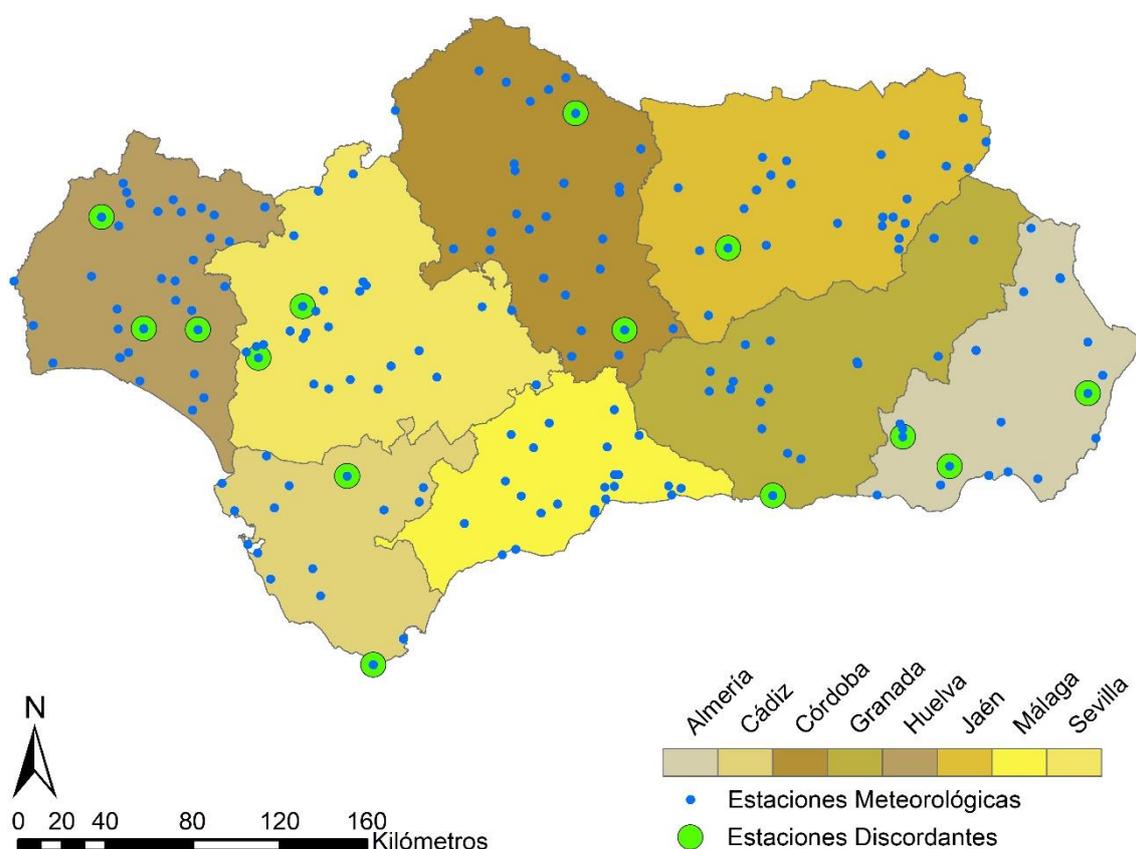


Figura 5.17. Estaciones discordantes de DTR máxima para γ_{max} .

5.3.3. Conclusiones

Disponer de bases de datos con suficiente longitud es un requisito indispensable en los análisis climáticos. Aun así, rara vez el tamaño de las muestras de las series de datos es suficiente para permitir obtener estimaciones fiables. En este sentido se ha llevado a cabo en este trabajo un análisis regional de frecuencias de las variables DTR diario y DTR máximo anual en la región de Andalucía, haciendo uso de las características multifractales de cada una de ellas para su agrupamiento.

Tras comprobar que la región completa de Andalucía se comportaba como una región definitivamente heterogénea, se intentó agrupar las estaciones en subregiones homogéneas haciendo uso de los parámetros multifractales γ_{max} (formalismo multifractal de turbulencia) y D_1 , D_2 y MD (espectro multifractal), obteniéndose en todos los casos que las subregiones son heterogéneas para la variable DTR diario.

El procedimiento se repitió con la variable DTR máximo anual, siendo la región completa de Andalucía, así como las subregiones creadas a partir del agrupamiento mediante las características multifractales (γ_{max} , MD) definitivamente heterogéneas.

En el caso del análisis realizado a la variable DTR máximo anual, los valores obtenidos del estadístico H_1 fueron sustancialmente más cercanos al valor objetivo que los obtenidos para la variable DTR diaria, siendo en todos los casos superiores al valor máximo admisible para considerar una región homogénea.

Por lo tanto, Andalucía debe de ser considerada como región definitivamente heterogénea para las variables DTR diaria y DTR máxima anual analizadas.

5.4. Análisis de tendencias y puntos de cambio

En este apartado se describe el análisis de tendencias y puntos de cambio de series de temperatura realizado en dos regiones del Mediterráneo. Por un lado, se han seleccionado diversas estaciones situadas en el Valle del Guadalquivir (Figura 5.18) y, por otro lado, se han analizado datos de estaciones de la región de Umbría en Italia (Figura 4.2).

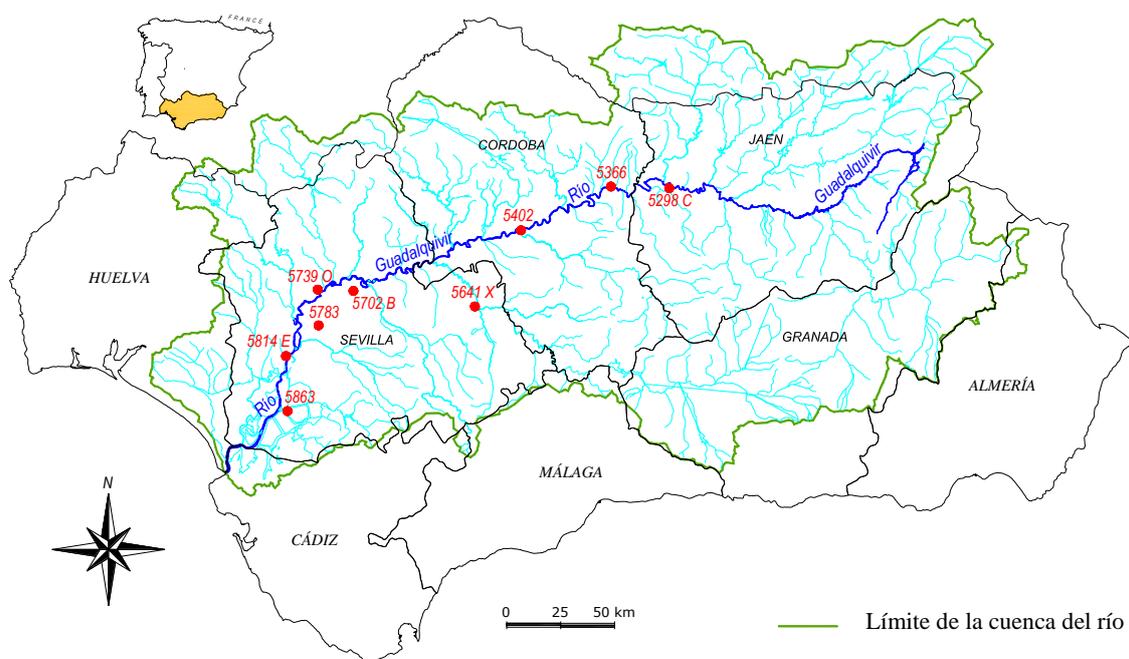


Figura 5.18. Localización del Valle del Guadalquivir en Andalucía (Sur de España) y las nueve estaciones meteorológicas consideradas.

Tabla 5.7. Características de las estaciones del Valle del Guadalquivir analizadas. Nota: C.E. Código Estación.

ID	C. E.	Estación	Latitud	Longitud	Altitud (m)
1	5298C	Andújar	380,264	- 40,728	200
2	5366	Montoro C. de A.	380,278	- 43,811	195
3	5402	Córdoba – Aeropuerto	378,444	- 48,506	91
4	5641X	Écija	375,167	- 50,839	130
5	5702B	Carmona	375,686	- 57,228	50
6	5739	Alcalá del Río	375,667	- 59,103	20
7	5783	Sevilla – Aeropuerto	374,239	- 59,036	26
8	5814E	Coria del Río	372,889	- 60,575	30
9	5863	Cabezas de San Juan	370,583	- 60,422	3

A partir de las series de temperatura disponibles, se definieron seis índices de temperatura media, máxima y mínima, para dos escalas temporales (mensual y anual) (Tabla 5.8). Una vez obtenidos, los índices fueron analizados mediante tres pruebas, el test de Mann-Kendall para analizar tendencias, el test de Pettitt y el test de homogeneidad normal estándar (*SNH*), para detectar cambios en los patrones de las series de datos de temperatura.

Tabla 5.8. Índices de temperatura analizados.

Índice	Definición	Unidad
<i>TM_y</i>	Media anual de temperatura media diaria	°C
<i>TMX_y</i>	Media anual de temperatura máxima diaria	°C
<i>TMN_y</i>	Media anual de temperatura mínima diaria	°C
<i>TM_m</i>	Media mensual de la temperatura media diaria	°C
<i>TMX_m</i>	Media mensual de temperatura máxima diaria	°C
<i>TMN_m</i>	Media mensual de temperatura mínima diaria	°C

5.4.1. Análisis de tendencias

La Tabla 5.9 recoge los resultados obtenidos tras aplicar el test de Mann-Kendall en las estaciones de la Umbria para los índices definidos en la Tabla 5.8.

Tabla 5.9. Valores de tendencia significativas (°C/década) para la región de Umbría.

Estación	Ene	Feb	Mar	Abr	May	Jun	Jul	Ag	Sep	Oct	Nov	Dic	Anual
<i>TM_m</i>													<i>TM_y</i>
Gubbio						-0,04			-0,37				-0,08
Orvieto		0,22		0,18		0,18	0,26						0,11
Perugia	0,21	0,20	0,20	0,28	0,21	0,24	0,3			0,23			0,19
Spoleto	0,50	0,36	0,37	0,40	0,35	0,46	0,47	0,25	0,46	0,35	0,31		0,35
Terni		0,17					0,18	0,32		0,25		0,25	0,16
Todi	0,22				0,23	0,25	0,23	0,15		0,23	0,17	0,15	0,17
Umbertide			0,24					0,23		0,24			0,15
<i>TMX_m</i>													<i>TMX_y</i>
Gubbio						0,02	-0,04		-0,36				-0,05
Orvieto					0,25								
Perugia	0,22	0,26	0,22	0,31	0,24	0,26	0,33		0,25				0,19
Spoleto	0,36	0,26	0,28	0,32	0,37	0,38	0,46		0,36	0,3	0,25		0,28
Terni													

Estación	Ene	Feb	Mar	Abr	May	Jun	Jul	Ag	Sep	Oct	Nov	Dic	Anual
Todi	0,2				0,2	0,22	0,19	0,3		0,18			0,16
Umbertide													
	<i>TMNm</i>												<i>TMNy</i>
Gubbio	-0,25								-0,25				-0,11
Orvieto							0,21	0,33					0,11
Perugia	0,21		0,2	0,18	0,26	0,2	0,19	0,29		0,22			0,18
Spoletto	0,44		0,39	0,42	0,44	0,4	0,53	0,48	0,27	0,53	0,40	0,40	0,40
Terni	0,23		0,32	0,33	0,35	0,33	0,43	0,57	0,22	0,43	0,30	0,28	0,30
Todi	0,25				0,25	0,29	0,25	0,37	0,15	0,29	0,24	0,20	0,21
Umbertide				0,26	0,25	0,21		0,29	0,22	0,47	0,25		0,23

En la tabla anterior (Tabla 5.9) se aprecia la existencia de tendencias positivas para todas las estaciones de la región de Umbría, excepto en Gubbio, donde las tendencias encontradas son decrecientes, es decir, el valor del estadístico Z de Mann-Kendall fue inferior a cero para todos los índices, siendo para la media anual de temperatura mínima diaria (*TMNy*) - 0,11 grados centígrados por década (°C/década).

Las estaciones de Perugia, Todi y Spoleto mostraron tendencias positivas (valores del estadístico Z de Mann-Kendal > 0) en la media anual de la temperatura media diaria (*TMy*), máxima (*TMXy*) y mínima (*TMNy*). Para Perugia y Todi, el aumento de temperatura fue similar, 0,19 y 0,17 °C/década para la media anual de las temperaturas medias diarias, 0,19 y 0,16 °C/década para *TMXy*, y 0,18 y 0,21 C / década para *TMNy*. En Spoleto se obtuvieron los valores más altos de tendencias detectadas, siendo 0,35 °C/década para *TMy*, y 0,28 y 0,40 para *TMXy* y *TMNy*, respectivamente (Figura 5.19). Para las estaciones Orvieto, Terni y Umbertide no se ha encontrado tendencias para el índice *TMXy*. En cambio, para estas mismas localizaciones, los índices *TMy* y *TMNy* muestran tendencias positivas con valores de 0,11, 0,16 y 0,15 °C/década y 0,11, 0,30 y 0,23 °C/década respetivamente.

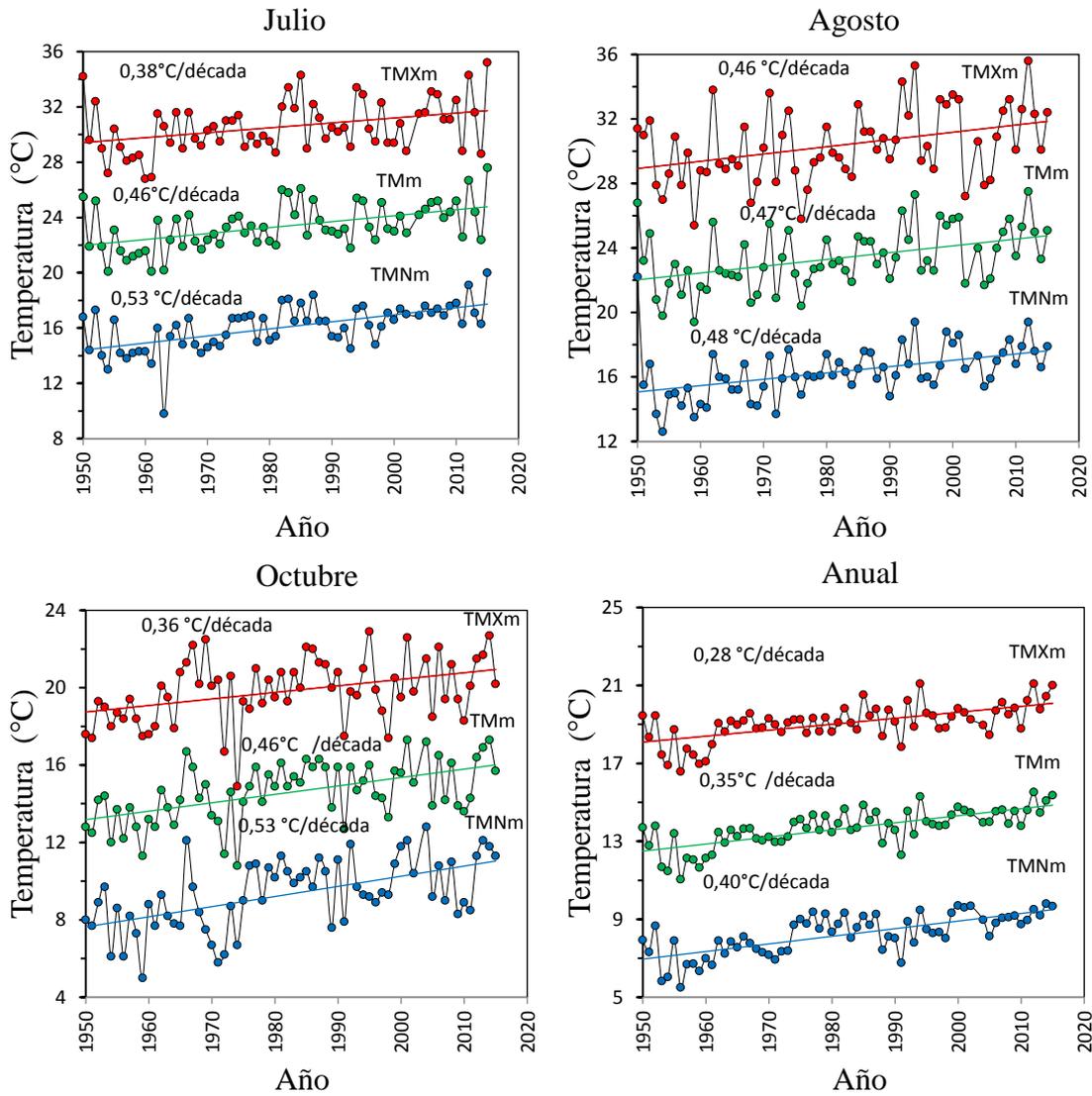


Figura 5.19. Valores con tendencia significancia (°C/década) en Spoleto para las temperaturas medias anuales y mensuales (Julio, Agosto y Octubre).

Las tendencias de la temperatura mensual también se han analizado para la región italiana. Como se muestra en la Tabla 5.9, todas las estaciones muestran un aumento en los índices de temperatura durante ciertos meses, exceptuando de nuevo la estación de Gubbio que presentó tendencias negativas significativas en septiembre para los índices *TMm*, *TMXm* y *TMNm*, igual a $-0,37$, $-0,36$ y $-0,25$ °C/década, respectivamente. También se encontró una disminución en *TMNm* para la misma estación en febrero ($-0,25$ °C/década), no encontrándose tendencias significativas en el resto de los meses (Figura 5.20), y solo en el caso de la *TMXm* para el mes de julio se halló una leve tendencia positiva (0,02).

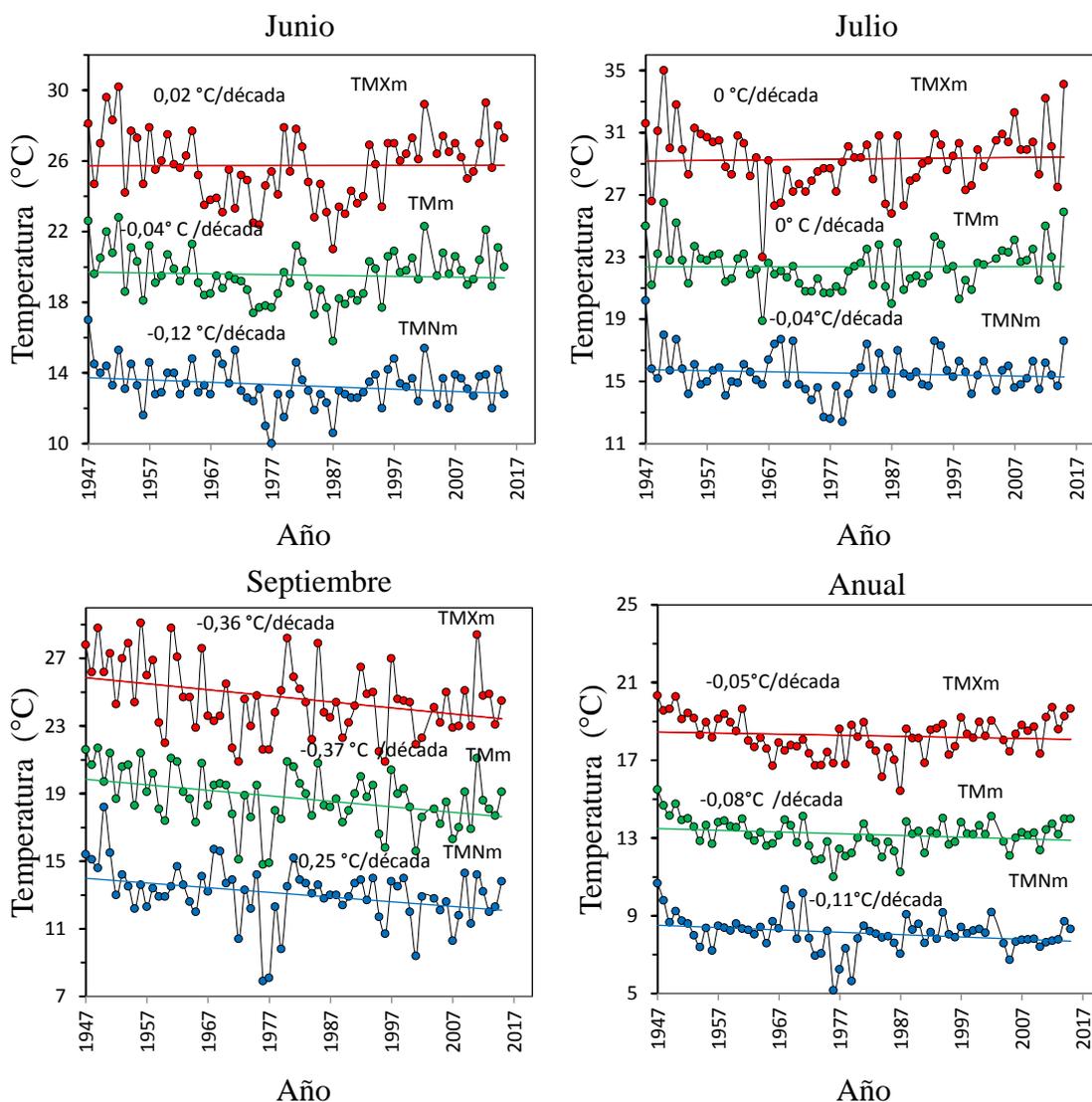


Figura 5.20. Valores con tendencia significancia ($^{\circ}\text{C/década}$) en Gubbio para las temperaturas medias anuales y mensuales (Junio, Julio, y Septiembre).

Analizando el índice *TMm*, se puede encontrar un comportamiento similar para las estaciones de Perugia y Spoleto durante enero, octubre y entre los meses de marzo a agosto. Para todos estos meses, se han obtenido aumentos de *TMm* superiores a $0,20\text{ }^{\circ}\text{C/década}$, siendo superiores los valores de Spoleto a los de Perugia (casi el doble). Se encuentra un aumento general en *TMm* en Spoleto para todos los meses excepto febrero. De hecho, para el mes de febrero no se encontró ninguna tendencia para los índices *TMm*, *TMXm* y *TMNm* (Tabla 5.9), exceptuando nuevamente la estación de Gubbio, donde se obtuvo una tendencia negativa de $-0,25\text{ }^{\circ}\text{C/década}$ para el índice *TMNm*. Para enero, de mayo a agosto y octubre, el índice *TMm* muestra valores positivos similares para Todi y Perugia.

Para la media mensual de la temperatura máxima diaria (*TMXm*), Spoleto mostró tendencia positiva para todos los meses, excepto en febrero y septiembre donde no se encontró tendencias significativas, con valores que varían de $0,25\text{ }^{\circ}\text{C/década}$ en diciembre

a 0,46 °C/década en agosto. Tras Spoleto, Perugia presentó un aumento en TMX_m durante los mismos meses, excepto noviembre y diciembre, meses en los que no se detectó ninguna tendencia.

Los valores de TMX_m también mostraron tendencias positivas para los meses octubre, enero, y de mayo a agosto para la estación de Todi, con valores alrededor de 0,20 °C/década. No se detectó tendencias en los valores de TMX_m para Terni y Umbertide. En Orvieto el comportamiento fue similar, solo en el mes de mayo mostró un aumento de 0,25 °C/década.

En la Tabla 5.9 también se muestra un aumento general en la media mensual de la temperatura mínima diaria (TMN_m), con tendencias positivas incluso en sitios sin tendencias en TM_m o TMX_m , como Terni y Umbertide. El único sitio con una tendencia negativa en TMN_m es nuevamente Gubbio. Después de Gubbio, Orvieto es el lugar donde se encuentran menos cambios en TMN_m .

Todos los resultados mostrados anteriormente están de acuerdo con los previamente encontrados en Italia por otros autores. Como ejemplo, Brunetti et al. (2000a, 2000b) analizaron los valores medios mensuales de las temperaturas máximas, medias y mínimas diarias disponibles en aproximadamente 40 estaciones en Italia. Los autores dividieron las series de más de 100 años en dos grupos, correspondientes al norte de Italia (la región continental) y al centro-sur de Italia (la región peninsular, incluida Umbría) debido a las diferencias climáticas. Encontraron tendencias positivas, en el rango de 0,04 – 0,07 °C/década en los índices de temperatura anuales en ambos subgrupos, con valores mayores en el centro-sur de Italia. A escala estacional, se observaron tendencias positivas para las cuatro estaciones en el centro-sur de Italia y durante tres estaciones (otoño, primavera, invierno) en el norte de Italia. Además, detectaron aumentos significativos de temperatura en el período 1920 – 1950 y luego a partir de 1985.

En el contexto del efecto del cambio climático global sobre áreas específicas de Italia existen también diversos estudios. Viola et al. (2014) por ejemplo, proporcionaron evidencias de un calentamiento general en la región de Sicilia (en el sur de Italia), donde obtuvieron valores de tendencias próximos a 0,19 °C/década para la media anual de la temperatura observada en los últimos años del siglo pasado, siendo este valor significativamente más alto que el observado en otras regiones italianas.

Tomozeiu et al., (2006), observaron tendencias positivas en las temperaturas mínimas y máximas estacionales, siendo el aumento más pronunciado en la temperatura máxima con valores de hasta 0,40 °C/década en verano, invierno y primavera.

En el caso de España, la Tabla 5.10 muestra los resultados de la prueba de Mann-Kendall para las nueve estaciones analizadas del Valle del Guadalquivir. El estadístico Z adopta valores superiores a 1 para TM_y , TMX_y y TMN_y en todas las estaciones, con tendencias

positivas superiores a 0,20 °C/década para la media anual de las temperaturas medias diarias y mínimas, y algo inferiores a 0,20 °C/década para la media anual de la temperatura máxima diaria.

Tabla 5.10. Valores de tendencia significativas (°C/década) para el Valle del Guadalquivir. Nota: A: Anual.

Estación	Ene	Feb	Mar	Abr	May	Jun	Jul	Ago	Sep	Oct	Nov	Dic	A
<i>TMm</i>													<i>TMy</i>
Andújar			0,33			0,47	0,33	0,43					0,23
Montoro						0,50	0,31	0,47					0,19
Córdoba			0,30			0,37	0,31	0,37		0,22			0,20
Écija	0,19	0,32	0,19			0,31	0,22	0,29					0,18
Carmona	0,28	0,25	0,26			0,38	0,36	0,32					0,20
Alcalá del R.	0,25	0,32	0,19			0,31	0,24	0,28				0,24	0,22
Sevilla	0,24	0,33	0,27	0,25		0,45	0,37	0,38					0,26
Coria del R.		0,29				0,26	0,27	0,26					0,19
Cabezas de S. J.		0,29	0,23			0,32	0,20	0,21					0,19
<i>TMXm</i>													<i>TMXy</i>
Andújar			0,41			0,45	0,24	0,27					0,18
Montoro			0,39			0,55	0,32	0,47					0,17
Córdoba		0,29	0,46			0,39		0,30					0,18
Écija	0,17	0,25	0,50			0,36	0,28	0,23				0,15	0,18
Carmona		0,29	0,33			0,30	0,29						0,15
Alcalá del R.		0,27	0,41			0,33	0,21					0,14	0,16
Sevilla		0,25	0,43			0,38	0,21	0,23					0,17
Coria del R.		0,32	0,43									0,14	0,16
Cabezas de S. J.		0,20	0,43										0,11
<i>TMNm</i>													<i>TMNy</i>
Andújar				0,21	0,30	0,54	0,46	0,58	0,24	0,22			0,28
Montoro					0,21	0,50	0,33	0,46	0,23				0,23
Córdoba					0,25	0,41	0,45	0,44	0,27	0,35			0,23
Écija						0,29	0,18	0,33		0,22			0,19
Carmona				0,29	0,37	0,48	0,46	0,44	0,38	0,34			0,31
Alcalá del R.			0,22	0,22	0,24	0,29	0,26	0,33	0,34	0,31			0,24
Sevilla			0,25	0,29	0,38	0,52	0,50	0,50	0,37	0,33			0,35
Coria del R.						0,28	0,35	0,35	0,30				0,19
Cabezas de S. J.					0,26	0,35	0,31	0,4	0,32	0,35			0,25

En el Valle del Guadalquivir la media anual de las temperaturas diarias está aumentando. Sin embargo, este patrón no se detectó para la región de Umbría. De hecho, para este índice no se hallaron tendencias en ciertas estaciones de la región de Umbría (Tabla 5.9), y en los casos en que sí, las tendencias fueron negativas ($-0,11$, $-0,05$ y $-0,08$ °C/década en Gubbio para *TMNy*, *TMXy* y *TMy*, respectivamente). Este aumento general en la temperatura del Valle del Guadalquivir se puede observar en la Figura 5.21 y Figura 5.22, donde se muestran los resultados de la prueba de Mann-Kendall para las estaciones de Andújar y Sevilla, respectivamente. Centrando el análisis en los resultados para las localizaciones especificadas, a pesar de que el aumento en *TMXy* es casi similar, Sevilla (Figura 5.22) proporciona valores más altos de *Z* para *TMy* y *TMNy*.

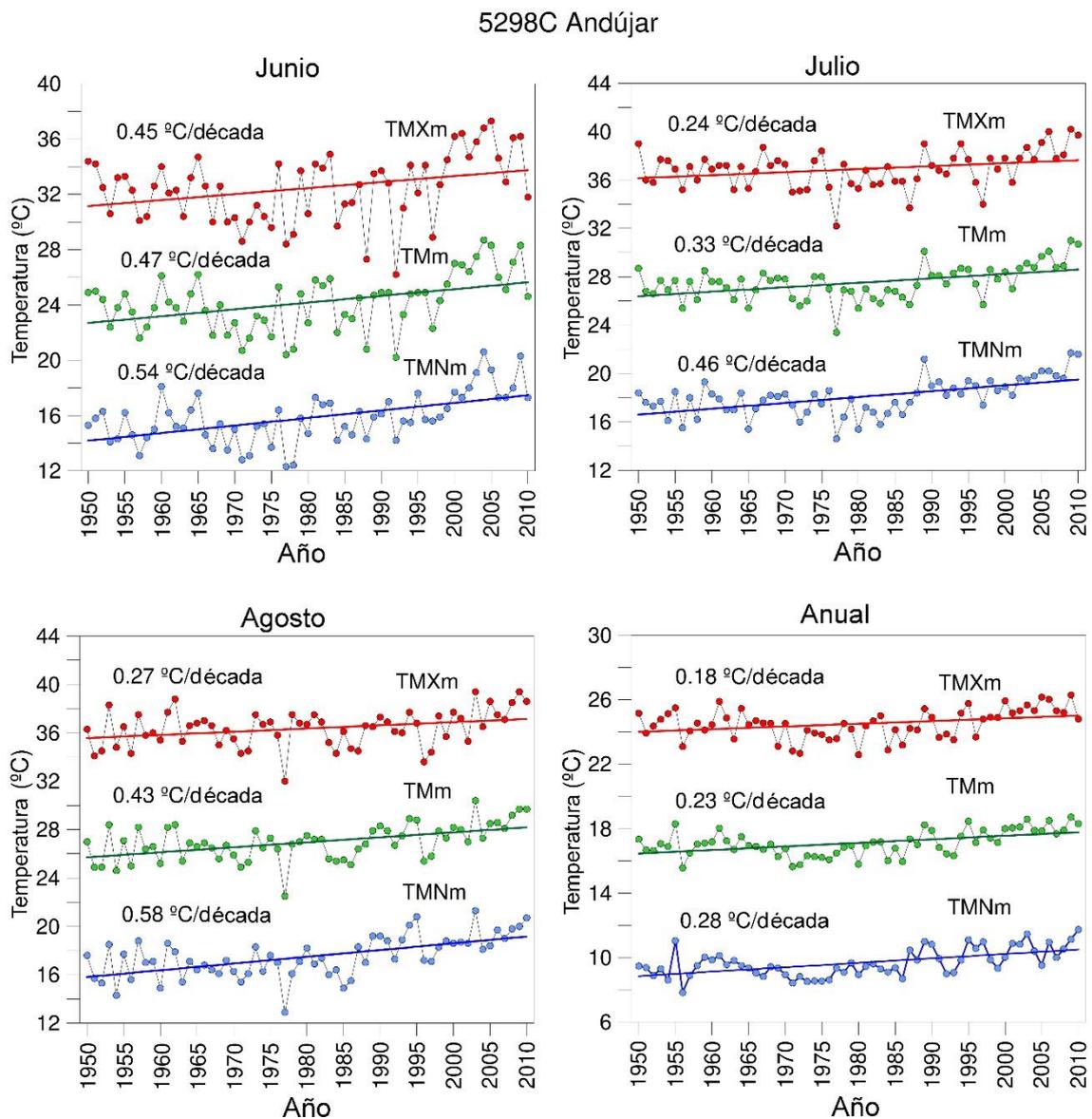


Figura 5.21. Valores con tendencia significancia (°C/década) en Andújar para las temperaturas medias anuales y mensuales (Junio, Julio y Agosto).

5783 Sevilla

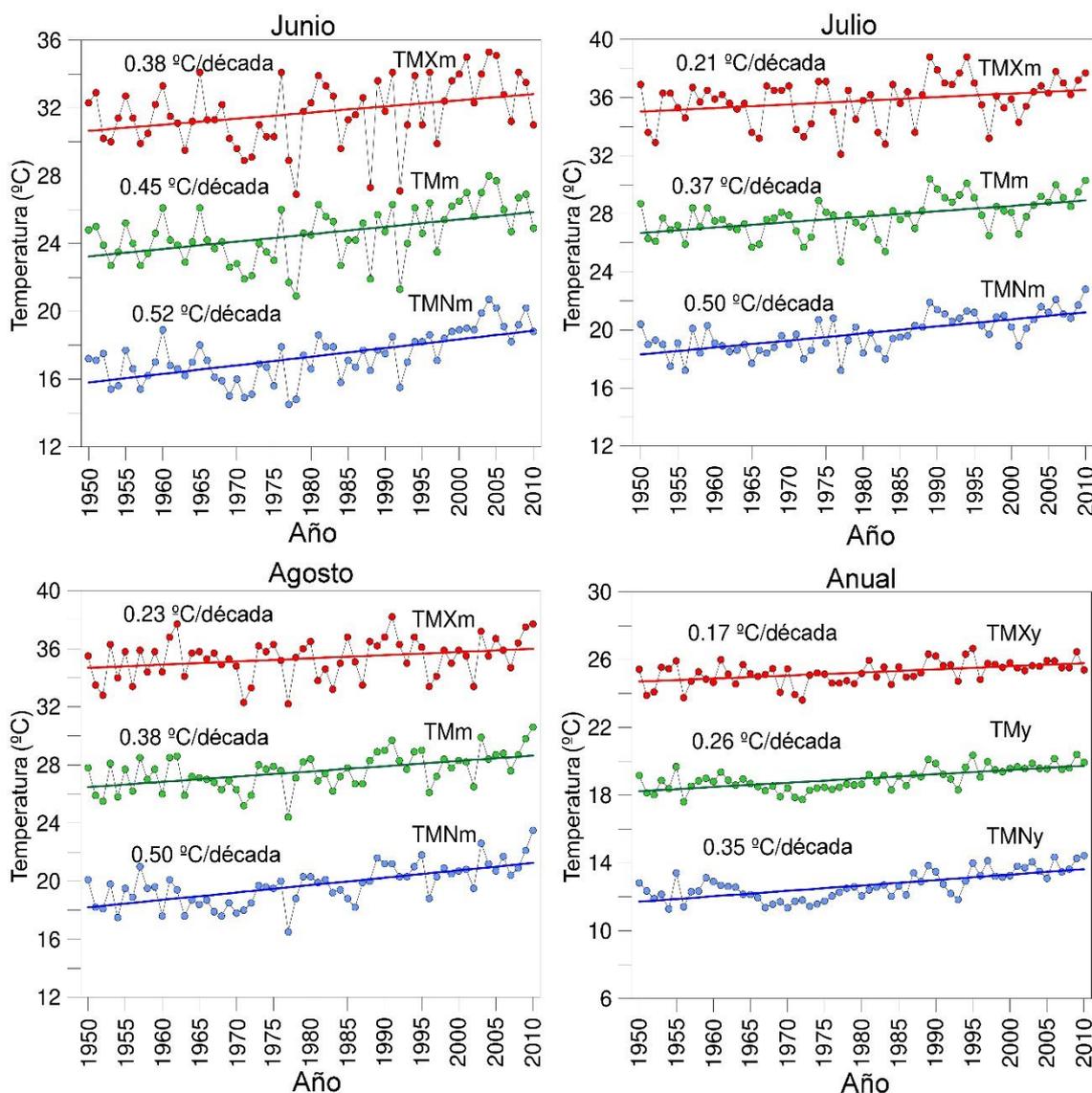


Figura 5.22. Valores con tendencia significancia (°C/década) en Sevilla para las temperaturas medias anuales y mensuales (Junio, Julio y Agosto).

Los resultados mensuales obtenidos tras la aplicación del test de Mann-Kendall para el Valle del Guadalquivir (Tabla 5.10), muestran un incremento general de las temperaturas durante el verano (junio, julio y agosto) para todas las estaciones y los índices *TMm*, *TMXm* y *TMNm*. Esta última temperatura mensual también muestra tendencias positivas durante últimos de verano (septiembre) para todos los sitios, excepto Écija, e incluso a principios del otoño (octubre), excepto en Montoro y Coria del Río. El aumento en la media mensual de la temperatura mínima diaria (*TMNm*) comienza en marzo para Alcalá del Río y Sevilla, en abril para Andújar y Carmona, y en mayo para Montoro, Córdoba y Cabezas de San Juan.

Si bien el aumento de $TMNm$ según los resultados del test de Mann-Kendall se concentra desde finales de primavera hasta principios de otoño, también se encuentran valores de $Z > 0$ durante los meses de febrero y marzo para TMm y $TMXm$. Las tendencias positivas de marzo se encuentran para todos los sitios, excepto en Montoro para el índice TMm . En lo que respecta al $TMXm$ para febrero, aumenta en todas las localidades excepto en Andújar y Montoro, mientras que los incrementos en TMm se encuentran en las estaciones centrales del Valle del Guadalquivir (Écija, Carmona, Alcalá del Río y Sevilla). También se encuentran valores aislados de $Z > 0$ para TMm en octubre (en Écija) y diciembre (en Alcalá del Río), y para $TMXm$ en enero (en Écija) y diciembre (Écija, Alcalá del Río y Coria del Río).

Las Figura 5.21 y Figura 5.22, muestran además el incremento de temperatura dado desde 1959 a 2010 para las estaciones de Andújar y Sevilla en los principales meses en los que se encontraron valores positivos para el estadístico de Mann-Kendall (junio, julio y agosto). Para estos meses, el aumento de la temperatura es en términos generales superior en Andújar que en Sevilla. Solo en los índices TMm y $TMNm$ para el mes de julio, los valores de Sevilla (0,37 y 0,50 °C/década) son un poco más altos que en Andújar (0,33 y 0,46 °C/década).

Los resultados obtenidos en el Valle del Guadalquivir están de acuerdo con los encontrados previamente por otros autores en España (por ejemplo, Del Río et al. 2011, 2012) o Andalucía (por ejemplo, Sousa y otros 2007; Llorente 2012). De forma resumida y en general, la temperatura aumentó en la España de influencia continental durante el siglo XX, con un aumento evidente durante la primavera y el verano (González-Hidalgo et al. 2015).

5.4.2. Análisis de los puntos de cambio

Una vez analizadas las tendencias en las series de datos de temperatura en las regiones de Umbría y Valle del Guadalquivir, se estudió la existencia de posibles puntos de cambio en las mismas series de datos mediante la aplicación de los tests de Pettitt y SNH . La hipótesis nula supone que no existen puntos de cambio en las series de datos, mientras que la hipótesis alternativa, supone que existe un punto de cambio en la media, como se describió en el apartado 3.4.

Para las siete estaciones disponibles en la región de Umbría, la Tabla 5.11 muestra los puntos de cambio detectados para la serie de datos de temperatura mediante la aplicación de las pruebas de Pettitt y SNH .

Tabla 5.11. Puntos de cambio detectados por los test de Pettitt y *SHN* (año *Pettitt*/año *SNHT*) para la región de Umbría. Nota: A: Anual.

ID	Ene	Feb	Mar	Abr	May	Jun	Jul	Ago	Sep	Oct	Nov	Dic	A
<i>TMm</i>													<i>TMy</i>
39			/49			65/53			71/71		73/73		62/53
58	51/51	51/51		97/97	92/92	96/96	94/94	91/91		99/99			94/93
61	70/70		89/89	98/06	98/91	93/98	82/04	85/85		85/85	94/08		85/96
84	70/70	74/66	74/74	81/61	92/64	93/96	82/82	85/85	73/	76/76	63/63	75/75	74/79
85	69/			06/06	/47		/49	70/70		79/79	/08	75/48	78/12
86	70/70			/06	85/92	93/93	82/82	81/		81/83	57/57	76/	87/86
90				97/05	97/	96/98		91/98		98/99	94/02	93/	94/06
<i>TMXm</i>													<i>TMXy</i>
39				65/54		96/53	64/		67/59				62/62
58		51/51		97/97	92/92	93/93	04/04						94/93
61	98/98		89/89	98/06	98/91	93/98	82/04	85/87		85/85	94/94		85/92
84	70/69	/66	72/72	06/06	92/63	93/93	82/82	85/85		65/65	63/63	75/	82/67
85	/40			/06							/49	75/	60/51
86	70/58			/06	92/	93/93	82/82	85/87		85/85	57/57		87/86
90				98/06		98/98						93/	97/06
<i>TMNm</i>													<i>TMNy</i>
39				72/72	/49	72/72	/48	/49	72/52		73/73		72/72
58	59/59	51/51	00/00	98/98	97/97	96/96	94/94	92/92					94/93
61	69/68	57/57	72/89	98/06	98/91	93/96	82/82	85/85		76/76	/12		80/42
84	70/70		74/74	81/98	74/66	96/96	74/74	80/80	73/73	76/76	92/60	75/75	74/79
85			74/47	81/47	68/47	88/47	82/49	71/62	81/47	79/79	58/57	75/49	80/53
86	70/			83/	83/83	90/93	82/82	80/85	81/	79/79	90/92	76/	81/80
90	88/			94/97	94/97	96/96	72/	97/94	97/	98/98	00/00		94/94

Para los índices media anual de la temperatura media diaria (*TMy*), máxima (*TMXy*) y mínima (*TMNy*), se han encontrado puntos de cambio para todas las estaciones con los dos test aplicados.

Solo en Gubbio, para los índices *TMXy* y *TMNy*, y Umbertide, para el índice *TMNy*, el año de cambio coincide en ambos test. En las temperaturas medias mensuales *TMm*, *TMXm* y *TMNm*, se han detectado varios puntos de cambio en todas las estaciones. Ambas pruebas aplicadas dieron el mismo año para el 50.97% de los puntos de cambio detectados. Solo considerando un año de diferencia, el porcentaje aumenta a 54.19%. De

los 186 puntos de cambio detectados, 31 fueron marcados por solo uno de los test, siendo 7 de los 31 detectados por el test *SNH* y 24 por el de Pettitt.

A partir del análisis de los resultados detallados en la Tabla 5.11, los puntos de cambio encontrados en las series de datos mediante la aplicación de pruebas de homogeneidad no se pueden atribuir a cambios en los sensores o ubicaciones de las estaciones, ya que estos ocurren en diferentes períodos tal y como se obtiene del análisis de los metadatos (véase apartado 4.2.). Solo en el caso de la estación Umbertide, algunos índices de temperatura mensual y anual exhiben puntos de cambio cerca del año de reposicionamiento de la estación (a finales de los 90). Aunque los puntos de interrupción abarcan una amplia gama de años a través de las estaciones seleccionadas, se pueden extraer dos períodos específicos que se repiten, siendo estos los primeros años de la década de los 80 y la primera mitad de los 90. Estas inhomogeneidades cerca de estos dos períodos, probablemente pueden estar relacionadas con los efectos del cambio climático en la región, de acuerdo con otros resultados disponibles en la literatura (Brunetti et al., 2000a, 2000b).

La Tabla 5.12 muestra el análisis de puntos de cambio para las estaciones en el Valle del Guadalquivir.

Tabla 5.12. Puntos de cambio detectados por los test de Pettitt y *SHN* (año *Pettitt*/año *SNHT*) para el Valle del Guadalquivir. Nota: A: Anual.

ID	Ene	Feb	Mar	Abr	May	Jun	Jul	Ago	Sep	Oct	Nov	Dic	A
<i>TMm</i>													<i>TMy</i>
1			86/86	94/94		93/98	88/88	88/88				75/	86/93
2			80/86		85/	80/93	88/88	87/87					80/84
3			86/86	94/94	85/	93/93	83/88	87/87		93/93			75/93
4	/56		86/86	94/94	85/	88/98	88/88	87/87				/75	75/86
5			86/86	83/86	85/	88/88	83/87	87/87				75/75	80/86
6			80/86	80/94	85/	78/93	85/83	87/87				75/75	80/86
7			86/86	91/94	85/85	88/93	87/87	87/87	76/76			75/73	86/86
8			86/86	94/94		78/97	87/88	87/87				75/75	78/83
9			79/93	94/94		93/97	/03	/08				75/73	94/94
<i>TMXm</i>													<i>TMXy</i>
1			86/86	94/94		97/98	88/01	97/02					93/93
2			80/80			80/93	87/87	84/84					80/79
3			80/86			93/98	88/	87/87				73/73	80/93
4	88/	80/80	91/			88/98	88/					73/73	79/79
5	87/06	80/80	83/			88/	83/	87/87	92/			73/	80/80

ID	Ene	Feb	Mar	Abr	May	Jun	Jul	Ago	Sep	Oct	Nov	Dic	A
6		88/	80/80			78/93	83/87	/08				76/73	79/79
7		88/	80/80	90/		78/97	87/87	87/				73/73	88/88
8		88/	80/86	91/91		88/98	88/					76/76	86/87
9		77/	80/80			93/97			91/			73/73	93/93
<i>TMNm</i>													<i>TMNy</i>
1			88/89	95/95	91/94	94/99	87/87	86/88	77/	84/85			86/86
2			88/	94/94	85/91	80/93	88/88	87/88	79/79	84/			84/93
3				94/95	85/91	80/94	84/84	86/86	79/79	84/84			86/94
4			88/88	94/95	85/91	93/97	87/88	86/86	76/	93/93			86/94
5		/06	86/86	80/95	85/85	89/89	85/86	86/86	79/79	82/82		75/	84/86
6			89/88	95/95	85/85	93/93	84/85	86/86	76/76	84/93		75/75	84/86
7			88/88	94/95	85/95	93/93	86/86	86/87	77/76	93/93		74/74	86/86
8					89/89	78/78	86/86	78/78	76/76				76/76
9			95/95	95/95	93/93	93/97	83/83	86/86	77/77	93/00			94/94

Comparando las Tabla 5.10 y Tabla 5.12, se puede observar un patrón similar según la ubicación y los meses, y las series *TMm*, *TMXm* y *TMNm*. Atendiendo a los resultados de los puntos de cambio, Pettitt y NSH detectaron años similares en el 58,14% del total de detecciones (172). Si se considera una diferencia de solo 1 año, el porcentaje es entonces se eleva al 66,28%. Como sucedió en la región de Umbría, en algunos meses solo uno de los test detectó un punto de cambio, siendo en este caso principalmente el test Pettitt. La Figura 5.23 muestra el punto de cambio detectado con las pruebas Pettitt y *SNH* para datos anuales en Sevilla (Valle del Guadalquivir).

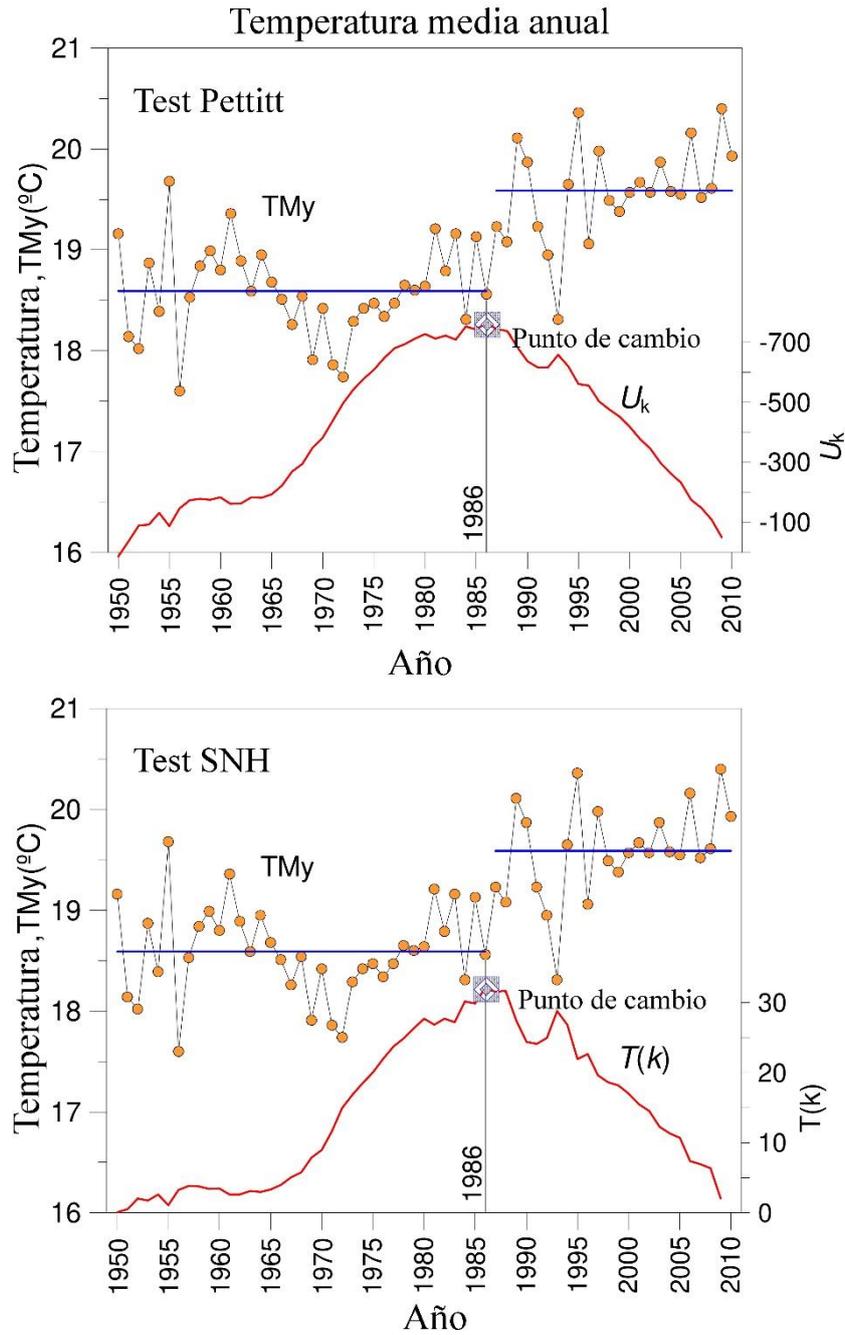


Figura 5.23. Puntos de cambio detectados por las pruebas Pettitt y SNH para Sevilla (Valle del Guadalquivir).

Generalmente, los cambios encontrados en las series de datos mediante la aplicación de las pruebas de homogeneidad aplicadas en este trabajo se deben a cambios en los sensores o en la ubicación de la estación meteorológica. En cambio, dados los resultados mostrados en la Tabla 5.12, estos motivos pueden descartarse debido a dos razones principales. En primer lugar, la base de datos utilizada fue sometida previamente a un control de calidad minucioso por parte de Gonzalez-Hidalgo et al. (2015). En segundo lugar, es muy poco probable encontrar los mismos puntos de interrupción al mismo tiempo para todas las estaciones, como ocurre con TMm , $TMxm$ y $TMNm$ (Tabla 5.10). En consecuencia, los

puntos de cambio detectados para las estaciones del Valle del Guadalquivir deben atribuirse a fenómenos naturales, como las erupciones volcánicas (Martinez et al., 2010). Todas las inhomogeneidades detectadas durante años cercanos a los períodos 1982 - 1984 y 1991 - 1994, pueden estar relacionadas con períodos de erupciones fuertes en todo el mundo (Morozova y Valente, 2012). La mayoría de los puntos de cambio detectados para las estaciones en el Valle del Guadalquivir están alrededor de estos rangos.

5.4.3. Conclusiones

Aunque el cambio climático y sus efectos sobre el aumento de la temperatura de la superficie global son ampliamente conocidos, para analizar los efectos locales, se han presentado en este trabajo un análisis de seis índices de temperatura en dos regiones diferentes del área mediterránea.

Trabajar con datos de temperatura mensuales previamente validados llevó a encontrar resultados representativos en cada área. La prueba de Mann-Kendall mostró la presencia de tendencias significativas en ambas áreas. Para el área española (el Valle del Guadalquivir) todas las tendencias detectadas fueron positivas, mostrando aumentos de temperatura que van desde 0,11 °C/década para la media anual de temperatura máxima diaria (*TMXy*) hasta 0,58 °C/década para la media mensual de temperatura mínima diaria (*TMNm*). Se detectó el mismo patrón de tendencias para todas las estaciones de la región, con temperaturas más altas en verano y un aumento en los valores mínimos desde finales de primavera hasta principios de otoño. Para el área italiana (la región de Umbría) también se encontraron tendencias positivas para todos los sitios, excepto en uno, en el que los distintos índices de temperatura parecen descender en los meses de febrero, junio, julio y septiembre. Las diferentes características geográficas de esta estación pueden ser la razón de este comportamiento desigual. Aunque se encontró un patrón de tendencia positiva general tanto en Umbría como en el Valle del Guadalquivir, no se puede definir un patrón claro en los meses con aumentos de temperatura en la región anterior. Por ejemplo, algunos sitios no mostraron tendencias en la media anual de la temperatura máxima diaria, y en aquellos sitios con incrementos en los índices de temperatura, éstos se distribuyen a lo largo del año.

Por lo tanto, aunque los índices de temperatura estudiados mostraron una tendencia general de aumento, se encontraron algunas diferencias entre regiones y durante todo el año, entre sitios, e incluso meses sin tendencias detectadas.

Se aplicaron los test de Pettitt y *SNH* para detectar cambios en las series de datos analizadas. Dado que la calidad de todas las series se había verificado previamente, los

cambios encontrados proporcionaron información relacionada básicamente con los procesos climáticos.

Nuevamente, los resultados fueron más homogéneos para el Valle del Guadalquivir. Para la región de Umbría, no hubo un patrón claro.

Todos los resultados de este trabajo muestran la importancia de desarrollar análisis a nivel local ya que incluso cuando el aumento general de la temperatura está presente en todo el mundo, el comportamiento local puede ser diferente debido a fenómenos geográficos, humanos o naturales.

6. CONCLUSIONES GENERALES

Los resultados que se han obtenido en la presente tesis doctoral han contribuido a mejorar la descripción y el conocimiento de las variables térmicas, y en especial del rango térmico diario.

El rango térmico diario presenta una amplia variedad de usos en el ámbito científico-técnico. Se emplea como variable de entrada en multitud de aplicaciones y modelos, como aquellos encaminados a calcular variables de gran transcendencia hidrológica o agrometeorológica como la evapotranspiración de referencia o la radiación solar, en investigaciones científicas en áreas como la medicina, la energía, etc. Además, en las últimas décadas, esta variable ha tenido un papel importante en el análisis y estudio del cambio climático, considerándose un mejor indicador frente a otras variables térmicas. En este trabajo se ha analizado su comportamiento desde distintas ópticas atendiendo al estudio pormenorizado de su variabilidad espacio-temporal.

Por un lado, se ha confirmado el comportamiento multifractal de la variable para distintos intervalos temporales donde muestra invarianza de escala, siendo el intervalo temporal de 1 a 8 días el más repetido. Aunque el comportamiento fractal de la variable fluctúa a largo de la región, se puede establecer una clara diferencia entre las zonas con mayor y menor influencia marítima/oceánica. Aun así, existen lugares específicos en ambas zonas donde la variable ha mostrado un patrón diferente incluso con las estaciones vecinas más cercanas, siendo esta información de gran interés, y especialmente importante en el uso de modelos, por ejemplo, en su etapa de calibración.

Con la intención de zonificar la variable en base a su caracterización multifractal, y tras estudiar su variabilidad geográfica, se ha analizado la estructura espacial de las variables DTR diario y máximo anual, mediante el procedimiento del análisis regional de frecuencias. El trabajo llevado a cabo ha permitido confirmar que las variables, en base a sus características fractales, no forman ninguna región homogénea dentro de la zona de estudio, no siendo posible, por tanto, alcanzar el objetivo del análisis regional de frecuencias de solventar la escasez de series con suficiente longitud, con su mayor abundancia en el espacio. Por tanto, se puede concluir que Andalucía forma una región definitivamente heterogénea para las variables DTR diario y máximo anual.

Este resultado es de gran importancia en el empleo de las variables en modelos y aplicaciones donde habitualmente se hace uso del concepto de región geográfica, asumiendo que las series de datos muestran distribuciones de frecuencias similares dada su cercanía. En el caso de las variables analizadas sería necesario profundizar en la resolución espacial, por ejemplo, mediante análisis local.

CONCLUSIONES GENERALES

Finalmente, para un conjunto de estaciones localizadas en el Valle de Guadalquivir (Andalucía – España), y otro en la región de Umbria (Italia), se han analizado las tendencias y la homogeneidad de seis índices térmicos, tres de escala mensual y tres anual, con el objetivo de comparar los resultados de dos zonas de clima mediterráneo y el posible efecto del cambio climático. Los resultados han permitido confirmar la existencia de tendencias positivas en todos los casos del Valle del Guadalquivir, aunque con distintos gradientes. En cambio, en la región de Umbría, aunque en general las tendencias fueron positivas, se ha encontrado una localización con tendencias negativas, constatando la existencia de singularidades. El análisis de homogeneidad ha señalado la existencia de puntos de cambio en ambas zonas para los índices calculados, que, descartada la posibilidad de asociarlos a factores no climáticos, se asoció al impacto de los procesos climáticos en las series de datos analizadas. De nuevo, los resultados obtenidos en zonas con el mismo clima, que a escalas superiores pueden presentar similitudes, muestran que las diferencias han sido más notables a escalas espaciales más pequeñas, siendo posiblemente más idóneo la aplicación de un análisis local.

7. REFERENCIAS

- Abdi, A., Hassanzadeh, Y., Talatahari, S., Fakheri-Fard, A. & Mirabbasi, R. 2017. Regional drought frequency analysis using L-moments and adjusted charged system search. *Journal of Hydroinformatics*, 19, 426-442.
- AEMET. 2017. *Efemérides extremos* [Online]. Available: http://www.aemet.es/es/serviciosclimaticos/datosclimatologicos/efemerides_extremos [Accessed 08/08/2017 2017].
- Aguilar, E., Auer, I., Brunet, M., Peterson, T. C. & Wieringa, J. 2003. Guidelines on climate metadata and homogeneity. World Meteorological Organization, Geneva ed.
- Alexander, L. V., Zhang, X., Peterson, T. C., Caesar, J., Gleason, B., Tank, A., Haylock, M., Collins, D., Trewin, B., Rahimzadeh, F., Tagipour, A., Kumar, K. R., Revadekar, J., Griffiths, G., Vincent, L., Stephenson, D. B., Burn, J., Aguilar, E., Brunet, M., Taylor, M., New, M., Zhai, P., Rusticucci, M. & Vazquez-Aguirre, J. L. 2006. Global observed changes in daily climate extremes of temperature and precipitation. *Journal of Geophysical Research-Atmospheres*, 111.
- Alexandersson, H. 1986. A homogeneity test applied to precipitation data. *Journal of Climatology*, 6, 661-675.
- Allen, R. G. 1995. Evaluation of procedures for estimating mean monthly solar radiation from air temperature. AGRIS. FAO.
- Allen, R. G., Pereira, L. S., Raes, D. & Smith, M. 1998. Crop evapotranspiration — guidelines for computing crop water requirements. FAO Irrigation and drainage paper 56: Food and Agriculture Organization, Rome.
- Annandale, J. G., Jovanovic, N. Z., Benade, N. & Allen, R. G. 2002. Software for missing data error analysis of Penman-Monteith reference evapotranspiration. *Irrigation Science*, 21, 57-67.
- Ariza-Villaverde, A. B., Jimenez-Hornero, F. J. & De Rave, E. G. 2013. Multifractal analysis applied to the study of the accuracy of DEM-based stream derivation. *Geomorphology*, 197, 85-95.
- Balling, R. C. & Idso, S. B. 1991. Decreasing diurnal temperature range: CO₂ greenhouse or SO₂ energy balance effect? *Atmospheric Research*, 26, 455-459.
- Bandyopadhyay, A., Bhadra, A., Raghuwanshi, N. S. & Singh, R. 2008. Estimation of monthly solar radiation from measured air temperature extremes. *Agricultural and Forest Meteorology*, 148, 1707-1718.
- Baranowski, P., Krzyszczak, J., Slawinski, C., Hoffmann, H., Kozyra, J., Nierobca, A., Siwek, K. & Gluza, A. 2015. Multifractal analysis of meteorological time series to assess climate impacts. *Climate Research*, 65, 39-52.

REFERENCIAS

- Barnett, T. P., Adam, J. C. & Lettenmaier, D. P. 2005. Potential impacts of a warming climate on water availability in snow-dominated regions. *Nature*, 438, 303-309.
- Beable, M. E. & Mckerchan, A. I. 1982. Regional flood estimation in New Zealand. Ministry of Works and Development ed. Wellington, N. Z.: Water and Soil Technical Publications 20.
- Bhuyan, A., Borah, M. & Kumar, R. 2010. Regional Flood Frequency Analysis of North-Bank of the River Brahmaputra by Using LH-Moments. *Water Resources Management*, 24, 1779-1790.
- Bilbao, J., Roman, R. & De Miguel, A. 2019. Temporal and Spatial Variability in Surface Air Temperature and Diurnal Temperature Range in Spain over the Period 1950-2011. *Climate*, 7, 17.
- Bilbao, J., Román, R. & De Miguel, A. 2015. Global ultraviolet solar irradiation and meteorological variable trends in Spain Real Sociedad Española de Física: Madrid, España. ed. In Current Trends in Energy and Sustainability: Gómez-Calvet, R., Martínez-Duart, J.M.
- Bishop, C. M. 1995. Neural networks for pattern recognition. Oxford: Clarendon Press.
- Bloeschl, G., Hall, J., Viglione, A., Perdigao, R. A. P., Parajka, J., Merz, B., Lun, D., Arheimer, B., Aronica, G. T., Bilibashi, A., Bohac, M., Bonacci, O., Borga, M., Canjevac, I., Castellarin, A., Chirico, G. B., Claps, P., Frolova, N., Ganora, D., Gorbachova, L., Gul, A., Hannaford, J., Harrigan, S., Kireeva, M., Kiss, A., Kjeldsen, T. R., Kohnova, S., Koskela, J. J., Ledvinka, O., Macdonald, N., Mavrova-Guirguinova, M., Mediero, L., Merz, R., Molnar, P., Montanari, A., Murphy, C., Osuch, M., Ovcharuk, V., Radevski, I., Salinas, J. L., Sauquet, E., Sraj, M., Szolgay, J., Volpi, E., Wilson, D., Zaimi, K. & Zivkovic, N. 2019. Changing climate both increases and decreases European river floods. *Nature*, 573, 108-+.
- Bojanowski, J. S., Vrieling, A. & Skidmore, A. K. 2013. Calibration of solar radiation models for Europe using Meteosat Second Generation and weather station data. *Agricultural and Forest Meteorology*, 176, 1-9.
- Boutet, S. 2000. Multifractality and multifractal phase transitions in turbulence. Term Paper for Physics.
- Braganza, K., Karoly, D. J. & Arblaster, J. M. 2004. Diurnal temperature range as an index of global climate change during the twentieth century. *Geophysical Research Letters*, 31.
- Brunet, M., Jones, P. D., Sigro, J., Saladie, O., Aguilar, E., Moberg, A., Della-Marta, P. M., Lister, D., Walther, A. & Lopez, D. 2007. Temporal and spatial temperature variability and change over Spain during 1850-2005. *Journal of Geophysical Research-Atmospheres*, 112.
- Brunet, M., Saladie, O., Jones, P., Sigro, J., Aguilar, E., Moberg, A., Lister, D., Walther, A., Lopez, D. & Almarza, C. 2006. The development of a new dataset of Spanish

- Daily Adjusted Temperature Series (SDATS) (1850-2003). *International Journal of Climatology*, 26, 1777-1802.
- Brunetti, M., Buffoni, L., Maugeri, M. & Nanni, T. 2000a. Trends of minimum and maximum daily temperatures in Italy from 1865 to 1996. *Theoretical and Applied Climatology*, 66, 49-60.
- Brunetti, M., Maugeri, M. & Nanni, T. 2000b. Variations of Temperature and Precipitation in Italy from 1866 to 1995. *Theoretical and Applied Climatology*, 65, 165-174.
- Burgueno, A., Lana, X., Serra, C. & Martinez, M. D. 2014. Daily extreme temperature multifractals in Catalonia (NE Spain). *Physics Letters A*, 378, 874-885.
- Campos, R. M. & Soares, C. G. 2018. Spatial distribution of offshore wind statistics on the coast of Portugal using Regional Frequency Analysis. *Renewable Energy*, 123, 806-816.
- Castellarin, A., Burn, D. H. & Brath, A. 2001. Assessing the effectiveness of hydrological similarity measures for flood frequency analysis. *Journal of Hydrology*, 241, 270-285.
- Cheng, Q. 2014. Generalized binomial multiplicative cascade processes and asymmetrical multifractal distributions. *Nonlinear Processes in Geophysics*, 21, 477-487.
- Collatz, G. J., Bounoua, L., Los, S. O., Randall, D. A., Fung, I. Y. & Sellers, P. J. 2000. A mechanism for the influence of vegetation on the response of the diurnal temperature range to changing climate. *Geophysical Research Letters*, 27, 3381-3384.
- Dai, A., Trenberth, K. E. & Karl, T. R. 1999. Effects of clouds, soil moisture, precipitation, and water vapor on diurnal temperature range. *Journal of Climate*, 12, 2451-2473.
- Dalrymple, T. 1960. Flood frequency analysis. U.S.G.P.O.
- Damborska, I., Gera, M., Melo, M., Lapin, M. & Nejedlik, P. 2016. Changes in the daily range of the air temperature in the mountainous part of Slovakia within the possible context of global warming. *Meteorologische Zeitschrift*, 25, 17-35.
- Darwish, M. M., Fowler, H. J., Blenkinsop, S. & Tye, M. R. 2018. A regional frequency analysis of UK sub-daily extreme precipitation and assessment of their seasonality. *International Journal of Climatology*, 38, 4758-4776.
- Davis, A., Marshak, A., Wiscombe, W. & Cahalan, R. 1994. Multifractal characterizations of nonstationarity and intermittency in geophysical fields-observed, retrieved or simulated. *Journal of Geophysical Research-Atmospheres*, 99, 8055-8072.

REFERENCIAS

- De Lima, M. I. P. & De Lima, J. 2009. Investigating the multifractality of point precipitation in the Madeira archipelago. *Nonlinear Processes in Geophysics*, 16, 299-311.
- De Lima, M. I. P. & Grasman, J. 1999. Multifractal analysis of 15-min and daily rainfall from a semi-arid region in Portugal. *Journal of Hydrology*, 220, 1-11.
- Del Rio, S., Cano-Ortiz, A., Herrero, L. & Penas, A. 2012. Recent trends in mean maximum and minimum air temperatures over Spain (1961-2006). *Theoretical and Applied Climatology*, 109, 605-626.
- Del Rio, S., Fraile, R., Herrero, L. & Penas, A. 2007. Analysis of recent trends in mean maximum and minimum temperatures in a region of the NW of Spain (Castilla y Leon). *Theoretical and Applied Climatology*, 90, 1-12.
- Del Rio, S., Herrero, L., Pinto-Comes, C. & Penas, A. 2011. Spatial analysis of mean temperature trends in Spain over the period 1961-2006. *Global and Planetary Change*, 78, 65-75.
- Douglas, E. M., Vogel, R. M. & Kroll, C. N. 2000. Trends in floods and low flows in the United States: impact of spatial correlation. *Journal of Hydrology*, 240, 90-105.
- Durocher, M., Burn, D. H. & Zadeh, S. M. 2018. A nationwide regional flood frequency analysis at ungauged sites using ROI/GLS with copulas and super regions. *Journal of Hydrology*, 567, 191-202.
- Durre, I. & Wallace, J. M. 2001. The warm season dip in diurnal temperature range over the eastern United States. *Journal of Climate*, 14, 354-360.
- Easterling, D. R., Horton, B., Jones, P. D., Peterson, T. C., Karl, T. R., Parker, D. E., Salinger, M. J., Razuvayev, V., Plummer, N., Jamason, P. & Folland, C. K. 1997. Maximum and minimum temperature trends for the globe. *Science*, 277, 364-367.
- Ebi, K. L. & O'Neill, M. 2008. Climate change and human health: Risks and responses. *American Journal of Epidemiology*, 167, S135-S135.
- Eischeid, J. K., Pasteris, P. A., Diaz, H. F., Plantico, M. S. & Lott, N. J. 2000. Creating a serially complete, national daily time series of temperature and precipitation for the western United States. *Journal of Applied Meteorology*, 39, 1580-1591.
- El Kenawy, A., Lopez-Moreno, J. I., Stepanek, P. & Vicente-Serrano, S. M. 2013. An assessment of the role of homogenization protocol in the performance of daily temperature series and trends: application to northeastern Spain. *International Journal of Climatology*, 33, 87-108.
- Emanuel, K. 2017. Assessing the present and future probability of Hurricane Harvey's rainfall. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 114, 12681-12684.
- Erro-Eslava, J. 2011. *Análisis Regional de las precipitaciones diarias extremas en la cuenca del río Arga*. Trabajo Profesional Fin de Carrera, Universidad Pública de Navarra.

- Esteban-Parra, M. J., Rodrigo, F. S. & Castrodiez, Y. 1995. Temperature trends and change-points in the northern spanish plateau during the last 100 years. *International Journal of Climatology*, 15, 1031-1042.
- Estevez, J., Garcia-Marin, A. P., Morabito, J. A. & Cavagnaro, M. 2016. Quality assurance procedures for validating meteorological input variables of reference evapotranspiration in mendoza province (Argentina). *Agricultural Water Management*, 172, 96-109.
- Estevez, J., Gavilan, P. & Garcia-Marin, A. P. 2018. Spatial regression test for ensuring temperature data quality in southern Spain. *Theoretical and Applied Climatology*, 131, 309-318.
- Estevez, J., Gavilan, P. & Giraldez, J. V. 2011. Guidelines on validation procedures for meteorological data from automatic weather stations. *Journal of Hydrology*, 402, 144-154.
- Estevez, J., Padilla, F. L. M. & Gavilan, P. 2012. Evaluation and Regional Calibration of Solar Radiation Prediction Models in Southern Spain. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, 138, 868-879.
- Faiz, M. A., Liu, D., Fu, Q., Qamar, M. U., Dong, S., Khan, M. I. & Li, T. 2018. Complexity and trends analysis of hydrometeorological time series for a river streamflow: A case study of Songhua River Basin, China. *River Research and Applications*, 34, 101-111.
- Fawad, M., Ahmad, I., Nadeem, F. A., Yan, T. & Abbas, A. 2018. Estimation of wind speed using regional frequency analysis based on linear-moments. *International Journal of Climatology*, 38, 4431-4444.
- Feder, J. 1988. *Fractals*. Nueva York: Plenum.
- Feeny, B. F. 2000. Fast multifractal analysis by recursive box covering. *International Journal of Bifurcation and Chaos*, 10, 2277-2287.
- Feng, H. H. & Zou, B. 2019. A greening world enhances the surface-air temperature difference. *Science of the Total Environment*, 658, 385-394.
- Feng, S., Hu, Q. & Qian, W. H. 2004. Quality control of daily meteorological data in China, 1951-2000: A new dataset. *International Journal of Climatology*, 24, 853-870.
- Feng, T., Fu, Z., Deng, X. & Ma, J. 2009. A brief description to different multi-fractal behaviors of daily wind speed records over China. *Physics Letters A*, 373, 4134-4141.
- Feng, T., Fu, Z. T. & Mao, J. Y. 2010. The multi-fractal characteristics of climate variables in Beijing. *Chinese Journal of Geophysics-Chinese Edition*, 53, 2037-2044.
- Fernandez-Montes, S., Seubert, S., Rodrigo, F. S., Alvarez, D. F. R., Hertig, E., Esteban, P. & Philipp, A. 2014. Circulation types and extreme precipitation days in the

- Iberian Peninsula in the transition seasons: Spatial links and temporal changes. *Atmospheric Research*, 138, 41-58.
- Folland, C. K., Karl, T. R. & Salinger, M. J. 2001. *Observed climate variability and change. Climate Change 2001: Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Third Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*, IPCC.
- Galdies, C. 2012. Temperature trends in Malta (central Mediterranean) from 1951 to 2010. *Meteorology and Atmospheric Physics*, 117, 135-143.
- Gallo, K. P., Easterling, D. R. & Peterson, T. C. 1996. The influence of land use land cover on climatological values of the diurnal temperature range. *Journal of Climate*, 9, 2941-2944.
- Gao, L. H. & Fu, Z. T. 2013. Multi-fractal Behaviors of Relative Humidity over China. *Atmospheric and Oceanic Science Letters*, 6, 74-78.
- Garcia-Marin, A. P., Ayuso-Munoz, J. L., Jimenez-Hornero, F. J. & Estevez, J. 2013. Selecting the best IDF model by using the multifractal approach. *Hydrological Processes*, 27, 433-443.
- Garcia-Marin, A. P., Ayuso-Munoz, J. L., Taguas-Ruiz, E. V. & Estevez, J. 2011. Regional analysis of the annual maximum daily rainfall in the province of Malaga (southern Spain) using the principal component analysis. *Water and Environment Journal*, 25, 522-531.
- Garcia-Marin, A. P., Estevez, J., Alcalá-Miras, J. A., Morbidelli, P., Flammini, A. & Ayuso-Munoz, J. L. 2019. Multifractal analysis to study break points in temperature data sets. *Chaos*, 29, 11.
- Garcia-Marin, A. P., Estevez, J., Medina-Cobo, M. T. & Ayuso-Munoz, J. L. 2015a. Delimiting homogeneous regions using the multifractal properties of validated rainfall data series. *Journal of Hydrology*, 529, 106-119.
- Garcia-Marin, A. P., Estevez, J., Sanguesa-Pool, C., Pizarro-Tapia, R., Ayuso-Munoz, J. L. & Jimenez-Hornero, F. J. 2015b. The use of the exponent $K(q)$ function to delimit homogeneous regions in regional frequency analysis of extreme annual daily rainfall. *Hydrological Processes*, 29, 139-151.
- Garcia-Marin, A. P., Jimenez-Hornero, F. J. & Ayuso-Munoz, J. L. 2008. Universal multifractal description of an hourly rainfall time series from a location in southern Spain. *Atmosfera*, 21, 347-355.
- Gavilan, P., Lorite, I. J., Tornero, S. & Berengena, J. 2006. Regional calibration of Hargreaves equation for estimating reference ET in a semiarid environment. *Agricultural Water Management*, 81, 257-281.
- Ghosh, S. & Srinivasan, K. 2016. Analysis of Spatio-temporal Characteristics and Regional Frequency of Droughts in the Southern Peninsula of India. *Water Resources Management*, 30, 3879-3898.

- Giorgi, F. & Lionello, P. 2008. Climate change projections for the Mediterranean region. *Global and Planetary Change*, 63, 90-104.
- Gonzalez-Hidalgo, J. C., Pena-Angulo, D., Brunetti, M. & Cortesi, N. 2015. Motedas: a new monthly temperature database for mainland Spain and the trend in temperature (1951-2010). *International Journal of Climatology*, 35, 4444-4463.
- Goodin, D. G., Hutchinson, J. M. S., Vanderlip, R. L. & Knapp, M. C. 1999. Estimating solar irradiance for crop modeling using daily air temperature data. *Agronomy Journal*, 91, 845-851.
- Grassberger, P. 1983. Generalized dimensions of strange attractors. *Physics Letters A*, 97, 227-230.
- Grassberger, P. & Procaccia, I. 1983. Measuring the strangeness of strange attractors. *Physica D*, 9, 189-208.
- Graybeal, D. Y., Degaetano, A. T. & Eggleston, K. L. 2004. Complex quality assurance of historical hourly surface airways meteorological data. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 21, 1156-1169.
- Greenwood, J. A., Landwehr, J. M., Matalas, N. C. & Wallis, J. R. 1979. Probability weighted moments - definition and relation to parameters of several distributions expressible in inverse form. *Water Resources Research*, 15, 1049-1054.
- Grüter, E., Häberli, C., Küng, U., Mumenthaler, P., Mettler, J., Bassi, M., Konzelmann, T. & Dössegger, R. 2001. The next generation of quality control tools for meteorological data at MeteoSwiss. Proceeding of the Deutsch-Oesterreichisch-Schweizerischen Meteorologentagung DACH2001.
- Gupta, V. K. & Waymire, E. C. 1993. A statistical-analysis of mesoscale rainfall as a random cascade. *Journal of Applied Meteorology*, 32, 251-267.
- Gutmann, E. D., Rasmussen, R. M., Liu, C. H., Ikeda, K., Bruyere, C. L., Done, J. M., Garre, L., Friis-Hansen, P. & Veldore, V. 2018. Changes in Hurricanes from a 13-Yr Convection-Permitting Pseudo-Global Warming Simulation. *Journal of Climate*, 31, 3643-3657.
- Haider, W., Knowler, D., Trenholm, R., Moore, J., Bradshaw, P. & Lertzman, K. 2019. Climate change, increasing forest fire incidence, and the value of visibility: evidence from British Columbia, Canada. *Canadian Journal of Forest Research*, 49, 1242-1255.
- Halsey, T. C., Jensen, M. H., Kadanoff, L. P., Procaccia, I. & Shraiman, B. I. 1986. Fractal measures and their singularities - The characterization of strange sets. *Physical Review A*, 33, 1141-1151.
- Hamed, K. H. 2008. Trend detection in hydrologic data: The Mann-Kendall trend test under the scaling hypothesis. *Journal of Hydrology*, 349, 350-363.

REFERENCIAS

- Hansen, S., Jensen, H. E., Nielsen, N. E. & Svendsen, H. 1990. DAISY: Soil Plant Atmosphere System Model. Copenhagen: The National Agency for Environmental Protection.
- Hargreaves, G. H. 1994. Simplified Coefficients for Estimating Monthly Solar Radiation in North America and Europe. Logan, Utah: Utah State University.
- Hargreaves, G. H. & Samani, Z. A. 1982. Estimating potential evapo-transpiration. *Journal of the Irrigation and Drainage Division-Asce*, 108, 225-230.
- Hentschel, H. G. E. & Procaccia, I. 1983. The infinite number of generalized dimensions of fractal and strange attractors. *Physica D*, 8, 435-444.
- Herrera-Grimaldi, P., Garcia-Marin, A., Ayuso-Munoz, J. L., Flamini, A., Morbidelli, R. & Ayuso-Ruiz, J. L. 2018. Detection of trends and break points in temperature: the case of Umbria (Italy) and Guadalquivir Valley (Spain). *Acta Geophysica*, 66, 329-343.
- Herrera-Grimaldi, P., Garcia-Marin, A. P. & Estevez, J. 2019. Multifractal analysis of diurnal temperature range over Southern Spain using validated datasets. *Chaos*, 29, 18.
- Hirano, S. 1997. Effective heat utilization of diurnal range of atmospheric temperature with stratified thermal energy storage system. *Iecec-97 - Proceedings of the Thirty-Second Intersociety Energy Conversion Engineering Conference, Vols 1-4: Vol.1: Aerospace Power Systems and Technol; Vol 2: Electrochemical Technol, Conversion Technol, Thermal Management; Vols 3: Energy Systems, Renewable Energy Resources, Environmental Impact, Policy Impacts on Energy; Vol 4: Post Deadline Papers, Index. Amer Inst Chem, Engineers*, 1678-1683.
- Hong, H. P. & Ye, W. 2014. Estimating extreme wind speed based on regional frequency analysis. *Structural Safety*, 47, 67-77.
- Horcas, R., Rasilla, D. & Fernandez-Garcia, F. 2001. Temperature variations and trends in the Segura River basin. An exploratory analysis. *Detecting and Modelling Regional Climate Change*, 133-142.
- Hosking, J. R. M. & Wallis, J. R. 1993. Some statistics useful in regional frequency-analysis. *Water Resources Research*, 29, 271-281.
- Hosking, J. R. M. & Wallis, J. R. 1997. Regional Frequency Analysis An approach based on L-Moments. Cambridge University Press.
- Hosking, J. R. M., Wallis, J. R. & Wood, E. F. 1985. An appraisal of the regional flood frequency procedure in the UK flood studies report. *Hydrological Sciences Journal-Journal Des Sciences Hydrologiques*, 30, 85-102.
- Hussain, Z. & Pasha, G. R. 2009. Regional Flood Frequency Analysis of the Seven Sites of Punjab, Pakistan, Using L-Moments. *Water Resources Management*, 23, 1917-1933.
- IPCC 2007. AR4 Climate Change 2007.

- IPCC 2014. AR5 Climate Change 2014. Impacts, Adaptation and Vulnerability.
- Izuta, T. 2019. Actions for sustainable forest ecosystems under air pollution and climate change Preface. *Journal of Agricultural Meteorology*, 75, 1-2.
- Jimenez-Hornero, F. J., Jimenez-Hornero, J. E., De Rave, E. G. & Pavon-Dominguez, P. 2010. Exploring the relationship between nitrogen dioxide and ground-level ozone by applying the joint multifractal analysis. *Environmental Monitoring and Assessment*, 167, 675-684.
- Jimenez-Hornero, F. J., Pavon-Dominguez, P., Gutierrez De Rave, E. & Ariza-Villaverde, A. B. 2011. Joint multifractal description of the relationship between wind patterns and land surface air temperature. *Atmospheric Research*, 99, 366-376.
- Jones, P. D. 1995. Recent variations in mean temperature and the diurnal temperature-range in the antarctic. *Geophysical Research Letters*, 22, 1345-1348.
- Jones, P. D., Raper, S. C. B., Bradley, R. S., Diaz, H. F., Kelly, P. M. & Wigley, T. M. L. 1986. Northern-Hemisphere surface air-temperature variations - 1851-1984. *Journal of Climate and Applied Meteorology*, 25, 161-179.
- Jung, I.-W., Bae, D.-H. & Kim, G. 2011. Recent trends of mean and extreme precipitation in Korea. *International Journal of Climatology*, 31, 359-370.
- Kadioglu, M. 1997. Trends in surface air temperature data over Turkey. *International Journal of Climatology*, 17, 511-520.
- Kahya, E. & Kalayci, S. 2004. Trend analysis of streamflow in Turkey. *Journal of Hydrology*, 289, 128-144.
- Kalamaras, N., Philippopoulos, K., Deligiorgi, D., Tzanis, C. G. & Karvounis, G. 2017. Multifractal scaling properties of daily air temperature time series. *Chaos Solitons & Fractals*, 98, 38-43.
- Kaluba, P., Verbist, K. M. J., Cornelis, W. M. & Van Ranst, E. 2017. Spatial mapping of drought in Zambia using regional frequency analysis. *Hydrological Sciences Journal-Journal Des Sciences Hydrologiques*, 62, 1825-1839.
- Kantelhardt, J. W., Zschiegner, S. A., Koscielny-Bunde, E., Havlin, S., Bunde, A. & Stanley, H. E. 2002. Multifractal detrended fluctuation analysis of nonstationary time series. *Physica a-Statistical Mechanics and Its Applications*, 316, 87-114.
- Karl, T. R., Jones, P. D., Knight, R. W., Kukla, G., Plummer, N., Razuvayev, V., Gallo, K. P., Lindseay, J., Charlson, R. J. & Peterson, T. C. 1993. A new perspective on recent global warming - asymmetric trends of daily maximum and minimum temperature. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 74, 1007-1023.
- Karl, T. R., Kukla, G. & Gavin, J. 1984. Decreasing diurnal temperature-range in the United-States and Canada from 1941 through 1980. *Journal of Climate and Applied Meteorology*, 23, 1489-1504.

REFERENCIAS

- Karl, T. R., Kukla, G. & Gavin, J. 1986. Relationship between decreased temperature-range and precipitation trends in the United-States and Canada 1941-80. *Journal of Climate and Applied Meteorology*, 25, 1878-1886.
- Kavasseri, R. G. & Nagarajan, R. 2005. A multifractal description of wind speed records. *Chaos Solitons & Fractals*, 24, 165-173.
- Kendall, M. 1975. Rank correlation methods. Oxford Univ Pr ed. Londres: Charles Griffin Book Series.
- Khaliq, M. N. & Ouarda, T. B. M. J. 2007. On the critical values of the standard normal homogeneity test (SNHT). *International Journal of Climatology*, 27, 681-687.
- King, A. D., Karoly, D. J. & Henley, B. J. 2017. Australian climate extremes at 1.5 degrees C and 2 degrees C of global warming. *Nature Climate Change*, 7, 412-+.
- Kravchenko, A. N., Boast, C. W. & Bullock, D. G. 1999. Multifractal analysis of soil spatial variability. *Agronomy Journal*, 91, 1033-1041.
- Krzyszczak, J., Baranowski, P., Zubik, M. & Hoffmann, H. 2017. Temporal scale influence on multifractal properties of agro-meteorological time series. *Agricultural and Forest Meteorology*, 239, 223-235.
- Kumar, K. R., Kumar, K. K. & Pant, G. B. 1994. Diurnal asymmetry of surface-temperature trends over India. *Geophysical Research Letters*, 21, 677-680.
- Laib, M., Golay, J., Telesca, L. & Kanevski, M. 2018. Multifractal analysis of the time series of daily means of wind speed in complex regions. *Chaos Solitons & Fractals*, 109, 118-127.
- Lana, X., Burgueno, A., Serra, C. & Martinez, M. D. 2015. Fractal structure and predictive strategy of the daily extreme temperature residuals at Fabra Observatory (NE Spain, years 1917-2005). *Theoretical and Applied Climatology*, 121, 225-241.
- Lauro, C., Vich, A. I. J. & Moreiras, S. M. 2018. Regional flood frequency analysis in the central-western river basins of Argentina. *River Research and Applications*, 34, 721-733.
- Lettenmaier, D. P., Wallis, J. R. & Wood, E. F. 1987. Effect of regional heterogeneity on flood frequency estimation. *Water Resources Research*, 23, 313-323.
- Liu, B. H., Xu, M., Henderson, M., Qi, Y. & Li, Y. Q. 2004. Taking China's temperature: Daily range, warming trends, and regional variations, 1955-2000. *Journal of Climate*, 17, 4453-4462.
- Liu, X., Mei, X., Li, Y., Wang, Q., Jensen, J. R., Zhang, Y. & Porter, J. R. 2009. Evaluation of temperature-based global solar radiation models in China. *Agricultural and Forest Meteorology*, 149, 1433-1446.

- Lopez, J. J., Goni, M., San Martin, I. & Erro, J. 2019. Regional frequency analysis of annual maximum daily rainfall in Navarra. Quantiles mapping. *Ingenieria Del Agua*, 23, 33-51.
- Lovejoy, S., Pinel, J. & Schertzer, D. 2012. The global space-time cascade structure of precipitation: Satellites, gridded gauges and reanalyses. *Advances in Water Resources*, 45, 37-50.
- Lovejoy, S. & Schertzer, D. 1995. Multifractals and rain in New Uncertainty Concepts in Hydrology and Water Resources. Kundzewicz, Z. W. ed. Nueva York: Cambridge University Press–UNESCO International Hydrology Series.
- Macek, W. M., Wawrzaszek, A. & Burlaga, L. F. 2014. Multifractal structures detected by voyager 1 at the heliospheric boundaries. *Astrophysical Journal Letters*, 793.
- Macek, W. M., Wawrzaszek, A. & Carbone, V. 2012. Observation of the multifractal spectrum in the heliosphere and the heliosheath by Voyager 1 and 2. *Journal of Geophysical Research-Space Physics*, 117.
- Mahmood, R. & Hubbard, K. G. 2002. Effect of time of temperature observation and estimation of daily solar radiation for the northern Great Plains, USA. *Agronomy Journal*, 94, 723-733.
- Maity, A. K., Pratihari, R., Mitra, A., Dey, S., Agrawal, V., Sanyal, S., Banerjee, A., Sengupta, R. & Ghosh, D. 2015. Multifractal Detrended Fluctuation Analysis of alpha and theta EEG rhythms with musical stimuli. *Chaos Solitons & Fractals*, 81, 52-67.
- Makowski, K., Jaeger, E. B., Chiacchio, M., Wild, M., Ewen, T. & Ohmura, A. 2009. On the relationship between diurnal temperature range and surface solar radiation in Europe. *Journal of Geophysical Research-Atmospheres*, 114.
- Makowski, K., Wild, M. & Ohmura, A. 2008. Diurnal temperature range over Europe between 1950 and 2005. *Atmospheric Chemistry and Physics*, 8, 6483-6498.
- Mali, P. 2015. Multifractal characterization of global temperature anomalies. *Theoretical and Applied Climatology*, 121, 641-648.
- Mandelbrot, B. B. 1972. Possible refinement of the lognormal hypothesis concerning the distribution of energy dissipation in intermittent turbulence. Springer-Verlag ed. Nueva York: Physics - Lecture Note Statistical Models and Turbulence.
- Mandelbrot, B. B. 1974. Intermittent turbulence in self-similar cascades - divergence of high moments and dimension of carrier. *Journal of Fluid Mechanics*, 62, 331-358.
- Mandelbrot, B. B. 1982. The fractal geometry of nature. Nueva York: W. H. Freeman y Co.
- Mann, H. B. 1945. Nonparametric tests against trend. *Econometrica*, 13, 245-259.

REFERENCIAS

- Martin, J. L., Bethencourt, J. & Cuevas-Agullo, E. 2012. Assessment of global warming on the island of Tenerife, Canary Islands (Spain). Trends in minimum, maximum and mean temperatures since 1944. *Climatic Change*, 114, 343-355.
- Martinez, M. D., Serra, C., Burgueno, A. & Lana, X. 2010. Time trends of daily maximum and minimum temperatures in Catalonia (ne Spain) for the period 1975-2004. *International Journal of Climatology*, 30, 267-290.
- Mateos, D., Sanchez-Lorenzo, A., Anton, M., Cachorro, V. E., Calbo, J., Costa, M. J., Torres, B. & Wild, M. 2014. Quantifying the respective roles of aerosols and clouds in the strong brightening since the early 2000s over the Iberian Peninsula. *Journal of Geophysical Research-Atmospheres*, 119.
- Medina-Cobo, M. T., Garcia-Marin, A. P., Estevez, J., Jimenez-Hornero, F. J. & Ayuso-Munoz, J. L. 2017. Obtaining Homogeneous Regions by Determining the Generalized Fractal Dimensions of Validated Daily Rainfall Data Sets. *Water Resources Management*, 31, 2333-2348.
- Meek, D. W. & Hatfield, J. L. 1994. Data quality checking for single station meteorological databases. *Agricultural and Forest Meteorology*, 69, 85-109.
- Meneveau, C., Sreenivasan, K. R., Kailasnath, P. & Fan, M. S. 1990. Joint multifractal measures - theory and applications to turbulence. *Physical Review A*, 41, 894-913.
- Mitchell, D., Heaviside, C., Vardoulakis, S., Huntingford, C., Masato, G., Guillod, B. P., Frumhoff, P., Bowery, A., Wallom, D. & Allen, M. 2016. Attributing human mortality during extreme heat waves to anthropogenic climate change. *Environmental Research Letters*, 11.
- Mitchell, J. M. 1953. On the causes of instrumentally observed secular temperature trends. *Journal of Meteorology*, 10, 244-261.
- Modarres, R. 2008. Regional maximum wind speed frequency analysis for the arid and semi-arid regions of Iran. *Journal of Arid Environments*, 72, 1329-1342.
- Modarres, R. 2010. Regional Dry Spells Frequency Analysis by L-Moment and Multivariate Analysis. *Water Resources Management*, 24, 2365-2380.
- Morales, C. G., Ortega, M. T., Labajo, J. L. & Piorno, A. 2005. Recent trends and temporal behavior of thermal variables in the region of Castilla-Leon (Spain). *Atmosfera*, 18, 71-90.
- Morozova, A. L. & Valente, M. A. 2012. Homogenization of Portuguese long-term temperature data series: Lisbon, Coimbra and Porto. *Earth System Science Data*, 4, 187-213.
- Norbiato, D., Borga, M., Sangati, M. & Zanon, F. 2007. Regional frequency analysis of extreme precipitation in the eastern Italian Alps and the August 29, 2003 flash flood. *Journal of Hydrology*, 345, 149-166.
- Ouarda, T. B. M. J., Ba, K. M., Diaz-Delgado, C., Carsteanu, A., Chokmani, K., Gingras, H., Quentin, E., Trujillo, E. & Bobee, B. 2008. Intercomparison of regional flood

- frequency estimation methods at ungauged sites for a Mexican case study. *Journal of Hydrology*, 348, 40-58.
- Ouarda, T. B. M. J., Girard, C., Cavadias, G. S. & Bobee, B. 2001. Regional flood frequency estimation with canonical correlation analysis. *Journal of Hydrology*, 254, 157-173.
- Over, T. M. & Gupta, V. K. 1994. Statistical-analysis of mesoscale rainfall - Dependence of a random cascade generator on large-scale forcing. *Journal of Applied Meteorology*, 33, 1526-1542.
- Pandzic, K. & Likso, T. 2010. Homogeneity of average annual air temperature time series for Croatia. *International Journal of Climatology*, 30, 1215-1225.
- Pant, S. & Cha, E. J. 2019. Potential changes in hurricane risk profile across the United States coastal regions under climate change scenarios. *Structural Safety*, 80, 56-65.
- Parisi, G. & Frisch, U. 1985. Fully developed turbulence and intermittency. Ghil, M., Benzi, R., Parisi, G. (Eds.). ed. Proc. International School of Physics Enrico Fermi. Course LXXXVIII : Turbulence and predicability in geophysical fluid dynamics and climate dynamics. North-Holland, Amsterdam: Italian Physical Society.
- Park, C. E., Jeong, S. J., Joshi, M., Osborn, T. J., Ho, C. H., Piao, S. L., Chen, D. L., Liu, J. G., Yang, H., Park, H., Kim, B. M. & Feng, S. 2018. Keeping global warming within 1.5 degrees C constrains emergence of aridification. *Nature Climate Change*, 8, 70-+.
- Pavon-Dominguez, P., Jimenez-Hornero, F. J. & De Rave, E. G. 2015. Joint multifractal analysis of the influence of temperature and nitrogen dioxide on tropospheric ozone. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 29, 1881-1889.
- Peterson, T. C. & Vose, R. S. 1997. An overview of the global historical climatology network temperature database. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 78, 2837-2849.
- Pettitt, A. 1979. A Non-Parametric Approach to the Change-Point Problem. *Journal of the Royal Statistical Society Series C (Applied Statistics)*.
- Pinol, J., Terradas, J. & Lloret, F. 1998. Climate warming, wildfire hazard, and wildfire occurrence in coastal eastern Spain. *Climatic Change*, 38, 345-357.
- Plantico, M. S., Karl, T. R., Kukla, G. & Gavin, J. 1990. Is recent climate change across the United-States related to rising levels of anthropogenic greenhouse gases. *Journal of Geophysical Research-Atmospheres*, 95, 16617-16637.
- Qu, M., Wan, J. & Hao, X. J. 2014. Analysis of diurnal air temperature range change in the continental United States. *Weather and Climate Extremes*, 4, 86-95.

REFERENCIAS

- Rai, A., Joshi, M. K. & Pandey, A. C. 2012. Variations in diurnal temperature range over India: Under global warming scenario. *Journal of Geophysical Research-Atmospheres*, 117, 12.
- Rao, A. R. & Srinivas, V. V. 2008. Regionalization of Watersheds: An Approach Based on Cluster Analysis. *Regionalization of Watersheds: an Approach Based on Cluster Analysis*, 58, 1-241.
- Raupach, T. H., Gires, A., Tchiguirinskaia, I., Schertzer, D. & Berne, A. 2017. Multifractal Analysis of Snowfall Recorded Using a 2D Video Disdrometer. *Journal of Hydrometeorology*, 18, 2453-2468.
- Reek, T., Doty, S. R. & Owen, T. W. 1992. A deterministic approach to the validation of historical daily temperature and precipitation data from the cooperative network. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 73, 753-762.
- Ren, G., Zhou, Y., Chu, Z., Zhou, J., Zhang, A., Guo, J. & Liu, X. 2008. Urbanization effects on observed surface air temperature trends in north China. *Journal of Climate*, 21, 1333-1348.
- Risser, M. D. & Wehner, M. F. 2017. Attributable Human-Induced Changes in the Likelihood and Magnitude of the Observed Extreme Precipitation during Hurricane Harvey. *Geophysical Research Letters*, 44, 12457-12464.
- Rivington, M., Bellocchi, G., Matthews, K. B. & Buchan, K. 2005. Evaluation of three model estimations of solar radiation at 24 UK stations. *Agricultural and Forest Meteorology*, 132, 228-243.
- Robinson, P. J. 1998. Monthly variations of dew point temperature in the coterminous United States. *International Journal of Climatology*, 18, 1539-1556.
- Rodriguez-Puebla, C., Garcia-Casado, L. A., Frias, M. D. & Ams 2002. Trend and interannual variations in air temperature over the Iberian Peninsula. *13th Symposium on Global Change and Climate Variations*, 106-108.
- Roman, R. 2014. *Reconstrucción y Análisis de la Radiación Ultravioleta Eritemática en la Península Ibérica desde 1950*. Ph.D., University of Valladolid.
- Rouge, C., Ge, Y. & Cai, X. M. 2013. Detecting gradual and abrupt changes in hydrological records. *Advances in Water Resources*, 53, 33-44.
- Saa, A., Gasco, G., Grau, J. B., Anton, J. M. & Tarquis, A. M. 2007. Comparison of gliding box and box-counting methods in river network analysis. *Nonlinear Processes in Geophysics*, 14, 603-613.
- Salinger, M. J. 1995. Southwest Pacific temperatures - trends in maximum and minimum temperatures. *Atmospheric Research*, 37, 87-99.
- Samani, Z. 2000. Estimating solar radiation and evapotranspiration using minimum climatological data. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, 126, 265-267.

- Sanchez-Lorenzo, A., Brunetti, M., Calbo, J. & Martin-Vide, J. 2007. Recent spatial and temporal variability and trends of sunshine duration over the Iberian Peninsula from a homogenized data set. *Journal of Geophysical Research-Atmospheres*, 112.
- Sanchez-Lorenzo, A., Calbo, J. & Wild, M. 2013. Global and diffuse solar radiation in Spain: Building a homogeneous dataset and assessing their trends. *Global and Planetary Change*, 100, 343-352.
- Sancho-Ávila, J. M. 2012. Atlas de Radiación Solar en España utilizando datos del SAF de Clima de EUMETSAT. In: Riesco-Martín, J., Jiménez-Alonso, C., Sánchez De Cos Escuin, M. C., Montero-Cadalso, J. & López Bartolomé, M. (eds.) Agencia Estatal de Meteorología. Ministerio de Agricultura, Alimentación y Medio Ambiente, Gobierno de España ed. Madrid, España: Agencia Estatal de Meteorología (AEMET) Ministerio de Agricultura, Alimentación y Medio Ambiente, Gobierno de España
- Santos, J. F., Portela, M. M. & Pulido-Calvo, I. 2011. Regional Frequency Analysis of Droughts in Portugal. *Water Resources Management*, 25, 3537-3558.
- Sayemuzzaman, M., Jha, M. K., Mekonnen, A. & Schimmel, K. A. 2014. Subseasonal climate variability for North Carolina, United States. *Atmospheric Research*, 145, 69-79.
- Schaefer, M. G. 1990. Regional analyses of precipitation annual maxima in Washington State. *Water Resources Research*, 26, 119-131.
- Schertzer, D. & Lovejoy, S. 1987. Physical modeling and analysis of rain and clouds by anisotropic scaling multiplicative processes. *Journal of Geophysical Research-Atmospheres*, 92, 9693-9714.
- Schertzer, D. & Lovejoy, S. 1988. Multifractal simulations and analysis of clouds by multiplicative processes. *Atmospheric Research*.
- Schertzer, D. & Lovejoy, S. 1994. Multifractal generation of self-organized criticality. In: Novak, M. M. (ed.) *Fractals in the Natural and Applied Sciences*.
- Schertzer, D., Lovejoy, S. & Lavallée, D. 1993. Generic multifractal phase transitions and self-organized criticality. Perdang, J.M. and Lejeune, A. ed. World Scientific: Cellular Automata: Prospects in Astrophysical Applications.
- Selvam, A. M. 2011. Signatures of universal characteristics of fractal fluctuations in global mean monthly temperature anomalies. *Journal of Systems Science & Complexity*, 24, 14-38.
- Serrano, S., Peran, F., Jimenez-Hornero, F. J. & Gutierrez De Rave, E. 2013. Multifractal analysis application to the characterization of fatty infiltration in Iberian and White pork sirloins. *Meat Science*, 93, 723-732.
- Shadmani, M., Marofi, S. & Roknian, M. 2012. Trend Analysis in Reference Evapotranspiration Using Mann-Kendall and Spearman's Rho Tests in Arid Regions of Iran. *Water Resources Management*, 26, 211-224.

REFERENCIAS

- Shafer, M. A., Fiebrich, C. A., Arndt, D. S., Fredrickson, S. E. & Hughes, T. W. 2000. Quality assurance procedures in the Oklahoma Mesonet. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 17, 474-494.
- Shen, X. J., Liu, B. H., Li, G. D., Wu, Z. F., Jin, Y. H., Yu, P. J. & Zhou, D. W. 2014. Spatiotemporal change of diurnal temperature range and its relationship with sunshine duration and precipitation in China. *Journal of Geophysical Research-Atmospheres*, 119, 13163-13179.
- Sridhar, V., Modi, P., Billah, M. M., Valayamkunnath, P. & Goodall, J. L. 2019. Precipitation Extremes and Flood Frequency in a Changing Climate in Southeastern Virginia. *Journal of the American Water Resources Association*, 55, 780-799.
- Stanhill, G. & Cohen, S. 2001. Global dimming: a review of the evidence for a widespread and significant reduction in global radiation with discussion of its probable causes and possible agricultural consequences. *Agricultural and Forest Meteorology*, 107, 255-278.
- Stockle, C. O., Donatelli, M. & Nelson, R. 2003. CropSyst, a cropping systems simulation model. *European Journal of Agronomy*, 18, 289-307.
- Stone, D. A. & Weaver, A. J. 2002. Daily maximum and minimum temperature trends in a climate model. *Geophysical Research Letters*, 29.
- Sun, D. L., Pinker, R. T. & Kafatos, M. 2006. Diurnal temperature range over the United States: A satellite view. *Geophysical Research Letters*, 33, 4.
- Sung, J. H., Kim, Y. O. & Jeon, J. J. 2018. Application of distribution-free nonstationary regional frequency analysis based on L-moments. *Theoretical and Applied Climatology*, 133, 1219-1233.
- Svensson, C., Olsson, J. & Berndtsson, R. 1996. Multifractal properties of daily rainfall in two different climates. *Water Resources Research*, 32, 2463-2472.
- Tabari, H., Grismer, M. E. & Trajkovic, S. 2013. Comparative analysis of 31 reference evapotranspiration methods under humid conditions. *Irrigation Science*, 31, 107-117.
- Telesca, L., Colangelo, G., Lapenna, V. & Macchiato, M. 2004. Fluctuation dynamics in geoelectrical data: an investigation by using multifractal detrended fluctuation analysis. *Physics Letters A*, 332, 398-404.
- Telesca, L. & Lovullo, M. 2011. Analysis of the time dynamics in wind records by means of multifractal detrended fluctuation analysis and the Fisher-Shannon information plane. *Journal of Statistical Mechanics-Theory and Experiment*.
- Tessier, Y., Lovejoy, S., Hubert, P., Schertzer, D. & Pecknold, S. 1996. Multifractal analysis and modeling of rainfall and river flows and scaling, causal transfer functions. *Journal of Geophysical Research-Atmospheres*, 101, 26427-26440.

- Tessier, Y., Lovejoy, S. & Schertzer, D. 1993. Universal multifractals - theory and observations for rain and clouds. *Journal of Applied Meteorology*, 32, 223-250.
- Thornton, P. E. & Running, S. W. 1999. An improved algorithm for estimating incident daily solar radiation from measurements of temperature, humidity, and precipitation. *Agricultural and Forest Meteorology*, 93, 211-228.
- Tomozeiu, R., Pavan, V., Cacciamani, C. & Amici, M. 2006. Observed temperature changes in Emilia-Romagna: mean values and extremes. *Climate Research*, 31, 217-225.
- Trajkovic, S. 2007. Hargreaves versus Penman-Monteith under humid conditions. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, 133, 38-42.
- Trenberth, K. E. & Jones, P. D. 2007. Observations: Surface and Atmospheric Climate Change. In: Solomon, S., Qin, D., Manning, M., Marquis, M., Averyt, K., Tignor, M. M. B., Miller, H. L. & Chen, Z. L. (eds.) *Climate Change 2007: the Physical Science Basis*. New York: Cambridge Univ Press.
- Tuck, A. F. & Hovde, S. J. 1999. Fractal behavior of ozone, wind and temperature in the lower stratosphere. *Geophysical Research Letters*, 26, 1271-1274.
- Veneziano, D. & Furcolo, P. 2002. Multifractality of rainfall and scaling of intensity-duration-frequency curves. *Water Resources Research*, 38.
- Veneziano, D., Langousis, A. & Furcolo, P. 2006. Multifractality and rainfall extremes: A review. *Water Resources Research*, 42.
- Vicente-Serrano, S. M., Trigo, R. M., Lopez-Moreno, J. I., Liberato, M. L. R., Lorenzo-Lacruz, J., Begueria, S., Moran-Tejeda, E. & El Kenawy, A. 2011. Extreme winter precipitation in the Iberian Peninsula in 2010: anomalies, driving mechanisms and future projections. *Climate Research*, 46, 51-65.
- Viglione, A., Laio, F. & Claps, P. 2007. A comparison of homogeneity tests for regional frequency analysis. *Water Resources Research*, 43.
- Viola, F., Liuzzo, L., Noto, L. V., Lo Conti, F. & La Loggia, G. 2014. Spatial distribution of temperature trends in Sicily. *International Journal of Climatology*, 34, 1-17.
- Vose, R. S., Easterling, D. R. & Gleason, B. 2005. Maximum and minimum temperature trends for the globe: An update through 2004. *Geophysical Research Letters*, 32.
- Wallis, J. R., Schaefer, M. G., Barker, B. L. & Taylor, G. H. 2007. Regional precipitation-frequency analysis and spatial mapping for 24-hour and 2-hour durations for Washington State. *Hydrology and Earth System Sciences*, 11, 415-442.
- Wang, F. X., Zhang, C., Peng, Y. & Zhou, H. C. 2014. Diurnal temperature range variation and its causes in a semiarid region from 1957 to 2006. *International Journal of Climatology*, 34, 343-354.

REFERENCIAS

- Wang, G., Dolman, A. J. & Alessandri, A. 2011. A summer climate regime over Europe modulated by the North Atlantic Oscillation. *Hydrology and Earth System Sciences*, 15, 57-64.
- Wang, K. C., Dickinson, R. E., Wild, M. & Liang, S. 2012. Atmospheric impacts on climatic variability of surface incident solar radiation. *Atmospheric Chemistry and Physics*, 12, 9581-9592.
- Wazneh, H., Chebana, F. & Ouarda, T. 2015. Delineation of homogeneous regions for regional frequency analysis using statistical depth function. *Journal of Hydrology*, 521, 232-244.
- Weber, R. O., Talkner, P. & Stefanicki, G. 1994. Asymmetric diurnal temperature-change in the alpine region. *Geophysical Research Letters*, 21, 673-676.
- Weidauer, T., Pauluis, O. & Schumacher, J. 2010. Cloud patterns and mixing properties in shallow moist Rayleigh-Benard convection. *New Journal of Physics*, 12, 25.
- Wijngaard, J. B., Tank, A. & Konnen, G. P. 2003. Homogeneity of 20th century European daily temperature and precipitation series. *International Journal of Climatology*, 23, 679-692.
- Wild, M., Gilgen, H., Roesch, A., Ohmura, A., Long, C. N., Dutton, E. G., Forgan, B., Kallis, A., Russak, V. & Tsvetkov, A. 2005. From dimming to brightening: Decadal changes in solar radiation at Earth's surface. *Science*, 308, 847-850.
- Wild, M., Ohmura, A. & Makowski, K. 2007. Impact of global dimming and brightening on global warming. *Geophysical Research Letters*, 34.
- WMO 2008. Guide to Meteorological Instruments and Methods of Observations. In: ORGANIZATION, W. M. (ed.). Ginebra , Suiza: WMO.
- Wu, M. Y., Song, L. L., Zheng, X. X., Zhang, L. N., Liu, B. Q., Wang, L. L., Li, H., Xiong, C., Cao, Z. Q., Wang, Y. J. & Xu, S. Q. 2019. Prenatal exposure of diurnal temperature range and preterm birth: Findings from a birth cohort study in China. *Science of the Total Environment*, 656, 1102-1107.
- Wu, Q. G. 2010. Associations of diurnal temperature range change with the leading climate variability modes during the Northern Hemisphere wintertime and their implication on the detection of regional climate trends. *Journal of Geophysical Research-Atmospheres*, 115.
- Xoplaki, E., Gonzalez-Rouco, J. F., Luterbacher, J. & Wanner, H. 2003. Mediterranean summer air temperature variability and its connection to the large-scale atmospheric circulation and SSTs. *Climate Dynamics*, 20, 723-739.
- Xoplaki, E., Luterbacher, J. & Gonzalez-Rouco, J. F. 2006. Mediterranean summer temperature and winter precipitation, large-scale dynamics, trends. *Nuovo Cimento Della Societa Italiana Di Fisica C-Colloquia on Physics*, 29, 45-54.
- Xue, W. T., Guo, J. P., Zhang, Y., Zhou, S. W., Wang, Y., Miao, Y. C., Liu, L., Xu, H., Li, J., Chen, D. D. & Liu, H. 2019. Declining diurnal temperature range in the

- North China Plain related to environmental changes. *Climate Dynamics*, 52, 6109-6119.
- Yackerson, N., Piura, B. & Sheiner, E. 2008. The influence of meteorological factors on the emergence of preterm delivery and preterm premature rupture of membrane. *Journal of Perinatology*, 28, 707-711.
- Younes, S., Claywell, R. & Muneer, T. 2005. Quality control of solar radiation data: Present status and proposed new approaches. *Energy*, 30, 1533-1549.
- Yu, Y. S., Zou, S. M. & Whittemore, D. 1993. Nonparametric trend analysis of water-quality data of rivers in Kansas. *Journal of Hydrology*, 150, 61-80.
- Yue, S., Pilon, P., Phinney, B. & Cavadias, G. 2002. The influence of autocorrelation on the ability to detect trend in hydrological series. *Hydrological Processes*, 16, 1807-1829.
- Zarenistanak, M., Dhorde, A. G., Kripalani, R. H. & Dhorde, A. A. 2015. Trends and projections of temperature, precipitation, and snow cover during snow cover-observed period over southwestern Iran. *Theoretical and Applied Climatology*, 122, 421-440.
- Zhang, J. Y. & Hall, M. J. 2004. Regional flood frequency analysis for the Gan-Ming River basin in China. *Journal of Hydrology*, 296, 98-117.
- Zhang, Q., Qi, T. Y., Singh, V. P., Chen, Y. D. & Xiao, M. Z. 2015. Regional Frequency Analysis of Droughts in China: A Multivariate Perspective. *Water Resources Management*, 29, 1767-1787.
- Zhang, R. H. 2017. Warming boosts air pollution. *Nature Climate Change*, 7, 238-239.
- Zhou, L. M., Dickinson, R. E., Dai, A. G. & Dirmeyer, P. 2010. Detection and attribution of anthropogenic forcing to diurnal temperature range changes from 1950 to 1999: comparing multi-model simulations with observations. *Climate Dynamics*, 35, 1289-1307.
- Zhou, X. D., Zhao, A., Meng, X., Chen, R. J., Kuang, X. Y., Duan, X. L. & Kan, H. D. 2014. Acute effects of diurnal temperature range on mortality in 8 Chinese cities. *Science of the Total Environment*, 493, 92-97.
- Zhou, X. P., Xu, Y. Y. & Zhang, F. 2017. Evaluation of effect of diurnal ambient temperature range on solar chimney power plant performance. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, 115, 398-405.

8. PUBLICACIONES DERIVADAS DE LA TESIS DOCTORAL

Artículo 1

Acta Geophysica
<https://doi.org/10.1007/s11600-018-0118-1>

RESEARCH ARTICLE - SPECIAL ISSUE



Detection of trends and break points in temperature: the case of Umbria (Italy) and Guadalquivir Valley (Spain)

Pascual Herrera-Grimaldi¹ · Amanda García-Marín¹  · José Luis Ayuso-Muñoz¹ · Alessia Flamini² · Renato Morbidelli² · José Luis Ayuso-Ruiz¹

Received: 15 November 2017 / Accepted: 6 February 2018
© Institute of Geophysics, Polish Academy of Sciences & Polish Academy of Sciences 2018

Abstract

The increase of air surface temperature at global scale is a fact with values around 0.85 °C since the late nineteenth century. Nevertheless, the increase is not equally distributed all over the world, varying from one region to others. Thus, it becomes interesting to study the evolution of temperature indices for a certain area in order to analyse the existence of climatic trend in it. In this work, monthly temperature time series from two Mediterranean areas are used: the Umbria region in Italy, and the Guadalquivir Valley in southern Spain. For the available stations, six temperature indices (three annual and three monthly) of mean, average maximum and average minimum temperature have been obtained, and the existence of trends has been studied by applying the non-parametric Mann–Kendall test. Both regions show a general increase in all temperature indices, being the pattern of the trends clearer in Spain than in Italy. The Italian area is the only one at which some negative trends are detected. The presence of break points in the temperature series has been also studied by using the non-parametric Pettit test and the parametric standard normal homogeneity test (SNHT), most of which may be due to natural phenomena.

Keywords Trend · Temperature · Break points · Homogeneity tests

Multifractal analysis of diurnal temperature range over Southern Spain using validated datasets

Cite as: Chaos 29, 063105 (2019); doi: 10.1063/1.5089810
Submitted: 23 January 2019 · Accepted: 6 May 2019 ·
Published Online: 4 June 2019



P. Herrera-Crimaldi, A. P. García-Marín[✉] and J. Estévez

AFFILIATIONS

Projects Engineering Area, University of Córdoba, Edificio Leonardo Da Vinci, Campus de Rabanales, Nacional IV Km.396, 14071 Córdoba, Spain

[✉]Author to whom correspondence should be addressed: amanda.garcia@uco.es. Telephone: +34957218550.

ABSTRACT

Multifractal properties of diurnal temperature range (DTR) have been analyzed in this work, using validated data of maximum and minimum temperature from 197 weather stations in Southern Spain (Andalusia region). DTR is a crucial factor to characterize the regional climate, providing more information than the average daily temperature. Apart from climate change studies, one of the most important applications of DTR in Agrometeorology is as an input variable in the solar radiation or reference evapotranspiration estimation models based on the temperature. With the aim of obtaining a detailed information for different time scales, different multifractal approaches have been applied. Different quality control methods such as range/limits or persistence tests were previously applied in order to detect incorrect and anomalous values, being discarded in the subsequent analysis. The DTR scaling of moments has been analyzed and the moment scaling exponent function $K(q)$ has been obtained, finding some differences between weather stations. In addition, multifractal dimension (D1) and multifractal degree (MD) were also estimated, revealing differences at coastal and inland locations that show heterogeneity across the region, including its multifractal nature and its invariance for a range of scales. The nonlinear characterization carried out in this work improves the understanding of DTR as an indicator of climate changes, and it can have a very positive impact on the calibration of regional models for estimating solar radiation or reference evapotranspiration based on the temperature. This multifractal characterization can be used to group stations with similar nonlinear dynamics, regardless of their geographical features, in such a way that more accurate coefficients than conventional ones are used.

Published under license by AIP Publishing. <https://doi.org/10.1063/1.5089810>