

Miguel Tomás Burguera

La Demanda de agua por parte de la atmósfera en la España peninsular e Islas Baleares

Departamento
Geografía y Ordenación del Territorio

Director/es
Beguería Portugués, Santiago
Vicente Serrano, Sergio Martín

<http://zaguan.unizar.es/collection/Tesis>



© Universidad de Zaragoza
Servicio de Publicaciones

ISSN 2254-7606

Tesis Doctoral

LA DEMANDA DE AGUA POR PARTE DE LA
ATMÓSFERA EN LA ESPAÑA PENINSULAR E
ISLAS BALEARES

Autor

Miguel Tomás Burguera

Director/es

Beguería Portugués, Santiago
Vicente Serrano, Sergio Martín

UNIVERSIDAD DE ZARAGOZA
Geografía y Ordenación del Territorio

2019



Tesis Doctoral

La Demanda de agua por parte de la atmósfera en
la España peninsular e Islas Baleares

Autor

Miguel Tomas Burguera

Directores

Santiago Beguería Portugués
Sergio Martín Vicente Serrano

Universidad de Zaragoza
Facultad de Filosofía y Letras
Departamento de Geografía y Ordenación del Territorio
2018

Agradecimientos

En primer lugar quisiera mostrar mi agradecimiento a mis dos directores de Tesis, al Dr. Santiago Beguería y al Dr. Sergio M. Vicente, por haber invertido parte de su tiempo en mi formación como investigador durante estos últimos años y por haber depositado en mí la confianza suficiente para afrontar este camino. Como doctorando ha sido un placer formarme a su lado y aprender tanto de Climatología como del funcionamiento del mundo de la investigación. A nivel personal, su proximidad y la facilidad en el trato han sido de gran ayuda en el desarrollo de esta Tesis, pero también en mi incorporación al grupo de investigación, al centro de trabajo y a una ciudad que era nueva para mí. Recuerdo muy bien la tranquilidad que me transmitió la primera reunión que tuve con ellos nada más aterrizar en Zaragoza.

También quisiera tener unas palabras de agradecimiento para el Dr. Marco Maneta, que me acogió durante mi estancia en la Universidad de Montana. Las horas que invirtió durante esos tres meses en ayudarme con el desarrollo de mi Tesis fueron incontables, y después tuvieron continuidad durante su estancia en Zaragoza. Además, en todo momento estuvo allí para solventar cualquier duda que tuviera en la supervivencia americana y para enseñarme unos cachitos de ese entorno natural tan espectacular.

Mi agradecimiento también para el Ministerio de Educación, Cultura y Deportes, por la beca FPU que me otorgó y que me ha permitido poderme dedicar al desarrollo de mi Tesis Doctoral con pleno esfuerzo y dedicación.

A toda la gente de la Estación Experimental de Aula Dei, centro en el que he desarrollado esta Tesis Doctoral. En especial, a todo el personal del Grupo de Erosión y Evaluación de Suelo y Agua, por haberme acogido con los brazos abiertos y haberme acompañado durante este proceso. Tal vez el trato haya sido más cercano con todas aquellas personas con las que he compartido despacho durante este tiempo, pero los ratos compartidos con el resto, ya hayan sido rodeados de formalidad, o en su ausencia, han sido siempre muy agradables. A riesgo de dejarme algún nombre: Ana Navas, Tere, Laura, Roberto, Leticia Gaspar, Leticia Palazón, Ángela, David, Iván, Sonia, Ramiro.

También un afectuoso recuerdo para el Instituto Pirenaico de Ecología, por dónde me he pasado infinidad de veces para hablar con uno de mis directores, o para visitar al despacho 3, con quienes además de ratos de trabajo se han compartido muchos ratos de ocio. A Natalia, con quien hemos compartido codirectores durante este tiempo

Pero en mis ratos de ocio, hay muchas otras personas que han contribuido en hacer de Zaragoza un sitio muy agradable. Erika, Rubén, Pablo, Jorge, Hamdi, Ade y Chus.

A mis compañeros de estudios de geografía de la Universitat de les Illes Balears, con quienes compartí muchos ratos cuando lo de hacer una Tesis era sólo una idea lejana.

Recuerdo con especial cariño algunas de las salidas de campo que hicimos, y alguna de las posteriores comilonas para recuperar fuerzas, o las risas que nos echábamos con cualquier excusa.

Al resto de mi gente de Mallorca que, a pesar de la distancia, han formado parte de este proceso, ya sea con conversaciones virtuales o con ratos muy bien aprovechados durante mis visitas a la Isla. Allí nos vemos.

A Ana, simplemente por ser tú, por toda la felicidad que me regalas a diario y por todo el apoyo que me has dado en los momentos menos agradables. A mi familia, en especial a mis padres y a mi hermana, por todo su apoyo incondicional y el amor que me transmiten a diario.

Resumen

Con la finalidad de mejorar el conocimiento de la demanda de agua por parte de la atmósfera (AED) en España, se lleva a cabo esta Tesis Doctoral en la que se utiliza la evapotranspiración de referencia (ET_o) como variable para estimar la AED, y que podrá ser utilizada de manera combinada con la precipitación para calcular índices de aridez, índices de sequía, o generar mejores estimaciones de necesidad de riego para distintos cultivos. De igual manera, su combinación con productos de evaporación real debería permitir mejorar el conocimiento regional de los balances de energía y de agua, y poder verificar de esta manera si realmente se está produciendo una aceleración del ciclo hidrológico como consecuencia del cambio climático, como sugieren algunos autores o no.

Siguiendo las recomendaciones de la FAO (Allen et al., 1998), se pretende desarrollar una base de datos de ET_o para la España peninsular e Islas Baleares para el periodo 1961-2014. Se utiliza para ello la ecuación modificada de Penman-Monteith, cuya principal ventaja es que se trata de una ecuación de base física en la que se consideran todas las variables climáticas que influyen en la AED, y que los valores que se obtienen varían únicamente en función de estas variables climáticas, con lo que es un método adecuado para realizar comparaciones tanto a nivel espacial como temporal.

Para ello se requieren datos de temperatura del aire, humedad del aire, velocidad del viento y radiación solar, con el problema de que algunas de estas variables no están disponibles de manera generalizada para todo el territorio y periodo de estudio. Resulta necesario, por tanto, comprobar si realmente la aplicación de Penman-Monteith en situaciones en las que no se tienen todos los datos que se necesitan es la mejor estrategia, habiendo estimado anteriormente los datos que faltan, o si por el contrario resulta mejor aplicar algún método simplificado que utilice únicamente datos de temperatura, que son muy abundantes, como es el caso de Hargreaves.

A raíz de los resultados obtenidos se decide desarrollar una base de datos utilizando la interpolación espacial como paso previo al cálculo de Penman-Monteith, siendo necesario en este proceso, y previo a la interpolación, llevar a cabo un proceso de relleno de datos y también un proceso de homogeneización de las series climáticas. Además, es importante que durante el proceso de interpolación espacial se utilice un número constante de observatorios, lo que lleva a tener que recharzar la información de un gran número de observaciones de humedad del aire y velocidad del viento que están disponibles en la actualidad pero no cubren la totalidad o una parte relevante del periodo de estudio.

En un intento de poder utilizar estos datos, y de esta manera obtener unas

estimaciones espaciales de ET_o más ajustadas a la realidad, al menos durante los últimos años, se genera de forma adicional una segunda base de datos, en la que se utiliza un esquema conocido como interpolación óptima, en el que se combina la información procedente de un modelo climático regional con la información de todas las observaciones disponibles. A pesar de que los resultados obtenidos muestran que en tiempo presente este esquema resulta ventajoso para estimar los valores de ET_o , no es válido para trabajar en un sentido climático debido a la aparición de tendencias espúreas en los datos de viento vinculadas al gran salto que se produce en el número de observaciones utilizado.

Es por este motivo que el análisis climático de ET_o se lleva a cabo utilizando la primera de las bases de datos desarrolladas, destacando como principales resultados:

- Valores medios anuales que oscilan entre 700 mm y poco más de 1300 mm.
- Distribución espacial estrechamente vinculada con la latitud, con valores más elevados en el sur y más bajos en el norte, con algunas anomalías espaciales como la parte media del valle del Ebro, que aún estando ubicada en el noreste de la Península Ibérica presenta valores elevados, principalmente debido a la recurrencia de vientos intensos.
- Presencia de una elevada estacionalidad, con los mayores valores en verano y los más bajos en invierno. El contraste entre los meses de verano y los de invierno es mayor en el sur de la Península Ibérica, mientras que en el norte la estacionalidad es menos marcada, presentando valores bajos incluso en los meses de verano. Por su parte, las zonas próximas al Mediterráneo, debido tanto al efecto termorregulador del mar como al incremento de la humedad por los vientos marítimos, presenta también una estacionalidad menos marcada que las zonas de interior.
- Baja variabilidad interanual, lo que implica que los valores son muy regulares de año en año, especialmente en los meses de julio y agosto, que son los que mayores valores de ET_o presentan. En cambio, los meses de mayo y junio son los meses que presentan una mayor variabilidad interanual en términos de desviación típica, suponiendo un reto a la hora de planificar y gestionar tanto los recursos hídricos como los cultivos de regadío. Durante los meses de invierno se detecta una elevada variabilidad en la zona del Valle del Ebro, principalmente por el contraste tan marcado entre dos situaciones meteorológicas muy recurrentes en la región, la aparición de nieblas persistentes y las entradas de cierzo.

- Presencia de una tendencia positiva, principalmente a causa del incremento de temperatura y el descenso en la humedad relativa. A nivel regional, dicha tendencia se sitúa en un rango entre 16 y 23 anuales por década. Los valores más elevados de esta tendencia se detectan en el sur de la Península Ibérica y en el extremo noreste. En cambio, en el noroeste de la Península Ibérica la tendencia que se detecta es muy débil o no significativa, llegando incluso a aparecer una pequeña región de tendencia negativa significativa. A escala mensual, el mes que presenta una mayor tendencia es el mes de junio.
- El mes de junio concentra, al mismo tiempo, los mayores valores de variabilidad interanual con los valores más elevados de tendencia. A las puertas del verano, este hecho puede tener importantes consecuencias tanto climática como ambientalmente, así como también para la gestión de los recursos hídricos disponibles.

Abstract

This PhD Thesis focuses in the use of crop reference evapotranspiration (ET_o) in Spain as the best available variable to estimate the the atmospheric evaporative demand (AED). This variable can also be used to calculate aridity and drought indices as well as to improve calculation of crop water requirements. Moreover, the combined study of ET_o with actual evapotranspiration data could improve the knowledge of energy and water balances, helping to verify if an acceleration of the hydrological cycle is certainly happening as a consequence of climate change, as some authors suggest.

Following FAO recommendations (Allen et al., 1998), an ET_o database is developed for Continental Spain and Balearic Islands for the 1961-2014 period. The Penman-Monteith equation is a physically-based equation that considers all climatic variables influencing the AED. Since all the vegetation factors are fixed, the resulting values respond only to the climatic variability. Because of that, this method is especially useful for spatial and temporal comparisons of changes in AED.

On the other hand, the main drawback of this method is the high requirement of climate data, since air temperature, air humidity, wind speed and solar radiation data are required. Some of these variables are not commonly available during long periods of time required in climatological analyses, and the case of Spain is not different. A comparison of the performance of Penman-Monteith in scenarios of data scarcity and the performance of less-demanding methods, such as Hargreaves, is necessary previously to the development of the database.

According to the obtained results, the ET_o database is obtained by using interpolation methods to estimate missing variables previous to the calculation of ET_o using the Penman-Monteith equation. First of all, a quality control, gap filling and homogenization procedures are implemented in order to avoid the propagation of errors to the ET_o database. Because geostatistical interpolation methods obtain better results when a constant number of observations are used, a high-number of observations of air humidity and wind speed only available during the last decade can not be used in the development of this database.

Optimal Interpolation is a commonly used methodology in data assimilation in meteorology and in climatology. We decided to test this method, that allows to combine data from observations and from a climate model, to generate a second ET_o database covering only the 1989-2011 period, but using all the available observations. The obtained results are of high quality for the last part of the study period. Nevertheless, a non-climatic trend appear in the wind speed values because of the abrupt change in the number of used observations taking place during the study period.

Because of this problem, the climate analysis of ET_o is obtained by using the first database, and some of the main results are:

- Annual mean values oscillate in the region between 700 mm and 1300 mm.
- There is a strong relationship between annual mean values and the latitude. The highest values appearing in the south and the lowest values in the north. The Ebro Valley, where strong winds are common, is an anomaly to this pattern, showing high values in spite of its northeastern position in the Iberian Peninsula.
- There is a strong seasonality, with higher values in summer months and lower values in winter months. This difference is higher in the southern region of the Iberian Peninsula and lower in the northern region. The Mediterranean coast also show a weaker seasonality than the continental area, mainly because the thermal regulation of the sea and the increase of air humidity caused by the sea breeze.
- The inter-annual variability is low, showing similar annual values between distinct years, mainly because the low interannual variability of July and August. On the other hand, May and June show the stronger interannual variability, in terms of standard deviation, being an important challenge for water and crop management. In winter, high values of coefficient of variation are detected in the Ebro Valley, mainly because the high contrast between two common meteorological patterns in the region, fog and strong winds.
- There is a positive trend of the annual ET_o during the period of study, mainly caused by an increase in air temperature values and a decrease in relative humidity values. The regional value of this trend is enclosed between 16 and 23 mm year per decade. The higher values of the trend are detected in the southern region and in the northeast coast. On the other hand, a weaker or non-significant trend is detected in the northwest region. At monthly time scale, the trend is specially important in June.
- June shows the higher interannual variability and the higher trend. Being the first month of the summer, these patterns could impact on climate and on vegetation, as well as on water management.

Índice

1. Introducción	1
1.1. Definición de evapotranspiración y su papel en los balances de agua y energía de la superficie terrestre	2
1.2. La demanda de agua por parte de la atmósfera (AED), la evapotranspiración de referencia (ET_o) y su importancia climática . . .	8
1.3. Conocimiento de ET_o en España y motivación de la Tesis Doctoral . .	14
1.4. Objetivos de la Tesis Doctoral	17
1.5. Estructura de la Tesis Doctoral	19
2. Metodología y fuente de datos	21
2.1. Cálculo de la evapotranspiración de referencia (ET_o)	21
2.1.1. Antecedentes	21
2.1.2. Método de Penman-Monteith	23
2.1.3. Datos necesarios	26
2.1.4. Métodos simplificados: el método FAO-PMT	33
2.1.5. Métodos simplificados: el método de Hargreaves y Samani . . .	34
2.2. Interpolación espacial	34
2.2.1. Kriging	35
2.2.2. Interpolación óptima	40
2.3. Propagación de la incertidumbre	43
2.4. Estadísticos de comparación	44
2.5. Sensibilidad de ET_o a las variables meteorológicas	46
2.6. Cálculo de tendencias	47
2.7. Representación espacial de los resultados	47
2.8. Datos disponibles para el cálculo de la evapotranspiración de referencia en España	48
2.8.1. El Banco Nacional de Datos de la Agencia Estatal de Meteorología	48
2.8.2. La base de datos del Sistema de Información Agroclimática para el Regadío	50

2.9. Conclusiones	51
3. Cálculo de ET_o en escenarios de escasez de datos	55
3.1. Introducción	55
3.2. Metodología	57
3.2.1. Escenarios de comparación	57
3.2.2. Datos utilizados	59
3.3. Resultados	60
3.3.1. Estimación de las variables faltantes	60
3.3.2. Cálculo de ET_o	64
3.4. Comportamiento espacial	72
3.5. Evolución temporal	74
3.6. Discusión y conclusiones	76
4. Control de calidad de los datos	81
4.1. Introducción	81
4.2. Metodología	82
4.2.1. Duplicados	84
4.2.2. Mala codificación	86
4.2.3. Datos fuera de rango	91
4.3. Resultados	91
4.3.1. Duplicados	91
4.3.2. Mala codificación	96
4.3.3. Datos fuera de rango	98
4.4. Discusión y conclusiones	98
5. Generación de una base de datos de ET_o utilizando kriging universal	101
5.1. Introducción	101
5.2. Metodología	103
5.2.1. Agregación a dato semanal	106
5.2.2. Relleno de datos	107
5.2.3. Selección de estaciones	109
5.2.4. Homogeneización	110
5.2.5. Interpolación individual de las variables	110
5.2.6. Cálculo de ET_o	112
5.2.7. Estimación de la incertidumbre	112
5.3. Resultados	113
5.3.1. Relleno de datos	113

5.3.2.	Homogeneización	123
5.3.3.	Interpolación	127
5.3.4.	Cálculo de ET_o	138
5.4.	Discusión y conclusiones	139
6.	Generación de una base de datos de ET_o utilizando interpolación óptima	143
6.1.	Introducción	143
6.2.	Metodología	145
6.2.1.	Estimación de la matriz de varianza-covarianza del modelo, \mathbf{P} .	147
6.2.2.	Estimación de la matriz de varianza-covarianza de las observaciones, \mathbf{R}	148
6.2.3.	Estimación de valores en la zona de Portugal	149
6.3.	Resultados	149
6.3.1.	Número de datos utilizados	149
6.3.2.	Ejemplo del producto obtenido	151
6.3.3.	Predicción para Portugal	153
6.3.4.	Evolución temporal en una celda aleatoria	155
6.3.5.	Corrección introducida por las observaciones	156
6.3.6.	Evolución temporal de la corrección	159
6.3.7.	Evolución temporal de la granularidad espacial	160
6.3.8.	Evolución temporal de la incertidumbre	162
6.3.9.	Sensibilidad al valor de \mathbf{R}	163
6.3.10.	Sensibilidad del campo medio al número de observaciones	166
6.4.	Discusión y conclusiones	169
7.	Comparación entre las bases de datos de ET_o obtenidas mediante kriging universal e interpolación óptima	173
7.1.	Introducción	173
7.2.	Resultados	176
7.2.1.	Evolución temporal	176
7.2.2.	Estacionalidad	181
7.2.3.	Comparación espacial	187
7.2.4.	Correlación de las distintas variables con ET_o	193
7.3.	Discusión y conclusiones	196
8.	Climatología de ET_o	199
8.1.	Introducción	199

8.2. Resultados	200
8.2.1. Valores anuales de ET_o	200
8.2.2. Valores mensuales de ET_o	208
8.2.3. Extremos	222
8.2.4. Análisis de sensibilidad	225
8.2.5. Evolución temporal de ET_o (análisis de tendencia)	230
8.3. Discusión y conclusiones	239
9. Conclusiones generales	243
9.1. Ideas	244
9.2. A futuro	248

Lista de Figuras

1.1. Balance de radiación en la superficie terrestre	5
1.2. Curva teórica de Budyko.	7
2.1. Esquema simplificado de resistencia superficial y resistencia aerodinámica en un cultivo	25
2.2. Esquema de radiación neta en la superficie terrestre.	27
2.3. Relación aproximada de la presión de vapor con la temperatura media para distintas condiciones de humedad relativa	32
2.4. Malla regular construida a partir de la interpolación de las observaciones disponibles	35
2.5. Ejemplo gráfico de un semivariograma experimental y un modelo de semivariograma ajustado	37
2.6. Esquema de funcionamiento del método de interpolación óptima (OI). .	42
2.7. Ejemplo de asimilación de datos utilizando interpolación óptima	43
2.8. Disponibilidad temporal de datos para las distintas variables necesarias para el cálculo de ET_0 en la red de AEMET	48
2.9. Disponibilidad espacial de datos para las distintas variables necesarias para el cálculo de ET_0 en la red de AEMET	50
2.10. Disponibilidad espacial de observatorios de la red de AEMET que permiten el cálculo de ET_0	51
2.11. Disponibilidad temporal de datos de ET_0 en la red SIAR	52
2.12. Disponibilidad espacial de los observatorios de la red SIAR que disponen de más de 10 años de datos de ET_0	53
3.1. Esquema de comparación entre los distintos métodos de estimación de ET_0	58
3.2. Ubicación de los observatorios meteorológicos	60
3.3. Comparación entre métodos de estimación de humedad relativa	61
3.4. Distribución de los datos mensuales de velocidad del viento	63
3.5. Comparación entre métodos de estimación de velocidad del viento . . .	64

3.6. Comparación entre métodos de estimación de radiación solar	65
3.7. Sesgo en la estimación de ET_o utilizando los valores de humedad estimados	66
3.8. Relación del error en la estimación de la humedad relativa con el método de interpolación con el error en la estimación de ET_o	67
3.9. Relación del error en la estimación de la velocidad del viento con el método de interpolación con el error en la estimación de ET_o	68
3.10. Relación del error en la estimación de la radiación solar con el método de interpolación con el error en la estimación de ET_o	69
3.11. Sesgo porcentual mensual para los distintos escenarios de estimación de una o dos variables	70
3.12. Sesgo porcentual mensual para distintos escenarios	71
3.13. Distribución espacial del ME de la estimación anual de ET_o cuando se estima una variable.	72
3.14. Distribución de los valores de ME de la estimación anual de ET_o para las distintas variables.	73
3.15. Distribución espacial del ME de la estimación anual de ET_o cuando se estiman dos variables.	74
3.16. Distribución de los valores de ME de la estimación anual de ET_o cuando se estiman dos variables.	75
3.17. Distribución espacial del ME de la estimación anual de ET_o cuando se dispone sólo de datos de temperatura.	75
3.18. Distribución de los valores de ME de la estimación anual de ET_o cuando se estiman dos variables.	76
3.19. Evolución anual de los métodos PMT para la estimación de ET_o en ausencia de una o dos variables.	78
3.20. Evolución anual de los métodos PM-IC para la estimación de ET_o en ausencia de una o dos variables.	79
3.21. Evolución anual de los distintos métodos de estimación de ET_o con solo datos observados de temperatura.	80
4.1. Diagrama de flujo del control de calidad aplicado a los datos diarios de AEMET.	83
4.2. Ejemplo de error en las unidades en insolación	90
4.3. Distribución espacial del número de datos sospechosos y el porcentaje que suponen con respecto a los datos totales según los controles de datos duplicados para temperatura máxima y temperatura mínima.	93

4.4. Relación entre los casos de duplicados de temperatura máxima y temperatura mínima, representando cada punto un observatorio. . . .	94
4.5. Distribución y distancia temporal de los datos duplicados en temperatura máxima	95
4.6. Distancia espacial y temporal de las duplicidades entre meses enteros de temperatura máxima	95
4.7. Distribución espacial del número total de errores de mala codificación para las distintas variables.	97
5.1. Diagrama de flujo de la generación de la base de datos de ET_o	106
5.2. Esquema de funcionamiento del proceso de relleno de datos.	108
5.3. Longitud temporal de las series climáticas disponibles	114
5.4. Evolución temporal del número de datos disponibles para el conjunto de observatorios y para los observatorios seleccionados	116
5.5. Curvas de densidad <i>kernel density</i> del R^2 del proceso de relleno	117
5.6. Curvas de densidad <i>kernel density</i> del PBIAS del proceso de relleno	119
5.7. Evolución temporal del MAE del proceso de relleno.	120
5.8. Evolución temporal del error típico estimado del proceso de relleno.	121
5.9. Porcentaje de datos afectados por el control de calidad posterior al relleno	122
5.10. Evolución temporal de detección de inhomogeneidades	124
5.11. Evolución temporal de la corrección durante la homogeneización	125
5.12. Evolución temporal mensual de la corrección de la temperatura de punto de rocío durante la homogeneización	126
5.13. Curva de densidad <i>kernel density</i> del R^2 del proceso de interpolación calculado en sentido temporal.	129
5.14. Curvas de densidad <i>kernel density</i> del PBIAS del proceso de interpolación calculado en sentido temporal.	130
5.15. Comparación decadal de los valores medios semanales de R^2 del proceso de interpolación.	132
5.16. Validación de la interpolación de la velocidad del viento	133
5.17. Observatorios disponibles en el período 2010-2014	134
5.18. ME de la velocidad del viento y de la temperatura del punto de rocío en el periodo 2010-2014.	135
5.19. Verificación de la estimación de la incertidumbre de las distintas variables para el periodo 2010-2014	136
5.20. Comparación entre el MAE y la estimación de la incertidumbre para el período 2010-2014	137

5.21. Media anual de ET_o para el período 1981-2010.	138
5.22. Media anual de la incertidumbre de ET_o para el periodo 1981-2010 . . .	139
6.1. Diagrama de flujo de la generación de la base de datos de ET_o	145
6.2. Número de observaciones disponibles	150
6.3. Ejemplo de producto obtenido para julio de 1994.	152
6.4. Distribución espacial de la correlación del RCM con Portugal	154
6.5. Evolución temporal de los resultados obtenidos en una celda aleatoria .	156
6.6. Comparación espacial entre los valores de ET_o calculados con los datos del RCM y con los datos después de OI	157
6.7. Estacionalidad de los valores de ET_o	158
6.8. Evolución temporal de la corrección aplicada a ET_o	160
6.9. Evolución temporal de la granularidad espacial de las distintas variables	161
6.10. Evolución temporal de la incertidumbre de las distintas variables	162
6.11. Sensibilidad del valor medio de las variables a la incertidumbre de las observaciones	165
6.12. Sensibilidad de la incertidumbre de los resultados a la incertidumbre de las observaciones	166
6.13. Sensibilidad de la velocidad media del viento al número de observaciones utilizado	167
6.14. Sensibilidad de la humedad relativa media al número de observaciones utilizado	168
7.1. Evolución temporal del valor anual de ET_o para las dos bases de datos con su incertidumbre asociada (en forma de desviación típica).	177
7.2. Evolución temporal del valor medio anual de las distintas variables para las dos bases de datos.	179
7.3. Evolución temporal de la diferencia entre las estimaciones obtenidas por UK y OI (residuo) para las distintas variables.	180
7.4. Evolución temporal del valor mensual de ET_o para las dos bases de datos.	182
7.5. Evolución temporal del valor mensual de insolación para las dos bases de datos.	183
7.6. Evolución temporal del valor mensual de la velocidad del viento para las dos bases de datos.	184
7.7. Evolución temporal del valor mensual de la humedad relativa para las dos bases de datos.	185
7.8. Evolución temporal del valor mensual de la temperatura máxima para las dos bases de datos.	186

7.9. Evolución temporal del valor mensual de la temperatura mínima para las dos bases de datos.	186
7.10. Media anual (1989-2011) de las variables meteorológicas y de ET_o para las dos bases de datos.	188
7.11. Media anual para el período 2000-2011 de las velocidad del viento y ET_o para las dos bases de datos.	189
7.12. Signo y significación de la tendencia (1989-2011) de las variables meteorológicas y de ET_o para las dos bases de datos.	191
7.13. Comparación de la incertidumbre (en forma de desviación típica) entre el producto de ET_o de OI y el de UK.	193
7.14. Correlacion espacial de las distintas variables con ET_o para el producto de OI.	194
7.15. Correlacion espacial de las distintas variables con ET_o para el producto de UK.	195
8.1. ET_o media anual para el período 1981-2010.	201
8.2. ET_o media anual para el período 1996-2016. Figura extraída de la publicación Mapas climáticos de España (1981-2010) y ET_o (1996-2016) disponible en línea en la web de AEMET.	203
8.3. Variabilidad temporal de los valores anuales de ET_o , representados en forma de desviación típica (a) y coeficiente de variación (b).	204
8.4. Promedio anual de la componente radiativa (a) y la componente aerodinámica (b) de ET_o , para el período 1981-2010.	205
8.5. Porcentaje de la media anual de la componente radiativa respecto a la media anual de ET_o para el período 1981-2010.	206
8.6. Variabilidad interanual de los valores anuales de la componente radiativa (a) y aerodinámica (b) de ET_o , representada como la desviación típica.	207
8.7. Variabilidad interanual de los valores anuales de la componente radiativa (a) y aerodinámica (b) de ET_o , representada como el coeficiente de variación.	207
8.8. Correlación entre los valores anuales de la componente radiativa y aerodinámica de ET_o	208
8.9. Valores mensuales de ET_o	209
8.10. Valores mensuales de ET_o (boxplots reflejando la variabilidad espacial de cada mes).	210
8.11. Contribución porcentual de cada mes a los valores medios anuales de ET_o	212

8.12. Valores medios mensuales de ET_o para el mes de enero (a) y el mes de julio (b).	213
8.13. Valores medios mensuales de la componente radiativa (ra) y aerodinámica (ae) de ET_o	215
8.14. Distribución espacial de los valores de ET_o que quedan por debajo de los percentiles 10 y 25 y por encima de los percentiles 75 y 90 para los meses de enero (a), abril (b), julio (c) y octubre(d).	216
8.15. Variabilidad interanual de los valores mensuales de ET_o representada como la desviación típica.	218
8.16. Variabilidad interanual de los valores mensuales de ET_o representada como el coeficiente de variación.	219
8.17. Distribución espacial de la variabilidad interanual de los valores mensuales de ET_o representada como el coeficiente de variación.	220
8.18. Variabilidad interanual de los valores mensuales de la componente radiativa (ra) y la componente aerodinámica (ae) de ET_o representada como la desviación típica.	221
8.19. Curvas de densidad (<i>kernel density</i>) del valor medio y del percentil 90 de ET_o	223
8.20. Distribución espacial del percentil 90 de ET_o	224
8.21. Porcentaje de semanas con ET_o superior al percentil 90 que presentan también una temperatura máxima superior al percentil 90 para los meses de abril (a), mayo (b), junio (c), julio (d), agosto (e) y septiembre (f).	225
8.22. Porcentaje de semanas con ET_o superior al percentil 90 que presentan un valor superior al percentil 90 para la componente aerodinámica (b y d) y la componente radiativa (a y c) para los meses de julio (a y b) y agosto (c y d).	226
8.23. Coeficientes de sensibilidad de las distintas variables climáticas en 4 meses distintos, correspondientes cada uno de ellos con una estación climática diferente.	227
8.24. Tendencia anual de ET_o en pendiente (a) y significación (b).	231
8.25. Curva de densidad (<i>kernel density</i>) de valores de la pendiente de la tendencia anual de ET_o	232
8.26. Tendencia anual en pendiente (a y c) y significación (b y d) de la componente radiativa (a y b) y la componente aerodinámica (c y d) de ET_o	233
8.27. Tendencia de ET_o a nivel mensual.	234

8.28. Comparación series temporales creadas a partir de datos de observatorios y series temporales creadas con UK.	235
8.29. Curvas de densidad (<i>kernel density</i>) de las tendencias obtenidas a partir de 10.000 conjuntos independientes de observatorios	236

Lista de Tablas

1.1. Bases de datos de ET_o	13
1.2. Trabajos previos de ET_o desarrollados en España	16
2.1. Métodos utilizados para el cálculo de ET_o	23
2.2. Distintas variables de radiación con las que se trabaja en el proceso de estimación de la radiación neta.	26
3.1. Escenarios de comparación	59
3.2. Estadísticos de estimación de variables faltantes según los dos métodos posibles, recomendaciones de la FAO (F), interpolación (I)	62
3.3. Estadísticos de estimación de ET_o con una variable faltante	66
3.4. Estadísticos de estimación de ET_o con dos variables faltantes	69
3.5. Estadísticos de estimación de ET_o sólo con datos observados de temperatura	71
3.6. Tendencia (en mm dec^{-1}) de la media espacial de los métodos de estimación de ET_o y tendencia del residuo cuando se realiza la estimación de una o dos variables.	77
3.7. Tendencia (en mm dec^{-1}) de la media espacial de los métodos de estimación de ET_o y tendencia del residuo cuando únicamente se dispone de los datos de temperatura.	77
4.1. Disponibilidad de datos.	82
4.2. Unidades y rango de las variables.	82
4.3. Controles.	84
4.4. Ejemplo de mes duplicado en la base de datos de AEMET.	85
4.5. Ejemplo de mes duplicado en la base de datos de AEMET entre observatorios diferentes.	85
4.6. Ejemplo de decena climática duplicada en la base de datos de AEMET	86
4.7. Ejemplo de 16 días consecutivos con el mismo valor de temperatura máxima en la estación 5085	87

4.8. Ejemplo de 34 días consecutivos con valor de humedad al 100 % en la estación 1477U	87
4.9. Control días consecutivos	88
4.10. Ejemplo de cero falso en temperatura mínima	89
4.11. Ejemplo de poca variación en humedad relativa en la estación 6001	90
4.12. Datos fuera de rango	91
4.13. Número de datos detectados/eliminados como duplicados en función de la variable y el control. Para temperatura e insolación el número de datos equivale a días, mientras que para humedad relativa y viento se trata de datos subsidiarios.	92
4.14. Número de estaciones afectadas por la detección de datos duplicados en función de la variable.	92
4.15. Número de datos detectados/eliminados por mala codificación.	96
4.16. Número de estaciones afectadas por la presencia de errores de mala codificación.	96
4.17. Número de datos detectados/eliminados por mala codificación.	98
5.1. Número de observatorios disponibles y seleccionados para las distintas variables	115
5.2. Número de datos originales y rellenados en las estaciones seleccionadas	115
5.3. Estadísticos del proceso de relleno de datos	117
5.4. Comparación entre el error típico estimado del relleno y el MAE.	121
5.5. Número de datos afectados por el control de calidad en sentido temporal posterior al relleno.	122
5.6. Resumen del proceso de homogeneización.	123
5.7. Resumen estadístico del proceso de interpolación	128
5.8. Resumen estadístico del proceso de interpolación	131
6.1. Media espacial de \mathbf{P} ($\langle \mathbf{P} \rangle$), y valores de β utilizados en el análisis de sensibilidad.	164
7.1. Pendiente de sen decadal del residuo (diferencia entre las estimaciones por UK y OI) de las distintas variables.	180
8.1. Pendiente de sen de la media espacial de ET_o obtenida por (Vicente-Serrano et al., 2014c) y calculada en distintas etapas de generación de la base de datos de UK.	237
8.2. Pendiente de sen de la media espacial de las distintas variables en distintas etapas de generación de la base de datos de UK.	238

Capítulo 1

Introducción

La Climatología es la rama de la ciencia que se encarga de estudiar las condiciones a largo plazo de las variables atmosféricas y sus impactos en los sistemas humanos y terrestres. En las últimas décadas esta disciplina ha sufrido un gran impulso, en gran parte debido a los estudios relacionados con el cambio climático, pero también gracias al desarrollo de nuevas tecnologías de la información, que permiten la consulta y análisis de grandes volúmenes de datos.

La organización de los datos climáticos en bases de datos es fundamental para realizar cualquier tipo de estudio climático. Resulta especialmente importante para realizar estudios de ámbito global o regional, que sirven tanto para mejorar el conocimiento sobre las condiciones climáticas del pasado como para mejorar los pronósticos y/o proyecciones climáticas. Aunque para el pasado más reciente, refiriéndonos con reciente a lo acaecido desde mediados del siglo XX hasta la actualidad, existe un elevado consenso sobre algunos de los aspectos más importantes que han definido el clima y su evolución a escalas global, regional y local, no es menos cierto que existen todavía grandes incertidumbres. Aparte de la complejidad de los procesos físicos implicados en la variabilidad climática, con frecuencia las incertidumbres se ven acentuadas por una baja disponibilidad de observaciones de algunas variables meteorológicas.

Así, por ejemplo, existe una gran certidumbre acerca del incremento de las temperaturas a escala global durante la segunda mitad del siglo XX (Stocker et al., 2013), proceso que también ha afectado a España (Brunet et al., 2007; del Río et al., 2012; Gonzalez-Hidalgo et al., 2016). Sin embargo, los impactos que este ascenso de temperatura han podido tener sobre el ciclo del agua no son tan evidentes, debido tanto a la complejidad de los distintos procesos que lo conforman como a la dificultad en la observación de alguna de sus componentes, como es el caso de la evapotranspiración o de la demanda de agua por parte de la atmósfera (AED por sus siglas en inglés *Atmospheric Evaporative Demand*), siendo ésta última el objeto de estudio de esta

Tesis Doctoral.

Para comprender mejor la relevancia y necesidad de los estudios centrados en la AED resulta conveniente poner de relieve la importancia que tiene la evapotranspiración dentro del balance de agua y de energía a nivel global, así como la relación que tiene la AED con la evapotranspiración, y finalmente cómo los posibles cambios en la AED pueden afectar a la evapotranspiración y en consecuencia también a los balances de agua y de energía.

En este capítulo introductorio se define la evapotranspiración y se describe su papel en los balances de agua y energía terrestres. Se presentan distintos métodos de medición y estimación de la evapotranspiración. Se define la AED y se discute su relación con la evapotranspiración, analizando algunas de las posibilidades existentes para su cálculo, justificando la elección de la evapotranspiración de referencia como variable para estimar la AED en esta Tesis Doctoral. Se evalúa el estado actual de las bases de datos disponibles y el conocimiento climático de esta variable, especialmente en el contexto del cambio climático. Finalmente, se presentan los estudios sobre la AED realizados en el territorio español, lo que nos permite introducir la motivación y los objetivos de esta Tesis Doctoral.

1.1. Definición de evapotranspiración y su papel en los balances de agua y energía de la superficie terrestre

Definición de evapotranspiración

La evapotranspiración, definida como la combinación entre la evaporación y la transpiración, supone el cierre del ciclo del agua con el retorno del agua a la atmósfera, y es el segundo flujo en importancia en las áreas continentales tras la precipitación. En algunas ocasiones la evapotranspiración se estudia como la suma de tres partes diferenciadas: la evaporación de agua contenida en el suelo, la evaporación del agua de lluvia interceptada por la vegetación y la transpiración de las plantas (Dolman et al., 2014), siendo la transpiración el flujo más importante, llegando a suponer en torno al 60 % del flujo total de evapotranspiración (Maxwell y Condon, 2016; Lian et al., 2018). La evapotranspiración es un proceso que requiere un cambio de estado de agua líquida a gaseosa, lo que exige una gran cantidad de energía. De hecho, la energía requerida para evaporar una determinada masa de agua es 600 veces superior a la energía que se requiere para incrementar su temperatura en 1 °C y 2400 veces superior a la energía que se requiere para incrementar en 1 °C una masa equivalente de aire (Seneviratne

et al., 2010). Por este motivo, la evapotranspiración tiene también una importancia crucial en el balance global de energía.

De hecho, la evapotranspiración depende tanto de la energía como del agua disponible, pero depende también de la capacidad que tenga el aire de asumir el agua procedente de la evapotranspiración, así como de las condiciones del suelo y de la vegetación.

A nivel meteorológico, la energía está directamente relacionada con la radiación disponible en la superficie terrestre, mientras que la capacidad del aire para asumir agua procedente de la evapotranspiración está vinculada con la temperatura del aire, la velocidad del viento y el déficit de presión de vapor. La temperatura del aire determina la cantidad de vapor de agua que puede contener el aire. Así, la relación de Clausius-Clapeyron establece que esta cantidad de vapor de agua se incrementa cerca de un 7% por cada 1 °C de incremento de la temperatura. El déficit de presión de vapor informa de la cantidad de vapor de agua que puede asumir el aire antes de que llegue a su punto de saturación. Mientras que la temperatura determina la cantidad total de vapor de agua que puede contener una masa de aire, el déficit de presión de vapor informa de la cantidad de vapor de agua que le falta a una masa de aire para llegar a su punto de saturación. Finalmente, la velocidad del viento determina la capacidad de renovación del aire. Si el aire en contacto con la superficie se renueva de manera constante, la posibilidad de que este aire llegue a su saturación debido al propio proceso de evapotranspiración es mucho menor que en condiciones de viento en calma. Por tanto, la evapotranspiración se relaciona de manera directa con todas las variables vistas en este punto: radiación, temperatura, viento y déficit de presión de vapor. Por su parte, la disponibilidad de agua guarda una estrecha relación con la precipitación.

A pesar de su importancia, la observación de la evapotranspiración no es sencilla, lo que complica el desarrollo de estudios al respecto. Se trata de un flujo difuso en el espacio, con una elevada variabilidad tanto espacial como temporal, y que resulta no visible al ojo humano. Además resulta difícil distinguir qué porción del vapor de agua presente en el aire procede de la evapotranspiración *in situ* y qué parte se debe a la advección de vapor de agua procedente de otros lugares más o menos remotos.

Determinación de la evapotranspiración

Para la medición de la evapotranspiración se han diseñado una gran diversidad de instrumentos y métodos entre los que se cuentan los evaporímetros, los tanques de evaporación, los lisímetros, las medidas de covarianza de torbellinos (internacionalmente conocida como *eddy covariance*), la razón de Bowen (internacionalmente conocido como *Bowen ratio*) o las estimaciones por satélite, siendo

algunos de estos métodos muy complejos y aplicables a distintas escalas temporales y espaciales (Wang y Dickinson, 2012; McMahon et al., 2013). Algunos de estos instrumentos se fundamentan en el cálculo del balance de energía (o partes del mismo), como la covarianza de torbellinos, la razón de Bowen o las estimaciones de satélite, mientras que en otros casos, como en los lisímetros, los evaporímetros o los tanques de evaporación, el problema se ataca desde la perspectiva del balance de agua (Kalma et al., 2008; Wang y Dickinson, 2012).

La determinación de la evapotranspiración (ET) a partir del balance de agua permite obtener estimaciones poniendo en relación las distintas partes del ciclo hidrológico, como la escorrentía superficial (R), la precipitación (PP), la infiltración de agua en el suelo o la recarga de acuíferos (ΔS) (Wang y Dickinson, 2012; McMahon et al., 2013).

$$PP = ET + R + \Delta S \quad (1.1)$$

Así, la instalación de lisímetros permite la estimación de la evapotranspiración en pequeñas superficies debido al control que se realiza sobre la precipitación (PP) y la infiltración de agua en suelo y el cambio en la humedad del suelo (ΔS), mientras que su instalación se intenta realizar de tal manera que la escorrentía superficial (R) sea un término despreciable (World Meteorological Organization, 2008). En cambio, cuando se trabaja a escala de cuenca hidrográfica y a escala anual es habitual que se desprecie el término ΔS , al considerar que este término tiene un balance de cero a esa escala temporal, simplificando de manera importante el cálculo de la ecuación (Teuling et al., 2009), mientras que la escorrentía superficial sí juega un papel relevante en este caso.

Por otra parte, existe también la posibilidad de estimar la evapotranspiración a partir del estudio del balance energético de la superficie terrestre, donde se cumple la siguiente ecuación, que nos indica que la energía disponible en la superficie se puede utilizar para calentar el aire o para evapotranspirar (Figura 1.1) (Wang y Dickinson, 2012; McMahon et al., 2013).

$$R_n - G - H - \lambda ET = 0 \quad (1.2)$$

Así, se considera que la energía disponible en la superficie terrestre se puede obtener de la resta entre la radiación neta (R_n) y el flujo de energía dedicado a calentar el suelo (G). Por otra parte, la energía utilizada para calentar el aire es el flujo de calor sensible (H) y la energía dedicada a evapotranspirar es el flujo de calor latente (λET).

Miralles et al. (2018) inciden en la importancia que la evapotranspiración tiene sobre la aparición, intensificación y/o propagación de olas de calor y de sequías, ya

que los cambios que se producen en la evapotranspiración pueden acabar incidiendo de manera muy importante en el resto de componentes del balance de energía y del balance de agua y activar procesos de retroalimentación.

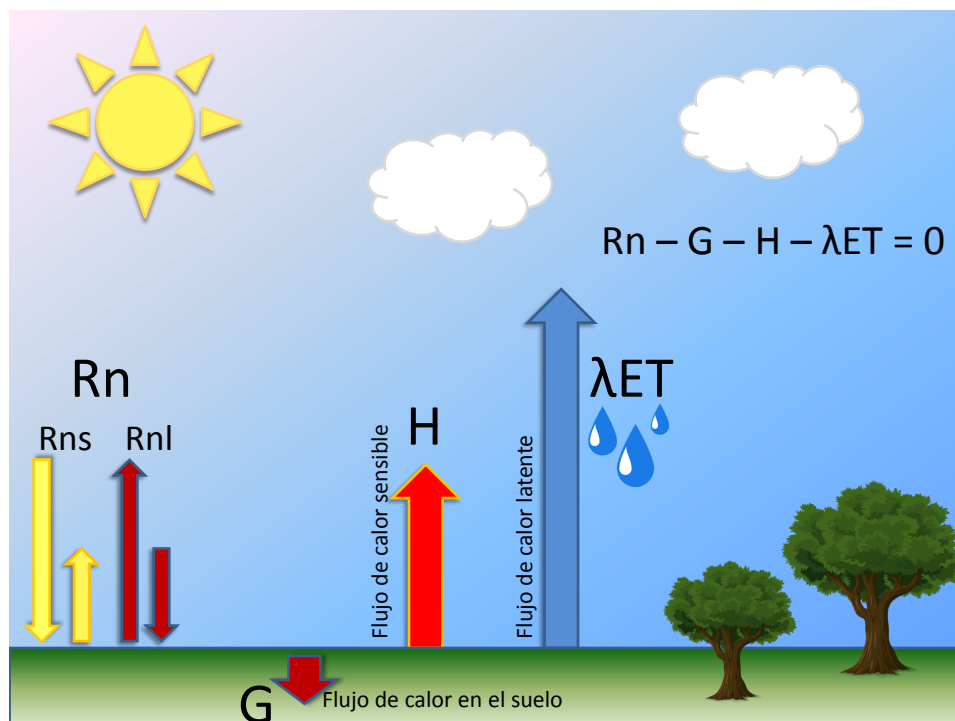


Figura 1.1: Esquema del balance de radiación en la superficie terrestre.

Tanto la técnica de la razón de Bowen como la de covarianza de torbellinos intentan determinar los flujos verticales de calor sensible y calor latente utilizando para ello medidas de temperatura y humedad a distintas alturas sobre el nivel del suelo. Las medidas obtenidas mediante la covarianza de torbellinos han permitido construir una red global de estaciones de superficie de medida de la evapotranspiración, conocida como FLUXNET (<http://fluxnet.ornl.gov>) (Baldocchi et al., 2001; Williams et al., 2009). A su vez, las estimaciones basadas en datos de teledetección han permitido la generación de bases de datos globales de evapotranspiración a partir de la combinación de medidas del balance energético realizadas con satélites y de instrumentos de medida localizados en la superficie terrestre, siendo algunos ejemplos el *MODIS Global Evapotranspiration Project 16* (MOD16) (Mu et al., 2007, 2011) o el *Global Land Evapotranspiration Amsterdam Model* (GLEAM) (Miralles et al., 2011; Martens et al., 2017).

En una exhaustiva comparación, Allen et al. (2011) analizaron distintos métodos de estimación de la evapotranspiración incidiendo en su complejidad, limitaciones y precisión de las determinaciones que se obtienen. Para poner algunos ejemplos, se considera que las incertidumbres se mueven en el rango del 5 al 15 % para los lisímetros,

del 10 al 20 % para la razón de Bowen, del 15 al 30 % para la covarianza de torbellinos, y del 10 al 40 % en el caso de medidas de teledetección. Kalma et al. (2008) obtuvieron unos valores muy parecidos en una comparativa previa para diversos métodos basados en la teledetección, con un error relativo que oscilaba del 15 al 30 %.

Así, aunque se sabe que en las superficies continentales el flujo de evapotranspiración es muy importante, los estudios globales se caracterizan todavía por un importante nivel de incertidumbre. Desde la óptica del balance de agua terrestre, se estima que entre un 60 y un 70 % del agua que precipita en los continentes retorna a la atmósfera gracias a este proceso (Trenberth et al., 2007; Rodell et al., 2015). Por su parte, los estudios de balance de energía estiman que entre un 60 y un 70 % de la energía disponible en la superficie terrestre es consumida por este proceso (L'Ecuyer et al., 2015; Wang y Dickinson, 2012). La importancia de la evapotranspiración queda reflejada en el hecho de que tanto a nivel energético como a nivel de balance de agua este proceso utiliza más del 50 % del recurso disponible, a nivel global. Sin embargo, la incertidumbre también queda reflejada en el hecho de que los datos se ofrecen con una horquilla de incertidumbre del 10 % respecto al total de energía o agua disponible.

La incertidumbre también afecta a los estudios de evapotranspiración que intentan detectar posibles tendencias recientes, llegándose incluso a obtener resultados opuestos. Así, Jung et al. (2010) detectan una leve tendencia decreciente en la evapotranspiración desde finales de los '90, mientras que Miralles et al. (2014) detectan una leve tendencia creciente de este proceso.

Límites energético e hídrico de la evapotranspiración

Como ya se ha dicho referido anteriormente, la evapotranspiración es un proceso estrechamente vinculado con la disponibilidad de energía y de agua. De hecho es posible estudiar esta relación para incidir en el análisis de su comportamiento, especialmente a nivel de cuenca hidrográfica, ámbito espacial en el que la curva teórica de Budyko (Figura 1.2) se ha utilizado con frecuencia para poner en relación la disponibilidad de agua, la disponibilidad de energía y la evapotranspiración (Budyko, 1974). En regiones con elevada disponibilidad hídrica pero con poca energía disponible, la proporción de precipitación que se convierte en evapotranspiración es baja, mientras que la proporción de energía disponible que se convierte en evapotranspiración tiende a ser elevada. El caso contrario sucede en las regiones áridas, donde la escasa precipitación disponible se convierte en evapotranspiración prácticamente en su totalidad, mientras que sólo una pequeña proporción de la energía disponible se utiliza durante la evapotranspiración. Entre ambos extremos existen multitud de situaciones, en las que la determinación precisa de las tres variables implicadas es necesaria para tener un mejor conocimiento

sobre la realidad de la disponibilidad de agua del territorio.

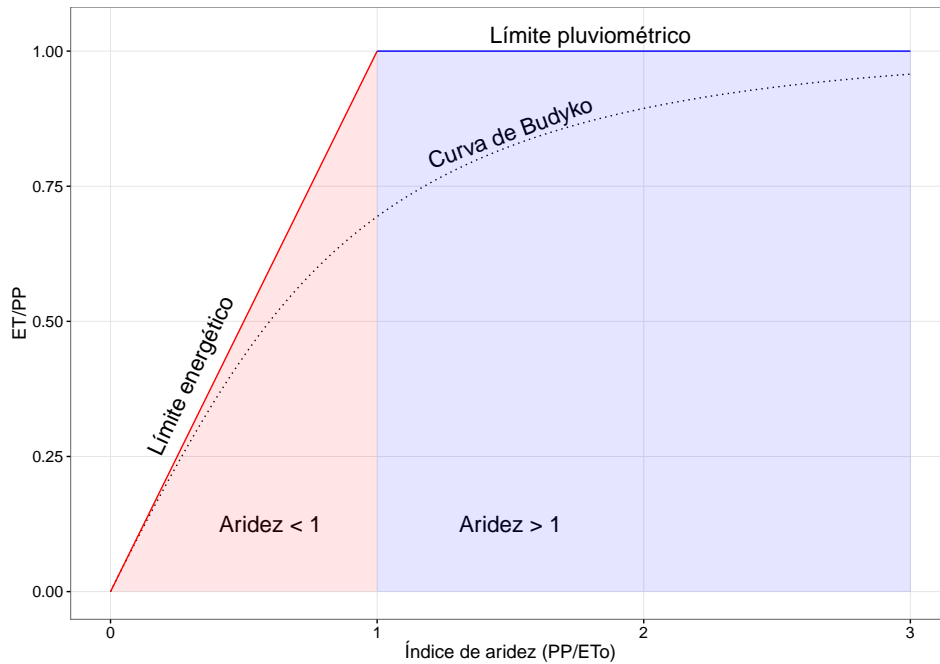


Figura 1.2: Curva teórica de Budyko.

Del análisis combinado del balance de energía y el balance de agua se desprende que la evapotranspiración está acotada por dos límites. La evapotranspiración no puede ser nunca superior a la disponibilidad de agua, al mismo tiempo que la energía invertida en el proceso de la evapotranspiración no puede ser nunca superior a la energía disponible. Mientras que la disponibilidad de agua se estima, en zonas continentales, a partir de la precipitación, lo que simplifica su estimación debido al gran número de medidas que existen de esta variable, la estimación de la energía disponible para la evapotranspiración no resulta tan sencilla, aunque como hemos visto es de gran importancia.

No se puede despreciar, finalmente la importancia que tienen la vegetación y el suelo sobre la evapotranspiración, y que modulan el ajuste que presentan las cuencas a la curva teórica de Budyko (Donohue et al., 2007; Gentine et al., 2012). Sin embargo, se trata de dos factores que quedarán al margen en el desarrollo de esta Tesis Doctoral, en la que nos centraremos en intentar determinar el límite energético a la evapotranspiración, es decir, la AED.

1.2. La demanda de agua por parte de la atmósfera (AED), la evapotranspiración de referencia (ET_o) y su importancia climática

La demanda de agua por parte de la atmósfera

La demanda de agua por parte de la atmósfera (AED por sus siglas en inglés, *Atmospheric Evaporative Demand*) representa la evapotranspiración que tendría lugar en una superficie dada considerando una plena disponibilidad de agua y la ausencia total de resistencia por parte del suelo y de la vegetación, o cuando esta resistencia es constante tanto en el tiempo como en el espacio (Vicente-Serrano et al., 2018a). Este término tiene en cuenta tanto la disponibilidad de energía, que constituye la componente radiativa, como la capacidad que tiene el aire de asumir el vapor de agua que procede de la evapotranspiración, que constituye la componente aerodinámica. Debido a esta definición se convierte en una variable adecuada para estimar la energía disponible para la evapotranspiración, independientemente de si sus valores se dan en unidades de energía o de volumen de agua, ya que es posible la conversión de unas unidades a otras.

Por otro lado, al utilizarse unas condiciones fijas de disponibilidad de agua y de características de la vegetación, se puede utilizar para realizar comparaciones entre distintos lugares o momentos, independientemente de las diferencias reales que pudieran darse en función de las variaciones en estas dos componentes y considerando tan sólo las condiciones atmosféricas.

De esta manera, la AED se convierte en una variable relevante en numerosos ámbitos de estudio entre los que se incluyen la climatología, la hidrología, hidroclimatología y la agroclimatología, pero también para los estudios de ordenación del territorio y planificación territorial, ya que es una variable de gran interés para los estudios de disponibilidad de agua en el territorio.

A la hora de obtener valores de AED existen dos posibilidades principales. Por un lado están aquellas medidas que se toman en condiciones de ausencia real de la resistencia por parte del suelo y de la vegetación, entre las que se podrían destacar las que se obtienen de tanques de evaporación (haciendo referencia habitualmente a lo que en inglés se conoce como *Class A Pan*), los atmómetros y los evaporímetros (como el de Piché). Por otra parte existen aquellas medidas que se derivan considerando que la resistencia por parte del suelo y de la vegetación son invariantes, tanto en el tiempo como en el espacio, como es el caso del cálculo de la evapotranspiración de referencia a partir de variables meteorológicas, siendo ésta una de las metodologías más utilizadas

actualmente para el cálculo de AED.

Evapotranspiración potencial (ET_p) y de referencia (ET_o)

Aunque en ocasiones los conceptos de evapotranspiración potencial (ET_p) y evapotranspiración de referencia (ET_o) se han utilizado de manera indistinta, se trata de un error, ya que sus definiciones presentan diferencias importantes, que afectan a la capacidad y utilidad de estas variables para servir como estimadores de la AED. Conviene por tanto establecer, en este punto, las siguientes definiciones:

- Evapotranspiración real (ET): se refiere al flujo real de agua que tiene lugar.
- Evapotranspiración potencial (ET_p): es una estimación de la evapotranspiración que se produciría bajo unas determinadas condiciones meteorológicas en el supuesto de plena disponibilidad de agua por parte de la vegetación, pero que presenta diferencias espaciales en las resistencias debido a la vegetación específica de cada ubicación.
- Evapotranspiración de referencia (ET_o): es una estimación de la evapotranspiración que se produciría bajo unas determinadas condiciones meteorológicas en el supuesto de plena disponibilidad de agua, pero a diferencia de ET_p se define un cultivo de referencia a partir de sus características fundamentales, que en el documento 56 de la Organización de las Naciones Unidas para la agricultura y la alimentación (FAO por sus siglas en inglés *Food and Agricultural Organization*) (Allen et al., 1998). se establecen como un albedo de 0.23, una altura de 12 cm y una resistencia del cultivo de 70 s m^{-1} .

Por tanto, ET_o cumple con el requisito comentado con anterioridad de que la resistencia del suelo y de la vegetación sean invariantes en el tiempo y en el espacio, exigible para ser un buen estimador de la AED. Utilizando ET_o para análisis espaciales nos aseguramos de que las diferencias que se obtienen entre distintos puntos están relacionadas exclusivamente con las condiciones meteorológicas y no con las condiciones específicas de la vegetación en cada punto, lo que es de gran importancia para el desarrollo de estudios climáticos.

Por otra parte, hay que ser también conscientes de que desde la óptica de la fisiología vegetal los valores de ET_p tienen más interés que los de ET_o , ya que la primera se ajusta mejor a la realidad fisiológica de cada especie vegetal. De hecho, a la hora de utilizar los valores de ET_o para la gestión de cultivos (fundamentalmente en la estimación de necesidades de riego) este hecho se convierte en muy relevante,

y se utilizan habitualmente unos coeficientes específicos para cada tipo de cultivo y cada estadio fenológico que permiten transformar el valor de ET_o en valores referidos específicamente al cultivo de interés (Allen et al., 1998).

La principal dificultad para el cálculo de ET_o radica en la elevada exigencia de datos climáticos de la ecuación de Penman-Monteith, que es la que recomienda el documento de la FAO antes mencionado para su cálculo, dado que se necesitan datos de temperatura del aire, humedad del aire, velocidad del viento y radiación solar.

La AED en el contexto del cambio climático

A pesar de la complejidad a la hora de estudiar tanto la AED como la evapotranspiración, hay estudios que se centran en su análisis como parte del ciclo hidrológico y en intentar determinar si estas variables han sufrido cambios a consecuencia de la subida reciente de las temperaturas. La intuición nos lleva a pensar que un incremento de temperatura debe conllevar un incremento en la AED, lo que en determinadas condiciones podría llevar a un incremento en la evapotranspiración (caso de existir suficiente disponibilidad hídrica en el sistema), o bien un incremento de las condiciones de estrés por sequía (caso de no existir una suficiente disponibilidad hídrica).

A partir de la recopilación de resultados de distintos estudios, Huntington (2006) sugiere que el incremento global de la temperatura implica una aceleración del ciclo hidrológico, es decir, un incremento tanto de las precipitaciones como de la evapotranspiración. Sin embargo, un estudio anterior de Peterson et al. (1995) en el que se analizan los datos obtenidos en tanques de evaporación en Estados Unidos y la antigua Unión Soviética contradice esta hipótesis, ya que a pesar del incremento de la temperatura se detectó un descenso en la evaporación observada, dando así lugar a lo que se conoce como *pan evaporation paradox*. Esta paradoja ha suscitado en las últimas décadas un gran interés científico, y son muchos los estudios que se han centrado en confirmar o refutar los resultados obtenidos por Peterson et al. (1995). El descenso de la evaporación en tanques se ha detectado también en Australia (Roderick y Farquhar, 2004), China (Liu et al., 2004) o la India (Chattopadhyay y Hulme, 1997), pero al mismo tiempo se han detectado incrementos en otras regiones del globo como Israel (Cohen et al., 2002) o España (Espadafor et al., 2011; Vicente-Serrano et al., 2014b).

Aunque se han dado distintas explicaciones a este fenómeno, parece que los cambios en la temperatura se han visto contrarrestados por cambios en otras variables que también influyen en la AED y que contribuirían a su descenso. Así, Roderick y Farquhar (2002) detectan que el descenso de radiación solar producido durante el llamado *global dimming* podría explicar el descenso detectado. Sin embargo, en el hemisferio norte,

el *global dimming* se refiere aproximadamente al período 1950-1980, mientras que desde ese momento se ha detectado un nuevo incremento en la radiación solar (*global brightening*, Wild et al., 2005; He et al., 2018), que contribuiría positivamente a la AED. En este contexto, resultaría también muy importante el papel de la disminución de la velocidad del viento (*global stilling*) con un efecto negativo en la AED, del que ya avisan Roderick y Farquhar (2004) y confirman McVicar et al. (2012), entre otros autores.

Una reciente recopilación de los estudios más relevantes centrados en estudiar la *pan evaporation paradox* (Wang et al., 2017) detecta un escenario muy diverso, con tendencias contrastadas entre unas regiones y otras, en las que además la variable meteorológica responsable del cambio también es cambiante. En resumen, a diferencia de lo que ocurre con variables como la temperatura, en el caso de la evapotranspiración y de su límite energético (AED) no existe un consenso global en cuanto a las tendencias en décadas recientes, y el panorama es mucho más complejo.

Bases de datos de ET_0

Uno de los problemas que surgen a la hora de elaborar este tipo de estudios es la dificultad en la creación de bases de datos de AED. En muchas regiones las observaciones directas de evaporación mediante tanque de evaporación, atmómetros o lisímetros son escasas, aparte de presentar problemas. Por otra parte, la alta demanda de datos climáticos para el cálculo de ET_0 supone también un problema, que conduce a que en no pocas ocasiones se recurra a métodos simplificados, que son menos exigentes en cuanto a datos, como los de Thornthwaite (Thornthwaite, 1948) o Hargreaves (Hargreaves y Samani, 1985), que requieren únicamente datos de temperatura, u otros métodos que utilizan también datos de radiación, como el de Priestley-Taylor (Priestley y Taylor, 1972) o el método de radiación (Doorenbos y Pruitt, 1977). Estos métodos, basados únicamente en el cálculo de la componente radiativa, asumen que la mayor parte de la evapotranspiración se debe a esta componente y que además es la que proporciona la mayor parte de la variabilidad temporal a esta variable, pero pueden dar lugar a resultados incorrectos, tal y como indican Sheffield et al. (2012) en un estudio global de la sequía. De hecho, esta asunción únicamente se cumple en las regiones húmedas y donde además la velocidad del viento tiende a ser baja. En cambio, en las regiones donde dominan las condiciones de aridez o semiaridez (que favorecen los elevados valores de déficit de presión de vapor) y/o condiciones de elevada velocidad del viento, la componente aerodinámica se convierte en muy relevante, y puede llegar a contribuir de manera muy destacada tanto a los valores concretos de evapotranspiración y de AED como a su variabilidad espacial y temporal.

A pesar de las dificultades para generar bases de datos de AED, su desarrollo resulta imprescindible para que la climatología pueda seguir avanzando en sus estudios, tanto en aquellos que se refieren específicamente a la disponibilidad (o escasez) de agua, como a aquellos que intentan conocer mejor el balance de agua y de energía, tanto a nivel observacional como a nivel predictivo. El estudio de la diferencia entre precipitación y AED (PP - AED) da lugar a un balance que resulta de gran utilidad en la planificación y gestión de los regadíos, pero también en el estudio de sequías, ya que su estandarización es la base del índice de estandarizado de precipitación-*evapotranspiración* (SPEI, Vicente-Serrano et al., 2010). Por su parte, el Programa de las Naciones Unidas para el Medio Ambiente (UNEP por sus siglas en inglés *United Nations Environment Programme*) recomienda el uso de la ratio entre precipitación y AED ($\frac{PP}{AED}$) a la hora de realizar estudios de aridez (UNEP, 1997).

Se han desarrollado varias bases de datos de ET_o (ver Tabla 1.1), algunas de ellas de ámbito global y otras de ámbito regional o continental, que se pueden combinar con las bases de datos existentes de precipitación para desarrollar estudios relacionados con la disponibilidad de agua. De ámbito global se deben destacar dos bases de datos, la desarrollada por Climate Research Unit, popularmente conocida por las siglas de la entidad (CRU, Harris et al. 2014) y que cubre todo el globo para el período 1901-2016, ofreciendo datos mensuales para una rejilla de 0.5° de resolución espacial. La otra base de datos global ha sido desarrollada por la FAO y es conocida con el nombre de CLIMWAT. En este caso se ofrecen los valores medios diarios para un conjunto de unas 5000 estaciones agroclimáticas distribuidas por todo el globo (<http://www.fao.org/land-water/databases-and-software/climwat-for-cropwat/en/>).

Entre las bases de datos de ámbito regional es necesario destacar en primer lugar la elaborada por la Agencia Estatal de Meteorología (AEMET). Publicada recientemente, cubre todo el territorio español a una resolución espacial de 5 km (2 km en Canarias) y permite consultar los valores medios mensuales para el período 1996-2016. La estimación de ET_o se ha realizado mediante el cálculo de FAO-PM, extrayendo las variables necesarias para su cálculo del análisis del modelo meteorológico operacional de AEMET durante ese período (HIRLAM). La utilización de los datos procedentes del análisis se explica por la baja disponibilidad de datos observados de algunas de las variables requeridas para el cálculo de ET_o .

En otras regiones destacan la CHES-PE (*Climate, Hydrology and Ecology research Support System - Potential Evapotranspiration*), que cubre las Islas Británicas con una resolución espacial de 1 km y una resolución temporal diaria para el período 1961-2014 (Robinson et al., 2017). En Austria se puede encontrar una base de datos de similares características, conocida como ARET (Austrian Reference

Evapotranspiration dataset), pero desarrollada utilizando el método de Hargreaves en lugar de FAO-PM (Haslinger y Bartsch, 2016). En California, Hart et al. (2009) desarrollaron una metodología para el cálculo diario de ET_0 combinando datos obtenidos por satélite con datos observados en estaciones meteorológicas. Actualmente, dicha metodología da lugar a un producto operacional de CIMIS (*California Irrigation Management Information System*). Una de las últimas bases de datos en publicarse ha sido la METREF, desarrollada por el LSA-SAF (*Land Surface Analysis - Satellite Application Facility*), a partir de imágenes del satélite Meteosat de Segunda Generación (MSG), y que cubre toda el área observada por MSG, que habitualmente se conoce como MSG-Disk (de Bruin et al., 2016). Este producto se encuentra disponible en la misma web del LSA-SAF (<https://landsaf.ipma.pt/en/products/evapotranspiration>).

El origen de los datos utilizados en estas bases de datos es variado, ya que mientras existen bases de datos que utilizan datos observados por estaciones meteorológicas (CRU, CLIMWAT, CHES-PE y ARET), hay otras bases de datos que combinan esta información con datos de satélites (CIMIS y METREF) o modelos numéricos de predicción meteorológica (AEMET, METREF). Mayoritariamente, estas bases de datos utilizan la ecuación de Penman-Monteith, aunque ARET utiliza una forma calibrada de Hargreaves en Austria, y LS-SAF utiliza una modificación de Penman-Monteith en la que solo consideran la componente radiativa.

Tabla 1.1: Bases de datos de ET_0

Nombre	Métodos	Región	Resolución temporal	Resolución espacial	Período
CRU	FAO-PM	Global	Mensual	0.5°	1901-2016
CLIMWAT	FAO-PM	Global	Diaria	puntual	Valores medios (1971-2000)
AEMET	FAO-PM	España	Mensual	5 km	Valores medios (1996-2016)
CHES-PE	FAO-PM	Islas Británicas	Diaria	1 km	1961-2015
ARET	Hargreaves	Austria	Diaria	1 km	1961-2013
CIMIS	ASCE-PM	California	Diaria	2 km	2003-2018
METREF	DMMETREF	MSG-Disk	Diaria	3 km	2017-2018

1.3. Conocimiento de ET_o en España y motivación de la Tesis Doctoral

A pesar de que algunas de estas bases de datos ofrecen información para España, existen varios problemas a la hora de utilizarlas para desarrollar una climatología de ET_o en nuestro país. La base de datos de AEMET, elaborada específicamente para España, ofrece únicamente los valores medios mensuales para un período de 21 años (1996-2016), lo que implica que no se puede trabajar con los valores concretos de un mes o periodo temporal determinado, al mismo tiempo que no es posible elaborar estudios climáticos de largo recorrido, al empezar la base de datos en una fecha muy reciente (año 1996). La base de datos de la CRU no presenta estos problemas, ya que permite obtener los valores específicos mensuales para un periodo muy amplio (1901-2016). Sin embargo, tiene una resolución espacial de 0.5° , lo que dificulta la realización de estudios de detalle. Además, el número de observaciones utilizadas en España para construir la base de datos es muy bajo (13 para temperatura), y para la velocidad del viento utilizan datos invariantes de un año a otro (Harris et al., 2014). Por su parte, la base de datos de CLIMWAT ofrece únicamente los valores medios, y para un conjunto de estaciones también limitado. Finalmente, el cálculo de ET_o derivado de las imágenes de MSG tiene el problema de utilizar un método derivado de Penman-Monteith basado únicamente en la parte radiativa, obviando por tanto la parte aerodinámica. Además, su período temporal es también limitado, lo que no permite desarrollar estudios climáticos.

Por tanto, no existe en España una base de datos de ET_o que se pueda combinar con las bases de datos existentes de precipitación (como SPREAD, Serrano-Notivoli et al., 2017; SPAIN02, Herrera et al., 2012; o MOPREDAS, González-Hidalgo et al., 2011) para avanzar en los estudios que relacionan ambas variables. Además, en un país como España donde la escasez de agua es inherente a sus condiciones climáticas, este tipo de estudios son especialmente importantes. Esta escasez de agua se debe a diversos motivos. En primer lugar, la mayor parte de la Península Ibérica y Baleares están dominadas por el clima mediterráneo, cuya característica principal es el período de aridez estival, coincidente con el momento de menores precipitaciones. En segundo lugar, parte del sureste Peninsular y valle del Ebro se clasifica como Bsk o Bsh dentro de la clasificación climática de Köppen, lo que implica que estamos ante climas semiáridos en los que AED está de manera sistemática por encima de la precipitación. Y en tercer lugar, la fuerte variabilidad inter-anual garantiza la recurrencia de fuertes sequías, que pueden afectar a cualquier parte del territorio, y que en algunos momentos llegan a suponer un problema importante para el desarrollo de las actividades humanas.

Dada la importancia de esta variable, se han dedicado grandes esfuerzos a estudiar

el comportamiento de AED en España (Tabla 1.2). Una parte importante de los trabajos realizados se han centrado en la obtención de ET_o mediante métodos menos exigentes en cuanto a datos. Así, existen múltiples trabajos centrados en el método de Hargreaves o el de Makkink-Advection. Así mismo, también se ha intentado afrontar el problema con el uso de metodologías más complejas, como las redes neuronales. En otros casos, el interés se ha centrado en la comparación de los datos obtenidos mediante atmómetros, tanques de evaporación o lisímetros con los datos obtenidos con la aplicación de Penman-Monteith. Existen también estudios que se centran en el comportamiento temporal de ET_o , detectando una tendencia positiva (Espadafor et al., 2011; Vicente-Serrano et al., 2014b; Sanchez-Lorenzo et al., 2014; Azorin-Molina et al., 2015; Vicente-Serrano et al., 2016).

Los estudios disponibles hasta el momento permiten realizar una caracterización inicial de ET_o en España. Se trata de una variable con una estacionalidad muy marcada, ya que depende en gran medida de la energía disponible, lo que lleva a que los valores máximos se den durante los meses de verano, registrando los meses de invierno los valores menos importantes. Su vínculo con la energía disponible provoca que presente también una importante variabilidad espacial, con valores mucho mayores en el Sur de la Península Ibérica y valores menores en el Norte.

Además de estudios centrados en la variable, existen también algunos productos meteorológicos, climáticos o agronómicos que utilizan la información de AED. Por un lado, el Ministerio de Agricultura, Pesca y Alimentación dispone de una red propia de estaciones meteorológicas (Sistema de Información Agroclimática para el Regadío, SIAR) destinada a calcular ET_o y el balance entre precipitación y ET_o en varias zonas de regadío del país, y de esta manera poder proporcionar, casi en tiempo real, información sobre las necesidades netas de distintos cultivos. Por su parte, AEMET publica de manera periódica un balance hídrico nacional (http://www.aemet.es/es/serviciosclimaticos/vigilancia_clima/balancehidrico), en el que se combina información de precipitación, ET_o (como medida de AED) y humedad del suelo. De hecho, la base de datos de ET_o elaborada por AEMET se deriva de la elaboración periódica de estos boletines.

Dada la importancia que tiene la disponibilidad de una base de datos de AED, y el hecho de que sea una tarea pendiente dentro de la climatología española, una motivación fundamental de esta tesis es el desarrollo de una base de datos de esta variable. Se ha elegido para ello la forma de malla regular debido a las múltiples ventajas que ofrece este formato, tales como la obtención de mejores estimaciones en los puntos en los que no existe una observación, la obtención de estadísticos areales adecuados o posibilitar una mejor integración con otros productos disponibles, ya sea para llevar

Tabla 1.2: Recopilación de trabajos previos de ET₀ desarrollados en España.

Autores	Interés principal	Región	Resolución temporal
Aguilar et al., 2010	Efectos topográficos en ET ₀	Andalucía	horaria
Aguilar y Polo, 2011	Hargreaves	Guadalfeo	horaria y diaria
Azorin-Molina et al., 2015	Piché y tanque de evaporación	Península Ibérica	mensual
Berengena y Gavilán, 2005	Comparación entre métodos	Córdoba	horaria
Cruz-Blanco et al., 2014	Makkink-Advection y teledetección	Andalucía	diaria
Cruz-Blanco et al., 2015	Makkink-Advection y modelos de predicción	Andalucía	diaria
Espadafor et al., 2011	Comparación entre métodos	Andalucía	diaria/estacional
Estévez et al., 2009	Sensibilidad de ET ₀	Andalucía	diaria
Fernández et al., 2010	ET ₀ bajo plástico	Almería	diaria
Gavilán et al., 2006	Calibración de Hargreaves	Andalucía	mensual
Gavilán et al., 2008	Comparación Hargreaves, FAO-PM, ASCE-PM	Andalucía	diaria
Gavilán y Castillo-Llanque, 2009	Atmómetros para estimar ET ₀	Córdoba	diaria
Gomariz-Castillo et al., 2017	Calibración de Hargreaves	sureste Peninsular	diaria
Landeras et al., 2008	Redes neuronales	País Vasco	diaria
López-Moreno et al., 2009	Estimación de FAO PM con datos faltantes	Yesa	mensual
López-Urrea et al., 2006a	Lisímetros y FAO-PM	Albacete	diaria
López-Urrea et al., 2006b	FAO-PM y ASCE-PM	Albacete	horaria
Martínez-Cob y Tejero-Juste, 2004	calibración de Hargreaves	Aragón	mensual
Martins et al., 2017	ET ₀ calculada con reanálisis	Península Ibérica	mensual
Moratitel et al., 2010	escenarios ET ₀	España	mensual
Moratitel et al., 2011	escenarios ET ₀	Duero	mensual
Saadi et al., 2015	escenarios ET ₀ e impactos agrícolas	Mediterráneo	mensual
Sanchez-Lorenzo et al., 2014	Atmómetro y tanque de evaporación	España	mensual
Shiri et al., 2012	Redes neuronales	País Vasco	diaria
Vanderlinden et al., 2008	Hargreaves	Andalucía	mensual
Vicente-Serrano et al., 2007	Representación de ET ₀ , Hargreaves	Valle del Ebro	mensual
Vicente-Serrano et al., 2014c	Comparación entre métodos	en España con 46 estaciones	mensual
Vicente-Serrano et al., 2014b	Sensibilidad de ET ₀	España con 46 estaciones	mensual
Vicente-Serrano et al., 2016	Tendencias en AED	Canarias	mensual

a cabo comparaciones o para la creación de índices derivados (Haylock et al., 2008). Aparte del estudio de la AED como variable climática, esta base de datos debe ser una herramienta útil para determinadas aplicaciones en agricultura, siendo también relevante para distintas aplicaciones en ordenación del territorio y la planificación de actividades económicas.

En el caso de la Península Ibérica resulta especialmente relevante desarrollar una base de datos de ET_o haciendo uso de Penman-Monteith, ya que existen las condiciones idóneas para que la componente aerodinámica tenga gran importancia, sobre todo en algunas regiones. Así, en el interior de la Península durante los meses de verano se da la combinación de elevadas temperaturas con bajos valores de humedad relativa, lo que provoca que se den valores muy elevados de déficit de presión de vapor. En otras regiones, como puede ser el Valle del Ebro, la velocidad del viento llega a suponer un condicionante muy importante para la evapotranspiración (Martínez-Cob y Tejero-Juste, 2004).

1.4. Objetivos de la Tesis Doctoral

Así, se definen para este trabajo los objetivos que se enumeran a continuación:

1. **Construir una base de datos de evapotranspiración de referencia (ET_o) en España**, para lo cual se definen los siguientes objetivos secundarios:

- a) **Determinar el mejor método para calcular ET_o en situaciones de escasez de datos.** En situaciones en las que no se dispone de todas las variables para calcular ET_o utilizando el método de Penman-Monteith, el manual 56 de la FAO (Allen et al., 1998) recomienda utilizar la aproximación de Hargreaves, o bien estimar las variables faltantes a partir de las variables ya medidas. Si bien son múltiples los estudios que se han centrado en estas dos posibilidades, existe una tercera posibilidad no contemplada habitualmente, que consiste en estimar las variables faltantes haciendo uso de la interpolación espacial. De esta manera, los datos meteorológicos de las variables no medidas en un punto concreto se estiman a partir del valor observado de esas mismas variables en otros puntos del territorio.
- b) **Analizar los datos de los que se dispone y diseñar la metodología más adecuada para la construcción de la base de datos de ET_o en España.**

Una vez determinado el mejor método para calcular ET_o cuando no se

tienen todas las variables (objetivo 1a), es necesario determinar de qué manera se pueden utilizar los datos meteorológicos de los que se dispone para desarrollar la base de datos de ET_o en España. Considerando que las últimas décadas se caracterizan por un cambio muy notable en el número de estaciones que miden cada una de las variables es necesario controlar los posibles efectos que el uso de un número cambiante de datos de origen pueda tener sobre el producto final. Dentro de este proceso es crítico:

- 1) decidir qué datos se van a utilizar;
 - 2) decidir qué período temporal se va a tratar;
 - 3) decidir qué resolución temporal va a tener la base de datos.
- c) **Estimar la incertidumbre asociada a las estimaciones realizadas de ET_o .** Para la obtención de la base de datos de ET_o será necesario llevar a cabo algún tipo de estimación, existiendo diversas fuentes de incertidumbre dentro del proceso. Los procesos de estimación a implementar dependerán de la metodología concreta que se utilice, y será necesario tener un control sobre cada una de ellas, pero en líneas generales pueden ser:
- 1) estimación de datos faltantes;
 - 2) estimación de ET_o con un modelo diferente de Penman-Monteith;
 - 3) generación de una malla de ET_o mediante la utilización de métodos de interpolación espacial.

Además, dado que ET_o es una variable no observada, fruto de la interacción entre distintas variables, es probable que se tenga que utilizar algún método de propagación de incertidumbre que nos permita, a partir de la incertidumbre de los datos observados, estimar la incertidumbre final de ET_o .

2. **Realizar un análisis climático de ET_o en España**, para lo que se definen los siguientes objetivos secundarios:

- a) **Caracterizar ET_o a nivel climático, estudiando sus valores medios a distintas escalas temporales (mensual, estacional, anual), así como su variabilidad temporal y espacial.** Al ser el primer trabajo que aborda con profundidad la creación de una base de datos de ET_o en la Península Ibérica en un período temporal extendido (1961-2014), una vez se haya obtenido el producto lo primero que es necesario es llevar a cabo una caracterización climática, que se desarrollará preferentemente a partir del

periodo 1981-2010, que aunque no se corresponde con el último periodo de referencia definido por la OMM (1961-1990) sí se corresponde con el último período completo de 3 décadas y que además es utilizado como referencia para los análisis climáticos por multitud de agencias meteorológicas a nivel internacional, entre las que está AEMET.

- b) **Analizar los posibles cambios en el comportamiento de la variable (análisis de tendencias) durante las últimas décadas.** Con el objetivo de aclarar el comportamiento de ET_o en la Península Ibérica en las últimas décadas se va a llevar a cabo un análisis de tendencias temporales, con el fin de comprobar si la tendencia positiva detectada en estudios realizados a partir de un pequeño subconjunto de estaciones se confirma en todo el territorio, o si por el contrario se detectan diferencias importantes entre distintas regiones.

1.5. Estructura de la Tesis Doctoral

La estructura de la Tesis es la que se describe a continuación.

En primer lugar (Capítulo 2) se desarrolla la metodología utilizada en la elaboración de este trabajo, detallándose tanto los procedimientos para la estimación de la evapotranspiración de referencia (ET_o) como los distintos procesos de interpolación espacial empleados, la estimación de la incertidumbre y los principales estadísticos de comparación utilizados. Algunos de estos aspectos, no obstante, son desarrollados de forma más profunda en los capítulos subsiguientes, a pesar de lo cual se introducen aquí de forma conjunta los principales aspectos de estas metodologías. Finalmente, se incluye también en este capítulo un análisis de las fuentes de información climática utilizadas en el estudio.

A continuación (Capítulo 3) se aborda el estudio del mejor método para calcular ET_o en situaciones de escasez de datos (coincidente con el objetivo 1a). Aunque se utiliza para ello el caso de estudio del territorio español, se trata de un estudio de índole general y previo al desarrollo de la base de datos de evapotranspiración de España, ya que sus conclusiones se utilizarán para determinar la mejor estrategia para la elaboración de la base de datos de evapotranspiración de España.

En la siguiente sección (Capítulo 4) se diseña y aplica un proceso de control de calidad de los datos climáticos utilizados en la elaboración de la base de datos de evapotranspiración.

A continuación (Capítulos 5 y 6) se describe el desarrollo de una base de datos de ET_o para el territorio español, y se analizan algunos aspectos de coherencia interna

de esta base de datos. Se utilizan para ello dos metodologías diferentes: una basada en la utilización de un subconjunto de series de datos y el método de interpolación por kriging universal (Capítulo 5), y otra basada en la utilización de todas las series disponibles y el método de interpolación óptima (Capítulo 6).

Aunque en estos dos capítulos ya se realizan algunas comprobaciones acerca de aspectos internos de ambas bases de datos de evapotranspiración, la comparación de los dos productos entre sí se hace en un apartado posterior (Capítulo 7).

Finalmente, se presenta una climatología de ET_o en España, atendiendo tanto a sus valores medios y variabilidad de referencia como a su tendencia temporal en las décadas recientes (Capítulo 8).

Capítulo 2

Metodología y fuente de datos

2.1. Cálculo de la evapotranspiración de referencia (ET_o)

2.1.1. Antecedentes

Desde mediados del siglo XX se han llevado a cabo diversos intentos para calcular tanto ET_p como ET_o a partir de variables meteorológicas. Podríamos tomar como referencia de partida el año 1948, cuando tanto Charles Warren Thornthwaite (Thornthwaite, 1948) como Howard Latimer Penman (Penman, 1948) presentaron sus respectivos métodos. Se trata de dos visiones muy diferentes, ya que mientras Thornthwaite presentó una ecuación empírica nacida a partir de la relación entre datos de temperatura y observaciones de lisímetro, la ecuación de Penman tiene una base física e intenta reflejar los mecanismos principales que controlan la evaporación, con la desventaja de que necesita datos de muchas variables meteorológicas. El método de Thornthwaite, en cambio, sólo requiere datos de temperatura media y la latitud del lugar al que se aplica. Ambas ecuaciones son de gran importancia y su uso ha llegado hasta la actualidad.

Debido a su simplicidad y la baja demanda de datos, la ecuación de Thornthwaite se sigue utilizando hoy en día para algunas aplicaciones, aunque se recomienda evitar su utilización siempre que sea posible, ya que dentro de los métodos que únicamente usan una variable para estimar ET_o son múltiples los estudios que detectan que es el que peores resultados obtiene (Almorox et al., 2015; Vicente-Serrano et al., 2014b). Por su parte la ecuación de Penman, y más en concreto a través de la modificación introducida con posterioridad por Monteith en el año 1965 (Monteith, 1965) (conocida como ecuación de Penman-Monteith) son la base del método actual de cálculo de ET_o recomendado por la FAO.

Las recomendaciones de la FAO en cuanto al cálculo de ET_o nacen con la aparición

del documento número 24 en el año 1977 (Doorenbos y Pruitt, 1977). En dicho documento, Doorenbos y Pruitt, recomendaron distintos métodos en función de la disponibilidad de datos: Blaney-Criddle, Radiation, Penman y tanque de evaporación. Sin embargo, en un documento posterior (Smith, 1995) nacido de una reunión de expertos realizada en el año 1990, se recomienda ya utilizar una determinada forma de la ecuación de Penman-Monteith debido a las ventajas que presenta con respecto al resto de métodos. Esta ecuación se convierte en la recomendación oficial de la FAO con la publicación del documento número 56 (Allen et al., 1998). Además, siendo conocedores los autores de las dificultades de índole práctica de recopilar datos de todas las variables meteorológicas necesarias para su aplicación, en el mismo documento se recomendaron también estrategias para los casos en los que no se disponga de datos de todas ellas. Estas se pueden resumir en dos: i) estimar los datos faltantes a partir de los datos observados de otras variables y ii) utilización de la ecuación desarrollada por Hargreaves y Samani.

En la Tabla 2.1 aparece una breve recopilación cronológica de los principales métodos desarrollados, con el año de su publicación y las variables meteorológicas de las que hacen uso.

Como se puede apreciar en la Tabla 2.1, hay algunas ecuaciones que únicamente usan una variable, que puede ser temperatura o radiación. Es el caso de los métodos de Thornthwaite, Blaney-Criddle, Priestley-Taylor o Hargreaves-Samani. En el otro extremo se encuentra el método de Penman y todas sus ecuaciones derivadas, que requieren la utilización de datos de temperatura, humedad del aire, velocidad del viento y radiación solar.

Los métodos que usan una única variable se fundamentan, como ya se ha comentado en la Introducción, en la estimación de la componente radiativa de la evapotranspiración y en asumir que esta componente es a la vez la más importante y la responsable de la variabilidad temporal. Además, los métodos de una única variable que utilizan sólo datos de temperatura asumen que la componente radiativa puede ser estimada adecuadamente a partir de los datos de dicha variable, hecho muy discutido en el actual escenario de forzamiento antrópico. Sin embargo, la componente aerodinámica es también relevante, y los métodos de una única variable fallan especialmente en las regiones donde esta componente es más importante. Es decir, en las regiones donde la contribución del viento y/o del déficit de presión de vapor es importante. Por este motivo, aunque la aplicación de los métodos de una única variable resulte mucho más sencilla, a día de hoy se considera su uso como inadecuado, sobre todo desde una perspectiva climática, ya que dichas ecuaciones no son capaces de capturar ni la variabilidad ni las tendencias de la componente aerodinámica (McVicar et al., 2012).

Tabla 2.1: Métodos utilizados para el cálculo de ET_o .

Nombre	Año	Variables requeridas
Thornthwaite (Thornthwaite, 1948)	1948	temperatura media
Penman (Penman, 1948)	1948	temperatura máxima, temperatura mínima, humedad del aire, velocidad del viento y radiación solar
Blaney-Criddle (Blaney y Criddle, 1950)	1950	temperatura media
Penman-Monteith (Monteith, 1965)	1965	temperatura máxima, temperatura mínima, humedad del aire, velocidad del viento y radiación solar
Priestley-Taylor (Priestley y Taylor, 1972)	1972	radiación solar
FAO Penman (Doorenbos y Pruitt, 1977)	1977	temperatura máxima, temperatura mínima, humedad del aire, velocidad del viento y radiación solar
FAO Radiation (Doorenbos y Pruitt, 1977)	1977	temperatura media y radiación solar
FAO Blaney-Criddle (Doorenbos y Pruitt, 1977)	1977	temperatura media
Hargreaves-Samani (Hargreaves y Samani, 1985)	1985	temperatura máxima y temperatura mínima
FAO Penman-Monteith (Allen et al., 1998)	1998	temperatura máxima, temperatura mínima, humedad del aire, velocidad del viento y radiación solar

Debido a la relevancia de la ecuación de Penman-Monteith, las distintas versiones se explican con mayor detalle en la siguiente sección.

2.1.2. Método de Penman-Monteith

A partir de la fórmula original de Penman definida en el año 1948 (ecuación 2.1), Monteith llevó a cabo una modificación en el año 1965, dando así lugar a la ecuación de Penman-Monteith (ecuación 2.2) que ha tenido un uso más generalizado:

$$\lambda ET = \frac{\Delta R_n + \rho_a c_p \frac{(e_s - e_a)}{r_a}}{\Delta + \gamma} \quad (2.1)$$

$$\lambda ET = \frac{\Delta (R_n - G) + \rho_a c_p \frac{(e_s - e_a)}{r_a}}{\Delta + \gamma (1 + \frac{r_s}{r_a})} \quad (2.2)$$

donde:

λET : flujo de calor latente [MJ kg^{-1}]

Δ : pendiente de la curva de presión de vapor a saturación [$\text{kPa } ^\circ\text{C}^{-1}$]

R_n : radiación neta [$\text{MJ m}^{-2} \text{d}^{-1}$]

G : flujo de calor en el suelo [$\text{MJ m}^{-2} \text{d}^{-1}$]

ρ_a : densidad media del aire [kg m^{-3}]

c_p : calor específico del aire [$\text{MJ kg}^{-1} ^\circ\text{C}^{-1}$]

e_s : presión de vapor de saturación [kPa]

e_a : presión de vapor real [kPa]

$e_s - e_a$: déficit de presión de vapor [kPa]

γ : constante psicrométrica [$\text{kPa } ^\circ\text{C}^{-1}$]

r_a : resistencia aerodinámica [s m^{-1}]

r_s : resistencia superficial o del cultivo [s m^{-1}]

En la Figura 2.1, extraída del manual 56 de la FAO (Allen et al., 1998), aparecen de manera esquemática los conceptos de resistencia superficial y resistencia aerodinámica. En primer lugar es necesario hacer notar que el término resistencia se utiliza como inverso de conductancia, y se refiere a la oposición que la evapotranspiración tiene que vencer para que el proceso tenga lugar, y se puede dividir en dos componentes: i) la resistencia que ejerce la vegetación y el suelo a ceder agua a la atmósfera (resistencia superficial) y ii) la resistencia que ejerce el aire a asumir el agua que procede de la vegetación (resistencia aerodinámica). El límite de actuación de la resistencia superficial viene marcado por la altura del cultivo (que es variable). Por su parte, el nivel de referencia, que influye en el cálculo de la resistencia aerodinámica, se suele fijar habitualmente a 2 m para cultivos no arbóreos.

La diferencia esencial entre la ecuación de Penman y la modificación de Monteith es que la primera está pensada para estimar la evaporación de una superficie de agua, mientras que Monteith la adaptó para el cálculo de la evaporación en superficies cultivadas. Es debido a esta diferencia que la ecuación 2.2 incluye los términos G y r_s , que no aparecen en la ecuación original de Penman.

Para la definición de ET_o , la FAO en su documento número 56 (Allen et al., 1998), tomó como base la ecuación de Penman-Monteith y la adaptó a las condiciones específicas de un cultivo de referencia con una altura de 0.12 m, un albedo de 0.23 y una resistencia superficial o de cultivo (r_s) de 70 s m^{-1} . Dadas estas características, la

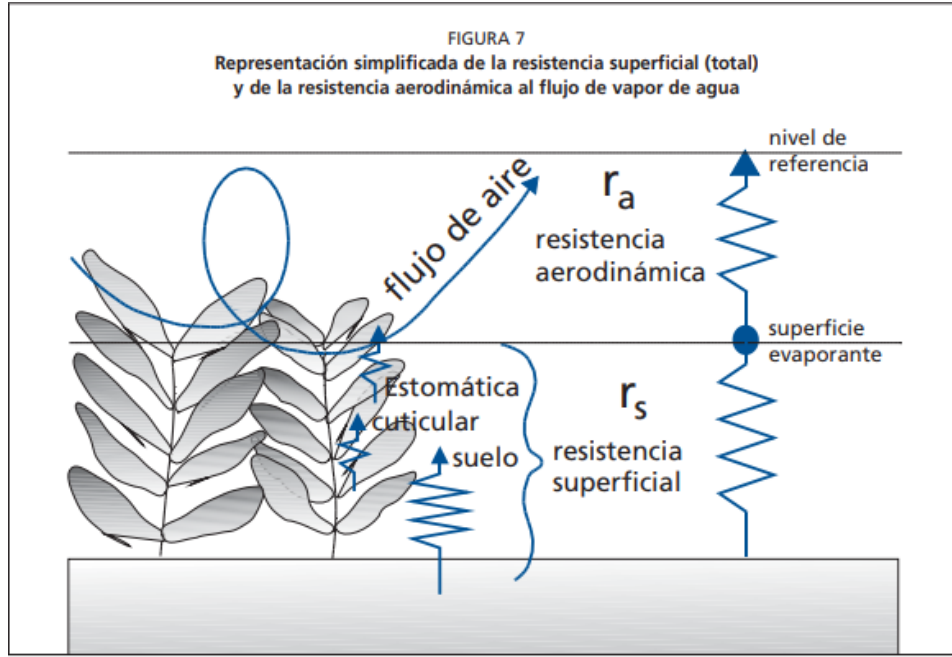


Figura 2.1: Esquema simplificado de resistencia superficial y resistencia aerodinámica. Figura extraída de la versión en español del manual 56 de la FAO (Allen et al., 1998).

resistencia aerodinámica (r_a) queda definida como $\frac{208}{U_2}$ s m⁻¹. Combinando estos valores con la ecuación 2.2, se obtiene la siguiente ecuación:

$$ET_o = \frac{0.408 \Delta (R_n - G) + \gamma \left(\frac{900}{T+273} \right) U_2 (e_s - e_a)}{\Delta + \gamma (1 + 0.34 U_2)} \quad (2.3)$$

donde:

T : temperatura media del aire a 2 m de altura [°C]

U_2 : velocidad media del viento a 2 m de altura [m s⁻¹]

0.408: factor de transformación para pasar de MJ m⁻² d⁻¹ a mm d⁻¹

Con la finalidad de estudiar la componente radiativa y la componente aerodinámica de manera diferenciada, se lleva a cabo la división de la ecuación 2.3 en dos partes, donde ET_{oRa} hace referencia a la componente radiativa y ET_{oAe} a la componente aerodinámica.

$$ET_{oRa} = \frac{0.408 \Delta (R_n - G)}{\Delta + \gamma (1 + 0.34 U_2)}$$

$$ET_{oAe} = \frac{\gamma \left(\frac{900}{T+273} \right) U_2 (e_s - e_a)}{\Delta + \gamma (1 + 0.34 U_2)} \quad (2.4)$$

A pesar de que estrictamente hablando la división realizada no es correcta, ya que lleva, por ejemplo, a que la componente radiativa dependa de la velocidad del viento, es común que en la literatura científica se trabaje con esta misma división

(Vicente-Serrano et al., 2016), que además nos garantiza que el valor total de ET_o es igual a la suma de ambas componentes, hecho que simplifica mucho su análisis.

2.1.3. Datos necesarios

Como ya se ha mencionado en varias ocasiones, para poder calcular ET_o aplicando la ecuación de Penman-Monteith (ecuación 2.3) es necesario disponer de datos de temperatura del aire, humedad del aire, velocidad del viento y radiación. Mientras que los datos de algunas variables se utilizan de manera directa en la ecuación (como es la velocidad del viento), en otros casos las variables meteorológicas se utilizan para calcular el valor de otros parámetros que es necesario conocer. Este es el caso de la humedad del aire, ya que de manera habitual se proporciona esta información mediante la humedad relativa o la temperatura del punto de rocío, mientras que el dato que se necesita para el cálculo de ET_o es el de déficit de presión de vapor.

Se explican en esta sección, éste y otros cálculos previos a la aplicación de ET_o detallados en Allen et al. (1998).

Radiación neta (R_n)

La radiación neta (R_n) se calcula a partir del balance entre la radiación incidente y la radiación saliente en la superficie terrestre. Debido a que en el proceso de obtención de R_n es necesario trabajar con distintas variables de radiación, para una mayor comprensión se han agrupado en la Tabla 2.2:

Tabla 2.2: Distintas variables de radiación con las que se trabaja en el proceso de estimación de la radiación neta.

R_a	Radiación solar en la parte alta de la atmósfera
R_n	Radiación neta en la superficie terrestre
R_{ns}	Radiación solar neta
R_{nl}	Radiación neta de onda larga
R_s	Radiación solar incidente
R_{so}	Radiación solar incidente en un día totalmente soleado

La radiación incidente se puede calcular como la radiación neta solar (R_{ns}), que es el resultado del balance entre la radiación solar incidente (R_s) y la radiación solar que vuelve hacia el espacio debido al albedo terrestre (αR_s). Por su parte, la radiación saliente se puede calcular como la radiación neta de onda larga (R_{nl}), que es el resultado del balance entre la radiación de onda larga emitida por la superficie terrestre hacia el espacio y la radiación de onda larga emitida hacia la superficie terrestre (Figura 2.2).

$$R_n = R_{ns} - R_{nl} \quad (2.5)$$

$$R_n = (1 - \alpha) R_s - R_{nl}$$

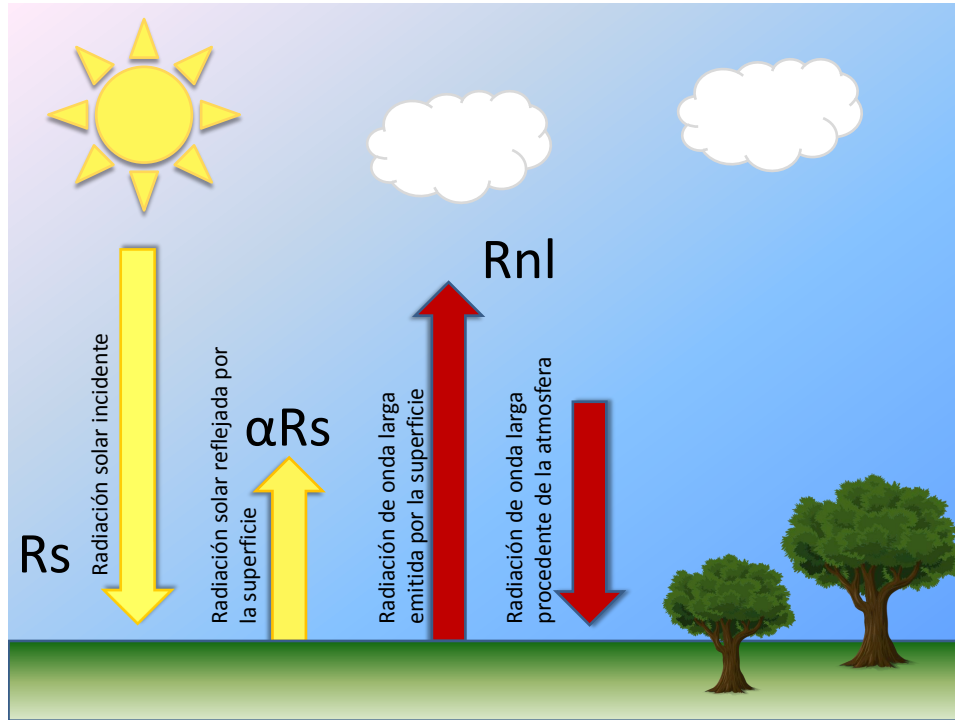


Figura 2.2: Esquema de radiación neta en la superficie terrestre.

La observación directa de R_n es poco frecuente, debido a que se requieren instrumentos muy complejos capaces de observar de manera simultánea las 4 componentes comentadas en el párrafo anterior, como podría ser el radiómetro neto, que consta de dos piranómetros (para medir las dos componentes de radiación de onda corta) y dos pirgeómetros (para medir las dos componentes de radiación de onda larga).

La medida de radiación que está disponible de manera más habitual es la radiación solar incidente (R_s), que se observa con un piranómetro. Sin embargo, en muchas ocasiones se dispone únicamente de medidas de heliógrafo, que permite tener datos de insolación en número de horas de Sol (n), lo que implica que se deba estimar R_s a partir de estos valores.

De la misma manera, las restantes tres componentes que influyen en el valor de R_n se estiman de manera habitual a partir de los datos del albedo (α), la temperatura y humedad del aire.

La obtención de R_{ns} se fundamenta en la ecuación 2.6. En caso de disponer de datos de un piranómetro esta ecuación se puede aplicar de manera directa a partir de los datos de radiación solar incidente (R_s). En cambio, si disponemos de datos de un heliógrafo será necesario primero estimar el valor de R_s a partir de los datos

de insolación (n), utilizando para ello la ecuación 2.7. Además, es importante prestar atención a las unidades. Debido a que R_n tiene unidades de $\text{MJ m}^{-2} \text{d}^{-1}$, es importante controlar en todo momento que las distintas variables de radiación que se puedan usar durante el proceso de obtención de R_n (tales como la radiación solar incidente R_s o la radiación en la parte superior de la atmósfera R_a) deben estar en estas mismas unidades.

$$R_{ns} = (1 - \alpha) R_s \quad (2.6)$$

donde α es el albedo (0.23 en el caso de utilizar el cultivo de referencia indicado en las reglas de la FAO) y R_s la radiación solar incidente.

$$R_s = \left(a_s + b_s \frac{n}{N}\right) R_a \quad (2.7)$$

donde n es la insolación observada (en horas), N es la insolación máxima teórica (que se puede obtener aplicando la ecuación 2.8), R_a es la radiación solar en la parte alta de la atmósfera y a_s y b_s son dos parámetros. Por defecto, los parámetros a_s y b_s están fijados a 0.25 y 0.5 respectivamente, y para su calibración es necesario disponer de manera simultánea de datos de insolación (n) y de radiación solar (R_s)

$$N = \frac{24}{\pi} \omega_s \quad (2.8)$$

donde ω_s es el ángulo solar en el ocaso, que se calcula con la ecuación 2.10.

En España, la utilización de los datos de insolación para la estimación de R_s utilizando el valor por defecto de los dos parámetros fue testeada por Azorin-Molina et al. (2015) obteniendo un ajuste muy bueno entre ambas variables (R^2 de 0.98).

El cálculo de R_a es posible a partir del conocimiento de distintos parámetros astronómicos, tal y como se desprende de la ecuación utilizada para su cálculo.

$$R_a = \frac{12(60)}{\pi} G_{sc} d_r [\omega_s \sin(\varphi) \sin(\delta) + \cos(\varphi) \cos(\delta) \sin(\omega_s)] \quad (2.9)$$

donde G_{sc} es la constante solar ($0.0820 \text{ MJ m}^{-2} \text{ min}^{-1}$), d_r la distancia relativa inversa Tierra-Sol, ω_s es el ángulo solar en el ocaso, φ la latitud en radianes y δ la declinación solar, siendo todos ellos parámetros que se pueden calcular de manera muy sencilla siguiendo las ecuaciones 2.10 a 2.13.

$$\omega_s = \arccos(-\tan(\varphi) \tan(\delta)) \quad (2.10)$$

$$d_r = 1 + 0.33 \cos\left(\frac{2\pi J}{365}\right) \quad (2.11)$$

$$\varphi = \frac{\pi}{180} Lat \quad (2.12)$$

$$\delta = 0.409 \sin \left(\frac{2\pi J}{365} - 1.39 \right) \quad (2.13)$$

donde J es el día juliano y Lat la latitud en grados decimales.

Llegados a este punto, únicamente falta calcular la radiación neta de onda larga, que se calcula usando la ecuación 2.14. Básicamente se trata de la ley de Stefan-Boltzmann, pero con una corrección por contenido de humedad ($0.34 - 0.14\sqrt{e_a}$) y otra por cobertura nubosa ($1.35 \frac{R_s}{R_{so}} - 0.35$).

$$R_{nl} = \sigma \left[\frac{(T_{max,K})^4 + (T_{min,K})^4}{2} \right] (0.34 - 0.14\sqrt{e_a}) (1.35 \frac{R_s}{R_{so}} - 0.35) \quad (2.14)$$

donde σ es la constante de Stefan-Boltzmann ($4.903 \times 10^{-9} \text{ MJ K}^{-4} \text{ m}^{-2} \text{ d}^{-1}$), $T_{max,K}$ es la temperatura máxima en Kelvin, $T_{min,K}$ la temperatura mínima en Kelvin y R_{so} la radiación solar en un día totalmente despejado, que se puede estimar con la ecuación 2.15, en la que se estima la radiación que llega a la superficie terrestre como una proporción de la radiación que llega a la parte alta de la atmósfera y que depende también de la altura (z) (a mayor altura, mayor cantidad de radiación vamos a recibir, dado que la atenuación atmosférica será menor).

$$R_{so} = (0.75 + 2 \cdot 10^{-5} z) R_a \quad (2.15)$$

donde z es la altura (en metros), y R_a la radiación solar incidente en la alta atmósfera.

Flujo de calor en el suelo (G)

El flujo de calor en el suelo representa el intercambio de energía entre el suelo y la atmósfera. Es decir, la energía que se dedica a calentar el suelo (o la que emana del suelo durante su enfriamiento), y que por lo tanto se tiene que restar de R_n para obtener el valor total de energía que está disponible en la superficie. De la misma manera que sucede con R_n , la observación de este parámetro es muy escasa, con lo que es necesario estimar su valor, en este caso a partir de los datos de temperatura del aire.

Para un mes i , consideramos que G es proporcional al diferencial entre la temperatura media del mes posterior ($i + 1$) y la temperatura media del mes anterior ($i - 1$), siendo G positivo siempre que la temperatura del mes posterior sea superior a la temperatura del mes anterior (es decir, nos encontramos en periodo de calentamiento del suelo) y negativo en el resto de casos.

Para períodos mensuales se calcula utilizando la ecuación 2.16:

$$G_i = 0.07 (T_{i+1} - T_{i-1}) \quad (2.16)$$

En caso de no disponer de datos de temperatura del mes posterior ($i + 1$), se aplica la ecuación 2.17:

$$G_i = 0.14 (T_i - T_{i-1}) \quad (2.17)$$

Estas dos ecuaciones son las que se utilizan cuando se trabaja a escala mensual. Cuando el cálculo de ET_o se realiza para períodos comprendidos entre uno y diez días, G se puede aproximar a 0, ya que su valor tiende a ser insignificante. Sin embargo, si se trabaja a escala horaria sí es necesario considerar G , debido sobre todo a la diferencia entre los valores positivos diurnos y los negativos nocturnos, recomendándose que su cálculo se realice de la siguiente manera:

$$\begin{aligned} G_{diurno} &= 0.1 R_n \\ G_{nocturno} &= 0.5 R_n \end{aligned} \quad (2.18)$$

Constante psicrométrica (γ)

La obtención de la constante psicrométrica es posible a partir de la siguiente ecuación.

$$\gamma = 0.665 \cdot 10^{-3} P \quad (2.19)$$

donde P es la presión atmosférica en kPa. Dado que el impacto del valor de la presión atmosférica en ET_o es sumamente pequeño, se puede asumir una presión constante a nivel de mar de 101.3 kPa, y transformarla, mediante la siguiente ecuación, al valor de presión para una altitud z .

$$P = 101.3 \left(\frac{293 - 0.0065 z}{293} \right)^{5.26} \quad (2.20)$$

Velocidad del viento a 2 m (U_2)

Para el cálculo de ET_o el dato de velocidad del viento tiene que reflejar las condiciones existentes a 2 m de altura sobre el suelo. En cambio, tanto en meteorología como en climatología habitualmente se toma la medida a una altura de 10 m. Por tanto, cuando se utilizan datos de redes meteorológicas para el cálculo de ET_o , se recomienda

el uso de la siguiente ecuación, que permite estimar la velocidad del viento a 2 m a partir de observaciones tomadas a una altura z_h :

$$u_2 = u_z \frac{4.87}{\ln(67.8 z_h - 5.42)} \quad (2.21)$$

donde z_h es la altura a la que se ha medido la velocidad del viento, y u_z la velocidad del viento observada.

Asumiendo un valor de z_h de 10 m, la ecuación anterior queda como sigue:

$$u_2 = 0.7479 u_z \quad (2.22)$$

Presión de vapor

La presión de vapor real (e_a) hace referencia a la presión que ejerce el vapor de agua contenido en el aire, y contribuye a la presión atmosférica total. Por otro lado, la presión de vapor de saturación (e_s) hace referencia a la presión que ejercería el vapor de agua contenido en el aire si este aire estuviera saturado. Es decir, si el aire no pudiese contener más vapor de agua. La diferencia entre ambas presiones ($e_s - e_a$) se conoce como déficit de presión de vapor, y tiene una gran importancia a la hora de calcular ET_o , ya que nos informa de manera muy certera de la cantidad de vapor de agua que puede contener un determinado volumen de aire hasta su saturación.

El valor de e_s está relacionado exponencialmente con la temperatura ambiental, ya que según la relación de Clausius-Clapeyron, la capacidad del aire de contener humedad se incrementa en torno a un 7% por 1°C de calentamiento.

Para realizar el cálculo de e_s siguiendo la ecuación 2.23 es necesario disponer tanto de datos de temperatura máxima como de temperatura mínima. Debido a la no linealidad del cálculo, no se recomienda el cálculo de e_s directamente a partir de la temperatura media.

$$e_s = \frac{e^o(T_{max}) + e^o(T_{min})}{2} \quad (2.23)$$

$$e^o(T) = 0.6108 e^{\frac{17.27 T}{T+237.3}} \quad (2.24)$$

Por lo que respecta a la presión de vapor real (e_a), es posible calcular su valor a partir de la humedad relativa del aire (RH) y también a partir de la temperatura de punto de rocío (T_d), y esto es lo que se refleja en las dos ecuaciones siguientes.

$$e_a = \frac{RH}{100} e_s \quad (2.25)$$

$$e_a = e^o(T_d) = 0.6108 e^{\frac{17.27 T_d}{T_d+237.3}}$$

En la Figura 2.3 se representa la relación de la presión de vapor con la temperatura bajo diferentes condiciones de humedad. La curva de saturación representa la presión de vapor de saturación (e_s) y es la que presenta los valores de presión de vapor superiores. Además, se observa la tendencia exponencial a su crecimiento a medida que se incrementa la temperatura.

Para distintos valores de humedad, que van del 40% al 80% se observa como la presión de vapor presenta una evolución similar, pero con valores más bajos. Además, para un mismo valor de humedad relativa, el déficit de presión de vapor se incrementa con la temperatura.

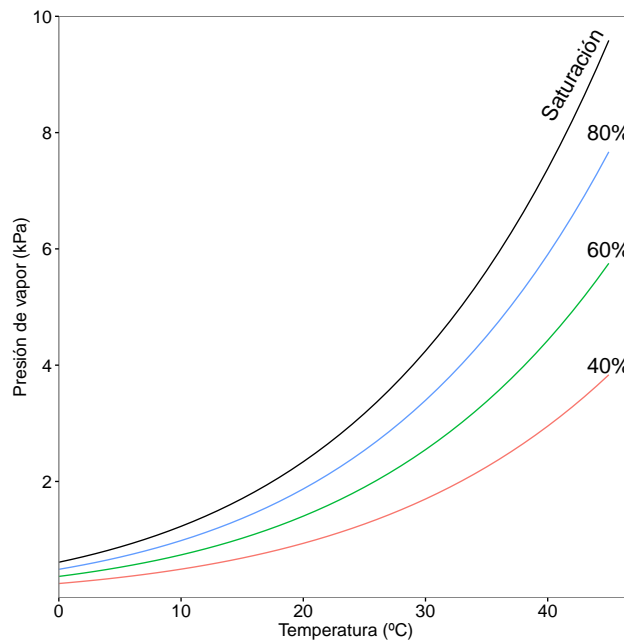


Figura 2.3: Relación aproximada de la presión de vapor con la temperatura media para distintas condiciones de humedad relativa. La presión de vapor de saturación está representada por la línea negra, mientras que las líneas de colores representan la presión de vapor para distintos valores de humedad relativa.

Pendiente de la curva de presión de vapor a saturación (Δ)

La obtención de la pendiente de la curva de presión de vapor a saturación se fundamenta en la aplicación de la siguiente ecuación:

$$\Delta = \frac{4098 \left(0.6108 e^{\frac{17.27 T}{T+237.3}} \right)}{(T + 237.3)^2} \quad (2.26)$$

Conscientes de que en muchas ocasiones los datos meteorológicos requeridos para su cálculo no están disponibles, en el manual 56 de la FAO (Allen et al., 1998) se establecen unas pautas a seguir para los casos en que algunos de los datos no están disponibles. Básicamente se trata de dos estrategias: i) estimar los datos que faltan a

partir de los datos de temperatura (lo que llamaremos FAO-PMT en el resto de esta tesis) y ii) utilizar la ecuación de Hargreaves y Samani adaptada.

2.1.4. Métodos simplificados: el método FAO-PMT

Para utilizar las estrategias definidas por la FAO para estimar los datos faltantes a partir de los datos observados es necesario que los datos de temperatura estén siempre disponibles, lo que implica que las variables que se pueden estimar son la humedad del aire, la velocidad del viento y la radiación solar.

La humedad del aire se estima a partir de los datos de temperatura mínima, asumiendo que en entornos donde no existe escasez de agua (que es la suposición bajo la que se calcula ET_o), existe el suficiente aporte de humedad por parte de la vegetación para que la temperatura mínima y la temperatura del punto de rocío se igualen. Es decir, se asume que en el momento en el que se alcanza la temperatura mínima (habitualmente a primera hora de la mañana), la humedad relativa es del 100 %.

Sin embargo, en entornos áridos y semiáridos esta asunción no se cumple, ya que el aporte de humedad por parte de la vegetación no es tan importante, y la temperatura del punto de rocío se mantiene de manera sistemática por debajo de la temperatura mínima. En estos casos se recomienda restar 2 o 3 °C a la temperatura mínima al aplicar la igualdad, en función del índice de aridez del sitio en el que se vaya a realizar el cálculo.

$$Td = T_{min} - K_o \quad (2.27)$$

Cuando no existen datos de radiación solar ni de insolación, es posible estimar la radiación solar a partir de la amplitud térmica, utilizando para ello la ecuación de Hargreaves (Hargreaves et al., 1985).

$$R_s = a R_a \sqrt{T_{max} - T_{min}} + b \quad (2.28)$$

donde a y b son dos parámetros, que se ajustan por defecto a 0.17 y 0.76 respectivamente.

El dato de viento se recomienda ajustarlo a la media regional, y en ausencia de ese dato, ajustarlo a una velocidad constante de 2 m s^{-1}

2.1.5. Métodos simplificados: el método de Hargreaves y Samani

A partir de un estudio empírico desarrollado en Davis (California), Hargreaves y Samani (1985) desarrollaron una ecuación (2.29) para la estimación de ET_o utilizando únicamente datos de temperatura máxima y temperatura mínima, ya que se asume que a partir del conocimiento de la amplitud térmica es posible llevar a cabo una estimación de la radiación solar (R_s), de manera similar a la vista en la ecuación 2.28. Al considerar únicamente información de radiación y temperatura, es un método que no tiene en cuenta la contribución de la parte aerodinámica, es decir, no considera los efectos ni del viento ni del déficit de presión de vapor. Para intentar solventar esta carencia, la ecuación tiene dos parámetros que permiten su calibración, aunque su utilización con los parámetros por defecto es muy común.

$$\begin{aligned} ET_o &= \alpha R_s (T + 17.8) \\ R_s &= \alpha R_a (T_{max} - T_{min})^\beta \\ ET_o &= \alpha R_a (T_{max} - T_{min})^\beta (T + 17.8) \end{aligned} \tag{2.29}$$

donde α y β son dos parámetros y R_a es la radiación solar incidente en la parte alta de la atmósfera, que como se ha visto en la ecuación 2.9 depende únicamente de la latitud y el día del año, con lo que la ecuación de Hargreaves y Samani (HS) se puede calcular conociendo únicamente la temperatura.

De manera habitual, el valor de los parámetros α y β se ajusta a los valores (0.0023 y 0.5 respectivamente) que obtuvieron Hargreaves y Samani en su estudio inicial desarrollado en Davis (California), aunque los propios autores recomiendan que dichos parámetros se ajusten siempre que sea posible.

2.2. Interpolación espacial

Los métodos de interpolación espacial permiten estimar el valor de la variable en un punto concreto del espacio a partir del valor de esa misma variable en otros puntos, asumiendo que la información proporcionada por los datos existentes es suficiente para estimar el valor en puntos no observados. Así, en una situación como la de la Figura 2.4, en la que se dispone de observaciones en una serie de puntos, sería posible estimar los valores de la variable en concreto en otra serie de puntos, en este caso constituyendo una malla regular. La construcción de mallas regulares a partir de datos observados y técnicas de interpolación es un procedimiento muy habitual en Climatología, utilizado para generar un gran número de bases de datos, como la CRU TS (Harris et al., 2014),

Spain02 (Herrera et al., 2012) o MOPREDAS (González-Hidalgo et al., 2011) entre otras.

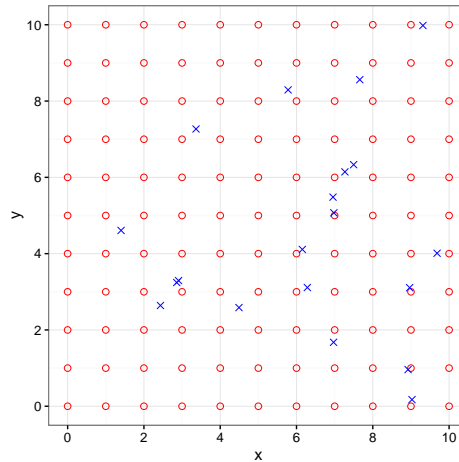


Figura 2.4: Observaciones disponibles (puntos azules) y malla regular en la que deseamos obtener valores mediante el proceso de interpolación (puntos rojos).

Los métodos de interpolación espacial son muy diversos, difiriendo en su estructura matemática y en su complejidad. Por ejemplo, el método de la ponderación por el inverso de la distancia (IDW por sus siglas en inglés *Inverse Distance Weighting*) no es más que una media ponderada por la distancia entre los puntos, mientras que la regresión de proceso gaussiano o kriging (kriging en inglés) estima previamente la estructura espacial de los datos, para calcular luego los pesos de interpolación que utilizará. Además, mientras IDW entiende la interpolación como un proceso determinista, en el que el resultado es únicamente un valor predicho, kriging ofrece además la varianza asociada a esa predicción.

2.2.1. Kriging

Es un método geoestadístico que nos permite estimar el valor de una variable en un punto no medido utilizando para ello la estructura espacial de los datos observados (Cressie, 1993; Goovaerts, 1997). Se trata de un método no sesgado y de mínima varianza, lo que habitualmente se resume con las siglas BLUP (*Best Linear Unbiased Prediction*). Para cumplir con la condición de no sesgado, se tiene que cumplir que

$$E\{\hat{Z} - Z\} = 0 \quad (2.30)$$

donde \hat{Z} representa el campo predicho y Z el campo observado.

La condición de mínima varianza implica que:

$$var\{\hat{Z} - Z\} = \text{mínimo} \quad (2.31)$$

La estructura espacial de los datos observados se obtiene mediante el variograma (2γ), y es un indicativo de como la autocorrelación espacial de los datos decrece a medida que se incrementa la distancia entre ellos (h), hasta una distancia límite (conocida como rango) en que la autocorrelación pasa a ser cero y la varianza entre puntos es máxima.

El variograma es básicamente la varianza entre todos los puntos alejados entre sí una distancia h , repitiendo este cálculo para todo h considerado:

$$2\gamma(h) = \text{var}(Z(s) - Z(s + h)) \quad (2.32)$$

Se calcula de acuerdo a la siguiente expresión:

$$2\hat{\gamma}(h) \equiv \frac{1}{|N(h)|} \sum_{N(h)} (Z(s_i) - Z(s_j))^2 \quad (2.33)$$

donde $N(h)$ es el número de pares de datos que se encuentran a una distancia h , $Z(s_i)$ y $Z(s_j)$ son respectivamente, el valor del campo en el punto s_i y s_j , siendo s_i y s_j dos puntos que se encuentran ubicados a una distancia h entre ellos. Con frecuencia, sin embargo, se suele expresar mediante el semivariograma, $\hat{\gamma}(h)$

$$\hat{\gamma}(h) \equiv \frac{1}{2|N(h)|} \sum_{N(h)} (Z(s_i) - Z(s_j))^2 \quad (2.34)$$

Una vez se obtiene el semivariograma experimental a partir de los datos observados, es necesario ajustarlo a un modelo de semivariograma, para lo que existen distintos modelos: esférico, lineal, exponencial, etcétera. Estos modelos quedan definidos por tres parámetros fundamentales: la pepita (*nugget*), la meseta (*sill*) y el rango (*range*).

- Pepita: cuando el valor del variograma para $h \approx 0$ es distinto a 0. La pepita (*nugget*) permite incorporar la variabilidad de la variable a escala micro, es decir, a una resolución espacial inferior a la de trabajo. El origen es una alta variabilidad espacial de los datos sobre distancias pequeñas, aunque también se utiliza para incorporar en el semivariograma los errores de medición cometidos en el proceso de observación.
- Rango: es la distancia límite a partir de la cual la autocorrelación entre los datos pasa a ser nula.
- Meseta: valor de varianza entre las observaciones que se alcanza para una distancia igual al rango. El valor de covarianza resultante de la resta entre la meseta (*sill*) y la pepita (*nugget*) se conoce como el meseta parcial (*partial sill*).

En la Figura 2.5 se adjunta un ejemplo del aspecto visual del semivariograma experimental y el modelo de semivariograma ajustado, en el que además se incluyen los valores de los tres parámetros definidos. Los puntos que aparecen en la figura se corresponden con el semivariograma experimental, calculado a partir de la utilización de la ecuación 2.34, y se observa como sus valores tienden a ser superiores a medida que se incrementa la distancia, hasta llegar a una distancia límite, a partir de la que no se cumple esta regla, y que nos indica que se ha alcanzado el rango. En este caso concreto, cuando se ajusta el modelo de semivariograma a los datos experimentales, se obtiene un modelo con un rango aproximado de 50 000 m y una meseta de 0.43. Además, el modelo tiene una pepita de 0.06.

Es importante remarcar que esta figura se ha creado a partir de unos datos de ejemplo, y tanto la estructura del semivariograma experimental como la del modelo de semivariograma ajustado cambian en función de los datos utilizados.

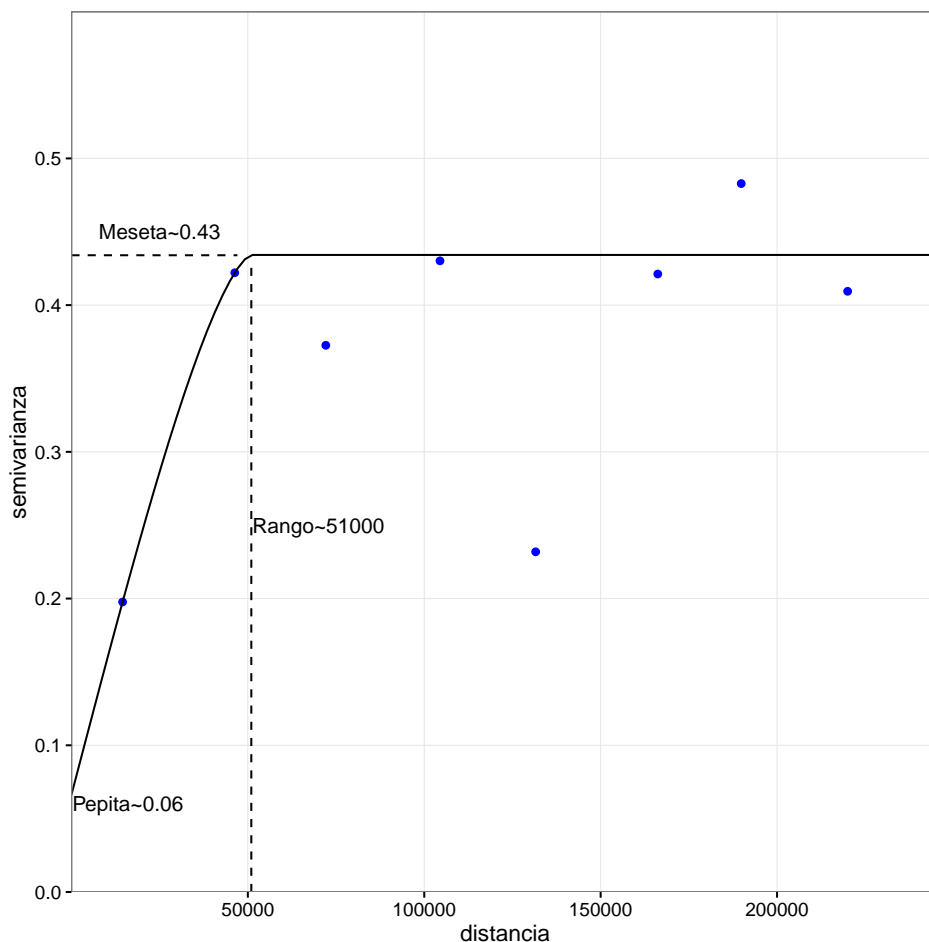


Figura 2.5: Representación del semivariograma experimental (puntos) y un modelo de semivariograma ajustado (línea) con los tres parámetros fundamentales (rango, pepita y meseta).

El uso de kriging implica asumir estacionariedad espacial en los datos. Es decir, no

existen cambios en la variación local de los datos entre las distintas zonas muestreadas, lo que implica que el semivariograma no depende del punto del espacio en el que nos encontremos. Es decir, el semivariograma es universal para todo el dominio espacial.

Se pueden considerar tanto condiciones de isotropía como de anisotropía. En el primer caso se considera que la variabilidad espacial del campo no depende de la dirección, con lo que tenemos un único semivariograma. La consideración de anisotropía nos lleva a considerar que la variabilidad espacial varía en función de la dirección que se tome, con lo que utilizaremos un semivariograma diferente para cada dirección considerada.

Otra de las asunciones con las que se trabaja es con la de existencia, o no, de una tendencia espacial en la variable, refiriéndonos a un cambio sistemático de la variable en una dirección determinada. Mientras que el kriging ordinario asume la no existencia de tendencia espacial en los datos, el kriging universal permite incorporar una tendencia, que puede ser simulada a partir de una simple superficie de tendencia (en función de las coordenadas del punto), o incluso como función de otras covariables.

Kriging ordinario

En el kriging ordinario se parte del supuesto de que el valor en un punto determinado $Z(s)$ es igual a la media μ (que consideramos constante en el espacio y desconocida), más un error que depende del espacio ($\delta(s)$):

$$Z(s) = \mu + \delta(s) \quad (2.35)$$

A nivel predictivo, el valor de un punto (s_0) se obtiene mediante:

$$\hat{Z}(s_0) = \sum_{i=1}^n \omega_i(s_0) Z(s_i) \quad (2.36)$$

donde $\hat{Z}(s_0)$ es el valor estimado en el punto s_0 , $Z(s_i)$ es el valor observado en el punto i -ésimo (s_i), $\omega_i(s_0)$ es el vector de pesos, que se obtiene a partir del modelo de semivariograma, y n el número de observaciones. Para cumplir con la condición de estimador no sesgado, en kriging ordinario se requiere que el conjunto de pesos sume 1:

$$\sum_{i=1}^n \omega_i(s_0) = 1 \quad (2.37)$$

El problema del kriging ordinario es que la asunción de una media constante en el espacio es difícilmente asumible en Climatología. Por ejemplo, la temperatura suele presentar una tendencia espacial clara relacionada con la latitud.

Kriging universal

Se trata de la variante más compleja de Kriging, en la que se asume que el valor en un punto determinado $Z(s)$ es el fruto de la combinación de una función $\mu(s)$ que representa la media cambiante en el espacio, el error $\delta(s)$.

$$Z(s) = \mu(s) + \delta(s) \quad (2.38)$$

La componente $\mu(s)$ puede representar una superficie de tendencia, de tal manera que:

$$\mu(s) = \mu(x, y) = \sum_{i=1}^o (a_0 + a_1 x^o + a_2 y^o) \quad (2.39)$$

donde x e y representan las coordenadas del espacio bidimensional, y o es el orden del polinomio ajustado.

A nivel predictivo, el valor de un punto (s_0) se obtiene también utilizando la ecuación 2.36, pero recordando que $Z(s)$ es diferente en kriging ordinario y kriging universal, nos lleva a una forma expandida diferente, y por tanto, a un resultado también diferente. La expresión del kriging universal (ecuación 2.38) se ajusta mediante el algoritmo generalizado de mínimos cuadrados (GLS, por sus siglas en inglés), que permite estimar de manera simultánea todos los parámetros del modelo (los propios de la relación entre la variable dependiente y las variables independientes, más los propios de la correlación espacial del residuo).

Una de las grandes ventajas de kriging universal es que permite la utilización de covariables que estén relacionadas con la variable que se desea predecir. En Climatología resulta especialmente útil poder utilizar, aparte de información relativa a la variable que se desea predecir, información relativa a la elevación (procedente habitualmente de un modelo de elevación) o la distancia al mar. En este caso, kriging universal se suele conocer como *kriging with external drift* o *regression kriging*, y la componente $\mu(s)$ se reescribe como:

$$\mu(s) = \mu(x, y) = \beta_0 + \beta_1 q_1(x, y) + \beta_2 q_2(x, y) + \dots + \beta_n q_n(x, y) \quad (2.40)$$

donde $q_n(x, y)$ son las covariables que se utilizan. Así, a nivel predictivo tenemos que:

$$\hat{Z}(s_0) = \hat{\mu}(s_0) + \sum_{i=1}^n \omega_i^{UK}(s_0) (Z(s_i) - \hat{\mu}(s_i)) \quad (2.41)$$

donde $\omega_i^{UK}(s_0)$ son los pesos de interpolación de kriging universal, y que cumplen con la condición:

$$\sum_{i=1}^n \omega_i^{UK}(s_0) = 1 \quad (2.42)$$

La interpolación espacial podría suponer una alternativa a las dos recomendaciones de la FAO en las situaciones en las que no existen los datos en el punto de interés pero sí en sus alrededores, lo que podría ser de gran ayuda a la hora de construir una base de datos de ET_o en entornos de escasez de datos. Dada la importancia de este punto, se dedica en esta tesis un capítulo entero a la comparación exhaustiva del uso de la interpolación espacial para estimar los datos que faltan con las dos recomendaciones de la FAO, para determinar qué metodología obtiene mejores resultados.

2.2.2. Interpolación óptima

La interpolación óptima es una técnica utilizada en asimilación de datos que permite estimar el campo de una variable a partir de dos (o más) fuentes de datos. Al igual que kriging, este método nos garantiza la obtención de un resultado de mínima varianza (Wikle y Berliner, 2007).

En Climatología y Meteorología la bondad de este método radica en la posibilidad de fusionar datos procedentes de modelos o de teledetección con los datos procedentes de observaciones, obteniendo de esta manera un campo final que no depende exclusivamente de los datos observados (Reynolds et al., 2002; Ruiz-Arias et al., 2015; Lussana et al., 2018). Esto supone una ventaja para aquellos casos en que los datos observados no son suficientes para detectar todas las estructuras espaciales existentes, que sí detectan los datos del modelo (o datos de teledetección). Gracias a este método se puede generar un campo final que sí contenga las estructuras espaciales no detectadas por las observaciones pero sí por el modelo. Este hecho marca una diferencia muy importante con kriging, al tiempo que exige que la estructura espacial de los datos del modelo sea lo más realista posible. De hecho, resulta más importante que el modelo utilizado tenga una buena estructura espacial que los datos concretos que nos ofrezca, ya que los valores concretos seremos capaces de corregirlos gracias a los datos observados. Además, con una buena estructura espacial, dicha corrección se podrá propagar en el espacio incluso a los puntos donde no exista observación.

Este método trata los datos desde una óptica gaussiana, considerando que los datos están compuestos por su valor medio y una varianza. Eso nos lleva a que a la hora de utilizar el método en muchas ocasiones se tienen que realizar asunciones sobre la varianza de los datos (ya sean observaciones directas, datos de modelo o de teledetección), y que acabarán teniendo un impacto en el campo final obtenido.

Las tres ecuaciones fundamentales de este método son las siguientes:

$$\begin{aligned}
x^a &= x^b + K(y - Hx^b) \\
K &= (PH^\top)(HPH^\top + R)^{-1} \\
P^+ &= (I - KH)P
\end{aligned}
\tag{2.43}$$

donde x^a es el vector que contiene los datos del campo final, también llamado análisis; x^b es el vector que contiene los datos del modelo, conocido habitualmente como *first guess* en la nomenclatura estándar de interpolación óptima; y es el vector que contiene los datos de las observaciones; K es la matriz de ganancia de Kalman, asimilable a una matriz de pesos; P es la matriz de varianza-covarianza de los errores del modelo (x^b); R es la matriz de varianza-covarianza de los errores de observación (y); P^+ es matriz de varianza-covarianza de los errores del campo final (x^a); H es una matriz de transformación (o máscara) para pasar del campo x^b a y (dado que no tenemos observaciones en todos los puntos donde tenemos datos de modelo es necesario utilizar esta máscara para operar ambos campos).

De manera esquemática, la Figura 2.6 representa el funcionamiento de este método. A partir de unos datos de modelo, que habitualmente están disponibles en una malla regular, y de unos datos observados (tomados únicamente en los puntos donde existen observatorios), se obtiene un campo final (análisis) con datos en todos los puntos .

En un punto concreto del espacio en el que existen de manera simultánea datos de modelo y datos observados, se podría observar como los datos de análisis resultan de una combinación entre los datos del modelo y los datos observados (Fig 2.7) y con una varianza menor que la de los datos de entrada.

Por lo que respecta a los datos de observaciones (y) y a los datos procedentes del modelo (x^b), se asume que son observaciones no sesgadas con errores normalmente distribuidos:

$$\begin{aligned}
x^b &= x^t + g, \quad g \sim \mathcal{N}(0, P) \\
y &= y^t + e, \quad e \sim \mathcal{N}(0, R)
\end{aligned}
\tag{2.44}$$

donde x^t y y^t representan el valor real (y por tanto desconocido) de x e y , g y e representan los errores. Siguiendo esta misma nomenclatura podemos escribir que el campo final x^a es:

$$x^a = x^t + f, \quad f \sim \mathcal{N}(0, P^+)
\tag{2.45}$$

A nivel descriptivo, el funcionamiento de las ecuaciones definidas en 2.43 es el que se desarrolla a continuación. Cuando tenemos plena confianza en el dato observado (y) su varianza R es 0. Esta situación lleva a que la matriz de pesos K tenga un valor unitario en ese punto, y por lo tanto el valor del campo interpolado en ese punto será

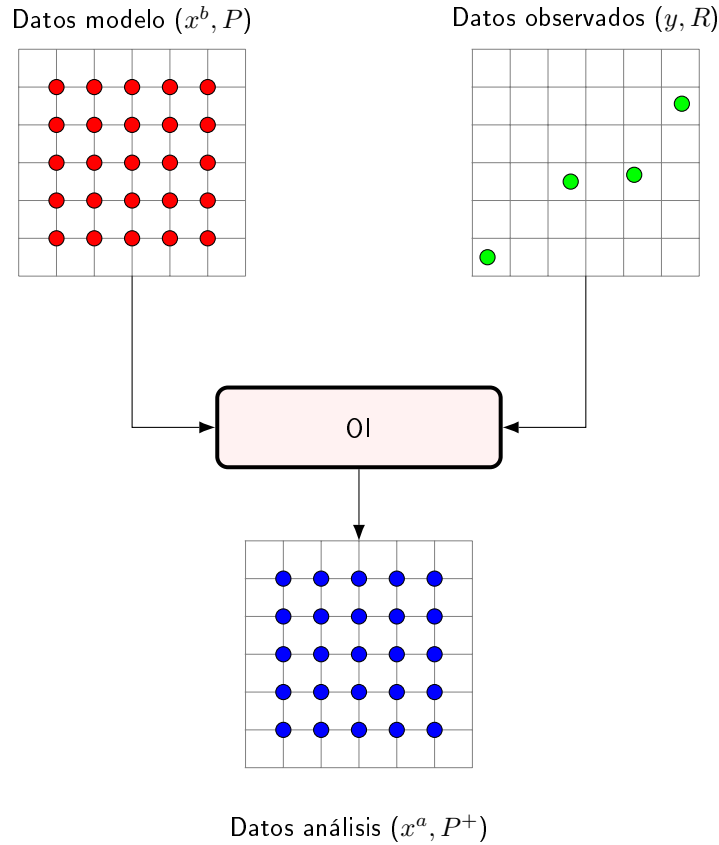


Figura 2.6: Esquema de funcionamiento del método de interpolación óptima (OI).

$x^a = x^b + y - x^b$, o lo que es lo mismo, $x^a = y$. En cambio, cuando la plena confianza se asigna al *first guess* el valor de K tiende a 0, con lo que $x^a = x^b$. Habitualmente, sin embargo se dará una situación intermedia entre estos dos extremos. Este ejemplo pone de relieve la gran importancia que tienen los valores dados a P y R .

Este método guarda una estrecha relación con los filtros Kalman, con la diferencia que en la interpolación óptima los distintos momentos temporales se tratan de manera independiente, mientras que en los filtros Kalman existe un traspaso de información de un momento temporal a otro permitiendo que el sistema tenga un cierto aprendizaje (Wikle y Berliner, 2007).

Para la generación de una base de datos de ET_o es necesario trabajar con variables de las que existen pocas observaciones, como es el caso de la velocidad del viento y de la humedad del aire. En estos casos, el uso de la interpolación espacial mediante técnicas de kriging puede tener problemas para estimar la estructura espacial de los datos, ya que únicamente utiliza para ello las observaciones. En el caso de esta tesis se propone utilizar la interpolación óptima para verificar si es posible mejorar la estimación de estas variables combinando la información de un modelo climático regional (RCM) y los datos observados.

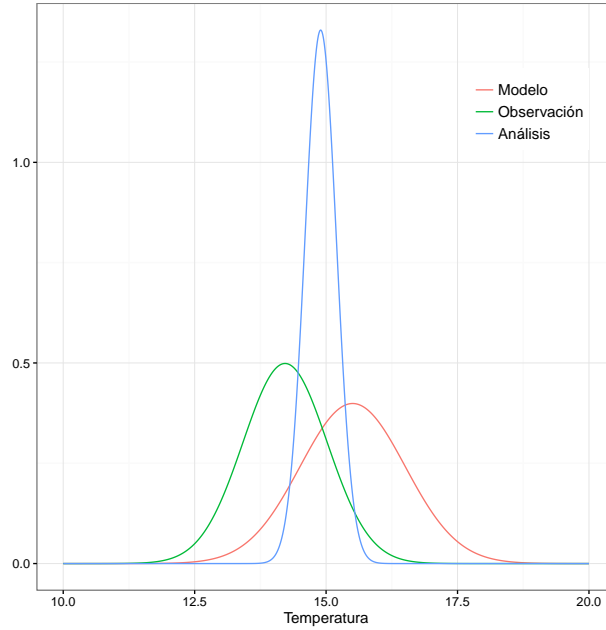


Figura 2.7: Ejemplo de interpolación óptima. A partir de unos datos observados (verde) y unos datos de modelo (rojo) se obtiene el dato de análisis (azul).

2.3. Propagación de la incertidumbre

Cuando se aplica una ecuación a unos datos de entrada que están sujetos a una incertidumbre, el resultado final tendrá también una incertidumbre, que dependerá de la incertidumbre de los datos de entrada y de la manera en que estos datos se combinan entre ellos en la ecuación. Para determinar la incertidumbre de los datos finales existe una técnica, conocida como propagación de incertidumbre, que se encarga de trasladar la incertidumbre de todos los datos de entrada a los datos de salida de la ecuación.

Debido a que la ecuación de Penman-Monteith es una combinación no lineal de distintas variables, para poder llevar a cabo la propagación de la incertidumbre de los datos de entrada a los datos finales de ET_o resulta necesario construir la matriz jacobiana de Penman-Monteith utilizando para ello las derivadas parciales de ET_o con respecto a todas las variables de entrada de las que queramos propagar la incertidumbre, en este caso las variables meteorológicas. Así, la propagación de incertidumbre se obtiene con la aplicación de la siguiente ecuación:

$$ET_o = \mathbf{J}(PM) * \mathbf{Q} * \mathbf{J}(PM)^t \quad (2.46)$$

donde $J(PM)$ es la jacobiana de la ecuación de FAO-PM y Q es la matriz de varianza-covarianza de las variables meteorológicas utilizadas como entrada:

$$\mathbf{Q} = \begin{bmatrix} \sigma_{T_{max}}^2 & cov(T_{max}, T_{min}) & cov(T_{max}, H) & cov(T_{max}, U_2) & cov(T_{max}, R) \\ cov(T_{min}, T_{max}) & \sigma_{T_{min}}^2 & cov(T_{min}, H) & cov(T_{min}, U_2) & cov(T_{min}, R) \\ cov(H, T_{max}) & cov(H, T_{min}) & \sigma_H^2 & cov(H, U_2) & cov(H, R) \\ cov(U_2, T_{max}) & cov(U_2, T_{min}) & cov(U_2, H) & \sigma_{U_2}^2 & cov(U_2, R) \\ cov(R, T_{max}) & cov(R, T_{min}) & cov(R, H) & cov(R, U_2) & \sigma_R^2 \end{bmatrix} \quad (2.47)$$

Con el objetivo de simplificar la estimación de la incertidumbre, en esta tesis se asumirá que la covarianza de los errores entre las distintas variables es igual a 0, con lo que la matriz \mathbf{Q} contendrá únicamente valores en su diagonal, que se corresponderán con la varianza de cada una de las variables. Es importante destacar que existe una matriz \mathbf{Q} única para cada punto del espacio y para cada momento temporal.

La jacobiana se construye a partir de las derivadas parciales de primer orden de las variables meteorológicas:

$$\mathbf{J}(\mathbf{PM}) = \left[\frac{\partial ET_o}{\partial T_{max}} \quad \frac{\partial ET_o}{\partial T_{min}} \quad \frac{\partial ET_o}{\partial H} \quad \frac{\partial ET_o}{\partial U_2} \quad \frac{\partial ET_o}{\partial R} \right] \quad (2.48)$$

Las distintas derivadas parciales se han obtenido de manera analítica.

2.4. Estadísticos de comparación

En algunos de los capítulos de esta tesis se utilizan estadísticos de comparación o verificación, que permiten analizar diversos aspectos del ajuste entre unos valores estimados y los observados. Los estadísticos utilizados son el error absoluto medio (MAE, por sus siglas en inglés *Mean Absolute Error*), el coeficiente de determinación (R^2), el error medio (ME, por sus siglas en inglés *Mean Error*), el sesgo porcentual (PBIAS, del inglés *Percent Bias*), la ratio entre medias (rM) y la ratio entre desviaciones típicas (rSD, por sus siglas en inglés *ratio Standard Deviation*) (Willmott, 1982).

El error absoluto medio (MAE) es una medida de exactitud. Su valor es siempre positivo, siendo su valor óptimo 0, indicando que los valores predichos y observados son idénticos. Los valores superiores a cero indican la magnitud media de la desviación entre los valores predichos y observados.

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^N |P_i - O_i|}{N} \quad (2.49)$$

siendo O_i es el valor observado; P_i es el valor predicho; y N es el número de valores a comparar.

El coeficiente de determinación de Pearson (r) es un estadístico de bondad de ajuste. Permite evaluar si existe una relación lineal entre dos variables, en este caso entre los

valores predichos y observados. Su rango de valores varía en el intervalo $[-1,1]$, indicando un valor de 1 una relación positiva perfecta, -1 una relación negativa perfecta y 0 la ausencia de relación. Con frecuencia, en lugar de utilizar el valor r se hace uso de su valor al cuadrado, lo que se conoce como R^2 o coeficiente de determinación. En este caso, los valores son siempre positivos y dentro del rango $[0,1]$, indicando 0 ausencia de relación y 1 una relación perfecta o identidad. El R^2 se puede interpretar como la fracción de la varianza observada capturada por la predicción. Cuando el valor de r (o R^2) se utiliza como estadístico de comparación entre valores predichos y observados no puede utilizarse de manera independiente al resto de estadísticos, ya que su valor no informa sobre la exactitud de la predicción ni sobre la posible existencia de sesgos.

$$r = \frac{\sum_{i=1}^N (O_i - \bar{O})(P_i - \bar{P})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (O_i - \bar{O})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^N (P_i - \bar{P})^2}}$$

$$R^2 = \left(\frac{\sum_{i=1}^N (O_i - \bar{O})(P_i - \bar{P})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (O_i - \bar{O})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^N (P_i - \bar{P})^2}} \right)^2 \quad (2.50)$$

siendo \bar{O} la media de los valores observados; \bar{P} la media de los valores predichos.

Para descubrir la posible existencia de sesgos se han utilizado dos estadísticos distintos. El error medio (ME) puede tomar valores tanto positivos como negativos, y su valor óptimo es 0 (que indica que no existe sesgo). Valores negativos indicarán la existencia de una infraestimación, mientras que valores positivos indican la existencia de una sobrestimación. Al igual que el MAE, el ME se expresa en las mismas unidades que la variable.

$$ME = \frac{\sum_{i=1}^N (P_i - O_i)}{N} \quad (2.51)$$

El sesgo porcentual (PBIAS) informa, al igual que el ME, del sesgo de la estimación. La principal diferencia con el ME es que se expresa en tanto por ciento con respecto al valor medio observado. A la hora de calcular el PBIAS para las variables de temperatura, se realiza primero la conversión de °C a K, para evitar que los errores cometidos en los valores próximos a 0 disparen el valor del PBIAS.

$$PBIAS = 100 \frac{\sum_{i=1}^N (P_i - O_i)}{\sum_{i=1}^N O_i} \quad (2.52)$$

La razón entre medias (rM) es otra medida común del sesgo de una estimación. El valor óptimo en este caso es 1, indicando que la media de los valores predichos es idéntica a la media de los valores observados. Valores superiores a 1 indican una sobrestimación de la media, y valores inferiores una infraestimación.

$$rM = \frac{\bar{P}}{\bar{O}} \quad (2.53)$$

De manera similar, se puede calcular la razón entre las desviaciones típicas. Este estadístico nos informa acerca del ajuste entre la variabilidad de los valores predichos con respecto a los observados. De nuevo, el valor óptimo es 1 y los valores inferiores a 1 indican una infraestimación de la variabilidad en los valores predichos.

$$rSD = \frac{\sigma_P}{\sigma_O} \quad (2.54)$$

Es importante tener en cuenta que tanto rM como rSD pueden presentar valores muy cercanos a 1, a pesar de que las medidas de ajuste detecten una diferencia importante entre los valores predichos y los valores observados. Por ello, resulta conveniente evaluar la bondad de ajuste entre los valores predichos y observados utilizando una combinación de estadísticos.

2.5. Sensibilidad de ET_o a las variables meteorológicas

El cálculo de la sensibilidad de ET_o permite, para cada una de las variables meteorológicas implicadas en su cálculo, conocer qué cambio se produciría en el valor de ET_o para un cambio conocido en la variable meteorológica en cuestión. Una manera habitual de estudiar la sensibilidad es a partir del coeficiente de sensibilidad (SC_{xi}), cuyo cálculo se detalla en la ecuación 2.55 (McCuen, 1974) y se ha utilizado en concreto para el análisis de la sensibilidad de ET_o (Rana y Katerji, 1998; Estévez et al., 2009; Gao et al., 2016). Un valor de SC_{xi} de 0.1 significa que un cambio del 10% en el valor de la variable implicaría un cambio del 1% en el valor final de ET_o , asumiendo que el resto de variables permanecen estables (Nouri et al., 2017).

Los valores que se obtienen son útiles tanto para determinar la sensibilidad de ET_o a cambios reales en la climatología de las variables como para conocer la sensibilidad que tienen los resultados que se obtienen a posibles errores de medida en cada una de las distintas variables, de tal manera que se puedan extraer recomendaciones sobre la calidad necesaria de los datos en función del grado de precisión desado en la estimación de ET_o .

Para llevar a cabo el cálculo de SC_{xi} es necesario calcular previamente las derivadas parciales de ET_o con respecto a cada una de las variables meteorológicas (xi). En el caso que nos ocupa, el cálculo de las derivadas parciales se había llevado a cabo previamente para permitir la propagación de la incertidumbre:

$$SC_{xi} = \frac{\partial ET_o}{\partial xi} \frac{xi}{ET_o} \quad (2.55)$$

donde xi representa la variable meteorológica. Un aspecto importante de este indicador es que no contempla la covarianza entre las distintas variables. Es decir, se asume que las variables son independientes, o dicho de otro modo que una variación en una de ellas no conlleva, asociada, variaciones en las demás variables. Esta es sin duda una limitación del método, pero realizar un análisis de sensibilidad que incluyera la covarianza entre las variables implicaría una complejidad de cálculo mucho mayor, y además nos adentraría en un territorio en el que no existe todavía un consenso metodológico.

2.6. Cálculo de tendencias

A la hora de analizar la existencia de una tendencia en las series temporales analizadas se ha utilizado el método no paramétrico de Sen (Sen, 1968) para calcular la pendiente de la tendencia existente. El cálculo se ha llevado a cabo mediante la utilización de la función *sens.slope* perteneciente a la librería *trend* de R (Thorsten, 2018), que además de ofrecer un valor numérico para la pendiente de la serie devuelve un valor para la significación de la pendiente (p-valor) y los valores de la pendiente para un intervalo de confianza predeterminado.

Para considerar la tendencia como significativa, en este trabajo se ha decidido que se tienen que cumplir dos premisas de manera simultánea: i) el p-valor tiene que estar por debajo de 0.05; y ii) el valor de 0 no tiene que estar contenido dentro del intervalo de confianza al 95 %.

2.7. Representación espacial de los resultados

La representación espacial de los resultados se ha llevado a cabo mediante la utilización de un Sistema de Información Geográfica, concretamente Quantum GIS. A la hora de trabajar con los datos espaciales en R, los análisis se han llevado a cabo utilizando el sistema de coordenadas UTM en la zona 30N y proyectado sobre ETRS89 (EPSG:25830).

En cambio, para la presentación de los mapas se ha utilizado el sistema de coordenadas geográficas proyectado sobre WGS84 (EPSG:4326). Como información adicional, en algunos de los mapas se utiliza la división provincial de la Península Ibérica así como los límites de los países vecinos. En otros casos se ha utilizado la división por grandes cuencas hidrográficas, y se ha indicado asimismo el trazado de los ríos principales como complemento a la presentación de resultados.

2.8. Datos disponibles para el cálculo de la evapotranspiración de referencia en España

En este apartado evaluaremos las dos principales fuentes de datos meteorológicos que permiten el cálculo de ET_0 en España, que son la red de AEMET y la red SIAR. A pesar de existir otros organismos que proporcionan datos meteorológicos nos centramos únicamente en los dos organismos que proporcionan datos para todo el ámbito nacional.

2.8.1. El Banco Nacional de Datos de la Agencia Estatal de Meteorología

La Agencia Estatal de Meteorología (AEMET) cuenta con una base de datos en la que están almacenadas un gran número de observaciones meteorológicas realizadas en el territorio español.

Entre toda esta información, existen, en menor o mayor número, datos de todas las variables meteorológicas necesarias para el cálculo de ET_0 a una escala temporal diaria. Sin embargo, el principal problema es que el número de observatorios en los que existe información simultánea de todas las variables es muy escaso, y más si se quiere trabajar con un período largo que permita realizar análisis climáticos.

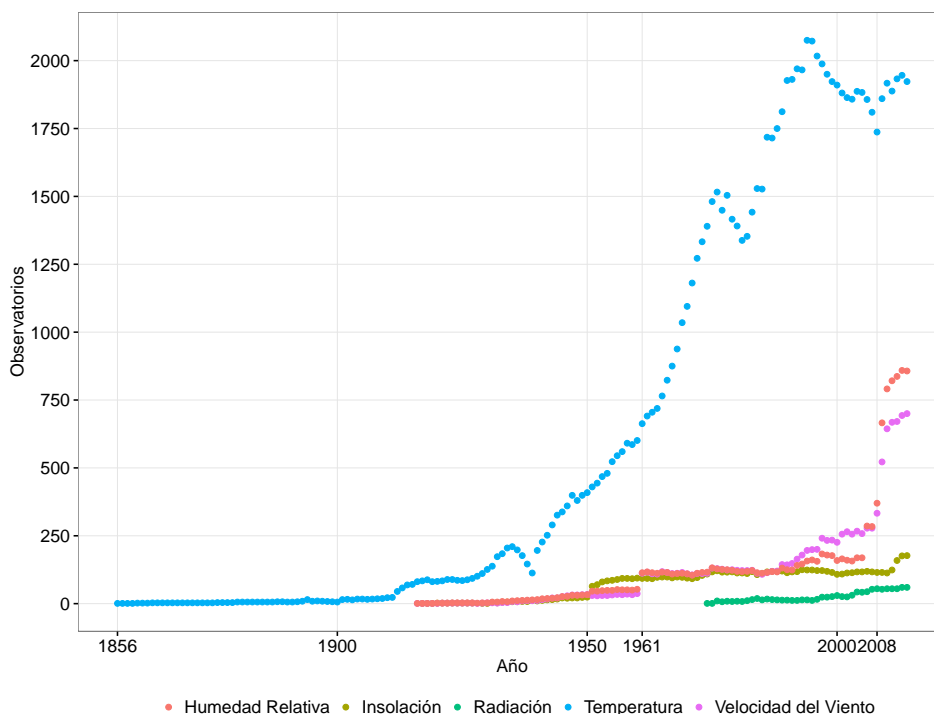


Figura 2.8: Evolución temporal de la disponibilidad de datos para las distintas variables necesarias para el cálculo de ET_0 en la red de AEMET.

Esto queda de manifiesto cuando se representa la evolución temporal del número de

observatorios que registran datos de cada variable desde el inicio de la disponibilidad de datos, que se sitúa en 1856 para la temperatura (Figura 2.8). Para todas las variables se observa una tendencia temporal creciente a la disponibilidad de observaciones, siendo mucho más marcado este proceso en el caso de la temperatura. Así, la temperatura es la variable para la que existen, en todo momento, un mayor número de observatorios registrando datos, llegando a superar ligeramente las 2.000 observaciones simultáneas a mediados de los '90. El resto de variables, además de presentar un número mucho menor de observaciones, presenta un incremento menos destacado.

Para la humedad relativa y la velocidad del viento, dos variables que presentan un número muy similar de observaciones, existe un primer salto importante en el número de observaciones en el año 1961, pasando en ambos casos de unas pocas decenas de observaciones a más de un centenar. La presencia de este salto en el número de observaciones disponibles a partir de 1961 no responde a un incremento real en la toma de datos, sino más bien a un incremento en la digitalización de los datos disponibles, que se produce en ese año debido a que supone el inicio del período de referencia 1961-1990. Posteriormente, en torno al año 2008, y debido a la instalación masiva de estaciones meteorológicas automáticas (EMAs), se produce un salto mucho más importante en la disponibilidad de estas dos variables, que provoca que en ambos casos se disponga de más de 700 observaciones durante los últimos años.

Las dos variables que presentan un menor número de observaciones son las dos variables relacionadas con la radiación. La disponibilidad de datos observados de radiación solar es muy escasa, lo que supone un factor limitante para el cálculo de ET_o . Por suerte, las medidas de insolación (que permiten estimar la radiación solar), son algo más numerosas que las observaciones de radiación, lo que mejora algo la situación a la hora de calcular ET_o .

Para evaluar la distribución espacial de la disponibilidad de datos, se han elaborado mapas para cada una de las variables (Figura 2.9) en los que se representan aquellos observatorios que disponen de 20 años o más de observaciones para los períodos 1961-1990 y/o 1981-2010. El notable incremento en las observaciones disponibles de humedad relativa y velocidad del viento en el año 1961 justifica que se haya decidido trabajar con los datos a partir de este año.

En cambio, el gran incremento que se produjo hace unos escasos 10 años en las observaciones de humedad relativa y velocidad del viento no tiene todavía reflejo a nivel climático, debido a que el número de años con datos de los nuevos observatorios es todavía escaso, y de momento no permite el desarrollo de estudios climáticos. En el mapa final que representa los observatorios que permiten calcular ET_o (Figura 2.10) esta situación se refleja en una baja disponibilidad de observatorios donde esto es

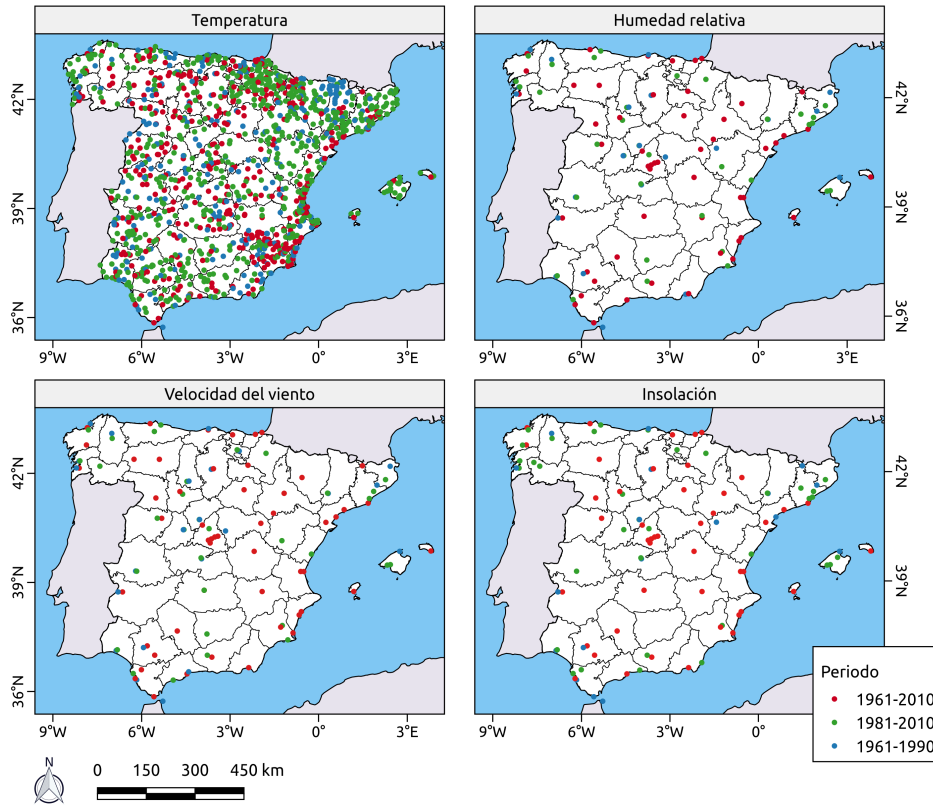


Figura 2.9: Distribución espacial de la disponibilidad de datos de las variables necesarios para el cálculo de ET_0 procedentes de la red de observaciones de AEMET. Se representan aquellos observatorios que presentan más de 20 años de datos para el período 1961-1990 (color azul), para el período 1981-2010 (color verde), o más de 20 años en cada uno de los dos períodos (color rojo).

posible. De hecho, para el período 1961-2010, únicamente existen 50 observatorios que tengan todos los datos observados disponibles para el cálculo de ET_0 y que además tengan un período suficientemente largo de datos.

2.8.2. La base de datos del Sistema de Información Agroclimática para el Regadío

Para el cálculo de ET_0 en España, el Ministerio de Agricultura, Pesca y Alimentación, cuenta con una red propia (SIAR - Sistema de Información Agroclimática para el Regadío), que está formada por un conjunto de estaciones meteorológicas automáticas ubicadas en zonas de regadío y que recogen todas las variables necesarias para calcular de manera horaria ET_0 .

A la hora de trabajar desde un punto de vista climático dicha red presenta varios problemas. El primero de ellos es la duración temporal de las series, ya que en el mejor de los casos se cuenta (actualmente) con poco más de 15 años de datos, debido a que los primeros datos son del año 1999, lo que hace inviable llevar a cabo un estudio

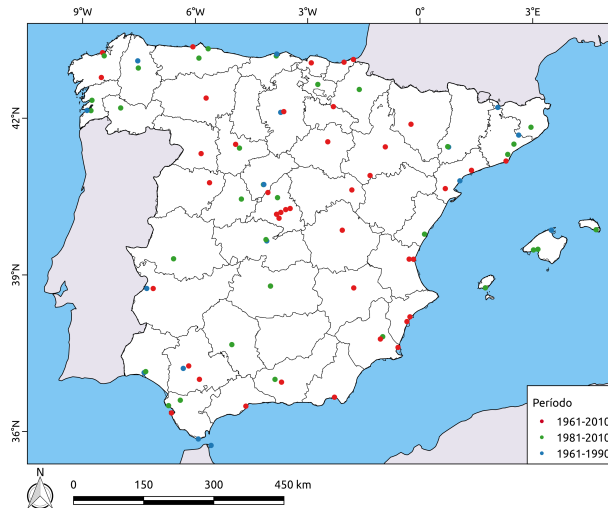


Figura 2.10: Distribución espacial de observatorios de la red de AEMET que tienen datos de todas las variables necesarias para el cálculo de ET_o . Se representan aquellos observatorios que presentan más de 20 años de datos para el período 1961-1990 (color azul), para el período 1981-2010 (color verde), o más de 20 años en cada uno de los dos períodos (color rojo).

climático de tendencias en la última mitad del siglo XX. La evolución temporal de los datos disponibles de ET_o procedentes de esta red se detalla en la Figura 2.12, en la que se observa como empezando por un número bajo de observaciones al inicio de la red, en la actualidad cuenta ya con más de 400 estaciones en funcionamiento que permiten el cálculo de ET_o .

Además, la distribución geográfica de dichas estaciones no es uniforme, ya que únicamente se instalan en zonas de regadío (Figura 2.12). Desde la óptica climática con la que se quiere trabajar en esta tesis, la inclusión de estas estaciones podría llevar a extrapolar unas condiciones de humedad que no son realistas.

Sin embargo, para el objetivo con el que se ha concebido la red, que es el de dar servicio a los agricultores ayudando en la planificación del regadío, estas estaciones resultan de gran interés.

2.9. Conclusiones

En este capítulo se han presentado algunos aspectos metodológicos centrales a esta Tesis Doctoral, como son el cálculo de la Evapotranspiración de referencia (ET_o) según el método de Penman-Monteith, y las posibilidades de estimación en caso de no disponerse de todas las variables necesarias *in situ*. También se han presentado dos métodos diferentes de interpolación espacial (el kriging universal y la interpolación óptima) que se utilizarán para la elaboración de bases de datos en rejilla, y algunos aspectos de la estimación de la incertidumbre. Aunque los detalles de estas metodologías

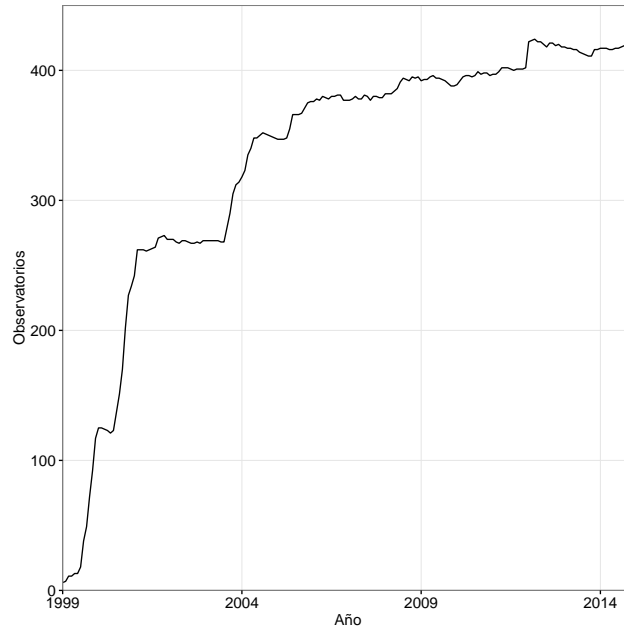


Figura 2.11: Evolución temporal de la disponibilidad de datos de ET_o en la red SIAR.

se tratarán en capítulos posteriores, es conveniente partir de un conocimiento inicial de todas ellas ya que ello redundará en una mejor comprensión de las discusiones que se plantearán más adelante.

Asimismo, se ha analizado la disponibilidad de datos meteorológicos de las variables implicadas en el cálculo de ET_o en las dos redes nacionales más importantes, la red de AEMET y la red SIAR. Dado que para los objetivos de esta tesis es preciso trabajar con el período temporal más dilatado posible se ha decidido utilizar los datos de la red de AEMET y marcar como año inicial del período de estudio el año 1961, gracias al salto que se produce en la disponibilidad de datos de humedad relativa y velocidad del viento en dicho año. Además, dadas las diferencias existentes en la ubicación de las estaciones de AEMET y las estaciones de SIAR, se descarta la opción de trabajar con ambas redes de manera simultánea, aunque en un futuro puede suponer una vía interesante a explorar.

Mientras que las medidas directas de radiación solar son muy escasas en la red de AEMET, la red SIAR supone una fuente muy interesante para estos datos, ya que dispone en la actualidad de más de 400 puntos en los que se llevan a cabo medidas de esta variable.

Debido a que utilizando los datos de AEMET existen muy pocos puntos con observaciones de todas las variables necesarias para el cálculo de ET_o , es necesario llevar a cabo un análisis comparativo entre distintos métodos que nos permitan estimar ET_o en este tipo de situaciones. El próximo capítulo se focaliza en la comparación de los métodos que recomienda la FAO para trabajar en escenarios con falta de datos de

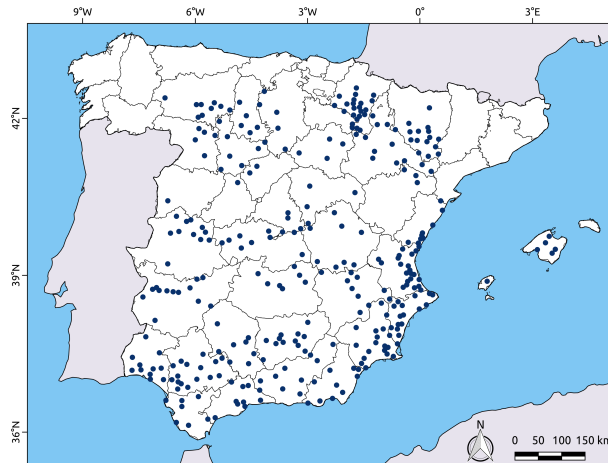


Figura 2.12: Disponibilidad espacial de los observatorios de la red SIAR que disponen de más de 10 años de datos de ET_0 .

algunas variables con los resultados que se obtendrían si se utilizara la interpolación espacial como método de estimación de los datos faltantes.

Capítulo 3

Cálculo de ET_o en escenarios de escasez de datos ¹

3.1. Introducción

Como se ha visto en el capítulo anterior, la disponibilidad completa de datos para el cálculo de ET_o se restringe a un conjunto muy pequeño de estaciones, lo que dificulta la creación de una base de datos de alta resolución espacial de esta variable, ya que para ello se necesita la utilización de cuantos más datos mejor. En este capítulo se aborda una comparación orientada a determinar el mejor método para calcular ET_o en situaciones en las que no se dispone de todos los datos climáticos necesarios, y de esta manera poder extender el cálculo de ET_o más allá del pequeño grupo de estaciones que permiten su cálculo en sentido climático.

Las dos alternativas recomendadas en el documento 56 de la FAO (Allen et al., 1998) para los escenarios en que faltan datos para el cálculo de ET_o , ya mencionadas previamente en el capítulo de Metodología, son: i) la estimación de las variables faltantes a partir de los datos de temperatura (FAO-PMT) y; ii) la utilización de la ecuación de Hargreaves y Samani (HS). Mediante cualquiera de estos dos métodos es posible la estimación de ET_o utilizando únicamente datos observados de temperatura, y eso hace que se trate de dos métodos muy populares, ya que de entre las variables requeridas para el cálculo de ET_o , la temperatura es la que dispone de más observaciones. En el caso concreto de la Península Ibérica y Baleares, y atendiendo a los resultados presentados en el capítulo anterior, la utilización de un método para estimar ET_o únicamente con datos de temperatura permitiría pasar de las 50 estaciones que tienen datos completos para el cálculo de ET_o en el período 1961-2010 a poco más

¹El contenido de este capítulo ha dado lugar a la siguiente publicación: Tomas-Burguera, M., Vicente-Serrano, S.M., Grimalt, M., Beguería, S. 2017. Accuracy of reference evapotranspiration (ET_o) estimates under data scarcity scenarios in the Iberian Peninsula. *Agricultural Water Management* **182**, 103-116. DOI: 10.1016/j.agwat.2016.12.013

de 400 estaciones que disponen de suficientes datos de temperatura como para poder tratarlos desde una óptica climática. Esto nos da una idea del motivo de la popularidad de estos dos métodos, y precisamente por esto mismo han sido evaluados en multitud de ocasiones y en escenarios climáticos diferentes.

Cuando HS se compara con otros métodos de una única variable, como pueden ser Priestley-Taylor, Turc, Radiation, Blanney-Criddle o Thornthwaite, es habitual que aparezca como el método que mejor se ajusta a los resultados obtenidos cuando se aplica FAO-PM completo (Alexandris et al. 2008; Almorox et al. 2015; Espadafor et al. 2011; Hargreaves y Allen 2003; Nandagiri y Kovoov 2006; Vicente-Serrano et al. 2014b).

Si la comparación se lleva a cabo exclusivamente entre los dos métodos recomendados por la FAO (HS y FAO-PMT), los resultados que se obtienen no son tan claros en favor de HS. Así, Raziei y Pereira (2013) llegaron a la conclusión de que en Irán ambos métodos eran útiles para estimar ET_o . Siguiendo en esta línea, Todorovic et al. (2013) detectaron en un estudio elaborado en la zona mediterránea, que ambos métodos tenían un rendimiento similar en condiciones áridas e hiperáridas, mientras que en el resto de regiones (de semiáridas a húmedas), FAO-PMT producía mejores resultados que HS. Es decir, parece que el mejor rendimiento de un método u otro depende de las condiciones climáticas de la región de aplicación, tendiendo FAO-PMT a funcionar mejor en regiones húmedas que en regiones áridas. De hecho, el mejor rendimiento de HS en regiones áridas ya es algo que destacaron Hargreaves y Allen (2003). Más recientemente, Almorox et al. (2018) compararon la capacidad de FAO-PMT y HS para generar estimaciones de ET_o , obteniendo que de manera general, la utilización de FAO-PMT era preferible sobre la forma no calibrada de HS. Centrados en un único observatorio de montaña del Pirineo, López-Moreno et al. (2009) compararon ambos métodos, llegando a la conclusión que FAO-PMT ofrece mejores estimaciones que HS.

Además de que en varios de los estudios mencionados en el párrafo anterior FAO-PMT obtiene mejores resultados que HS, otra de las ventajas de este método es que en el caso de que estén disponibles datos observados de alguna variable adicional, además de temperatura, permite su utilización directa, mientras que HS es un método puro de una única variable, y anteriormente ya se ha mencionado en varias ocasiones que la utilización de métodos para la estimación de ET_o que no utilizan todas las variables necesarias para su cálculo puede llevar a resultados erróneos. Por este motivo, en este capítulo se abordarán también las comparaciones entre FAO-PMT y HS en los casos en que estén disponibles variables adicionales, además de la temperatura, y que permiten que FAO-PMT disponga de más información sobre las condiciones meteorológicas reales.

En la comparación entre métodos de estimación de ET_o se añade la posibilidad

de utilizar la interpolación espacial para estimar las variables faltantes a partir de información real de esa misma variable, pero en otros puntos. Si los datos disponibles en el entorno son suficientes para poder capturar la distribución espacial de los datos, la interpolación permitiría capturar la variabilidad temporal de las variables no medidas, mientras que FAO-PMT tendría más dificultad en capturar esta variabilidad debido a las relaciones estacionarias de las que hace uso.

De hecho, la interpolación espacial en la estimación de ET_o ya se se ha evaluado en distintas regiones, la mayoría de veces comparando dos estrategias posibles: i) primero interpolar los datos meteorológicos para luego calcular FAO-PM (PM-IC *Interpolate-then-Calculate*) y ii) primero calcular FAO-PM en los puntos donde sea posible para luego interpolar sus valores (PM-CI *Calculate-then-Interpolate*). Así, Mardikis et al. (2005) evaluó el uso de estas dos estrategias en Grecia obteniendo resultados muy similares. Por su parte, McVicar et al. (2007) utilizó la estrategia PM-IC para calcular ET_o en una región de China.

Aunque las recomendaciones de la FAO han sido comparadas en múltiples ocasiones y en variadas condiciones climáticas, una comparativa a tres bandas, incluyendo la posibilidad de obtener datos faltantes por interpolación espacial no ha sido estudiada previamente en España. Por tanto, el objetivo de este capítulo es responder a la pregunta de si a la hora de estimar ET_o en puntos donde no se tienen todas las variables necesarias se obtienen resultados más ajustados utilizando alguna de las dos recomendaciones incluidas en el manual de la FAO (HS y FAO-PMT) o combinando el uso de la interpolación espacial con el cálculo de FAO-PM (PM-IC y PM-CI).

Debido a que la interpolación de datos existentes, ya sea previa al uso de FAO-PM (PM-IC) o posterior a su cálculo (PM-CI), es el único de los escenarios contemplados que utiliza información real de todas las variables necesarias para el cálculo de ET_o , la hipótesis de partida es que este método permitirá obtener mejores estimaciones de ET_o que HS y FAO-PMT.

3.2. Metodología

3.2.1. Escenarios de comparación

Para llevar a cabo una comparativa entre el uso de FAO-PMT, HS, PM-IC y PM-CI es necesario disponer de un conjunto de estaciones de referencia en las que se disponga de todos los datos mensuales completos para calcular FAO-PM, contra el que se compararán los resultados obtenidos por cada uno de los métodos de estimación. En la Figura 3.1 se muestra un esquema de la metodología que se sigue para realizar la comparativa. Por un lado calculamos ET_o utilizando los datos completos y el

método FAO-PM, generando así nuestro conjunto de referencia. Por otro lado, creamos escenarios de escasez de datos (ver en Tabla 3.1) mediante la eliminación de los datos de distintas variables, para posteriormente estimarlas utilizando las recomendaciones de FAO (FAO-PMT) o utilizando la interpolación espacial y calcular ET_o con los valores estimados de las distintas variables. La última estimación de ET_o la realizaremos utilizando HS. Finalmente, comparamos los valores de ET_o obtenidos con las distintas estrategias de estimación con los valores del conjunto de referencia.

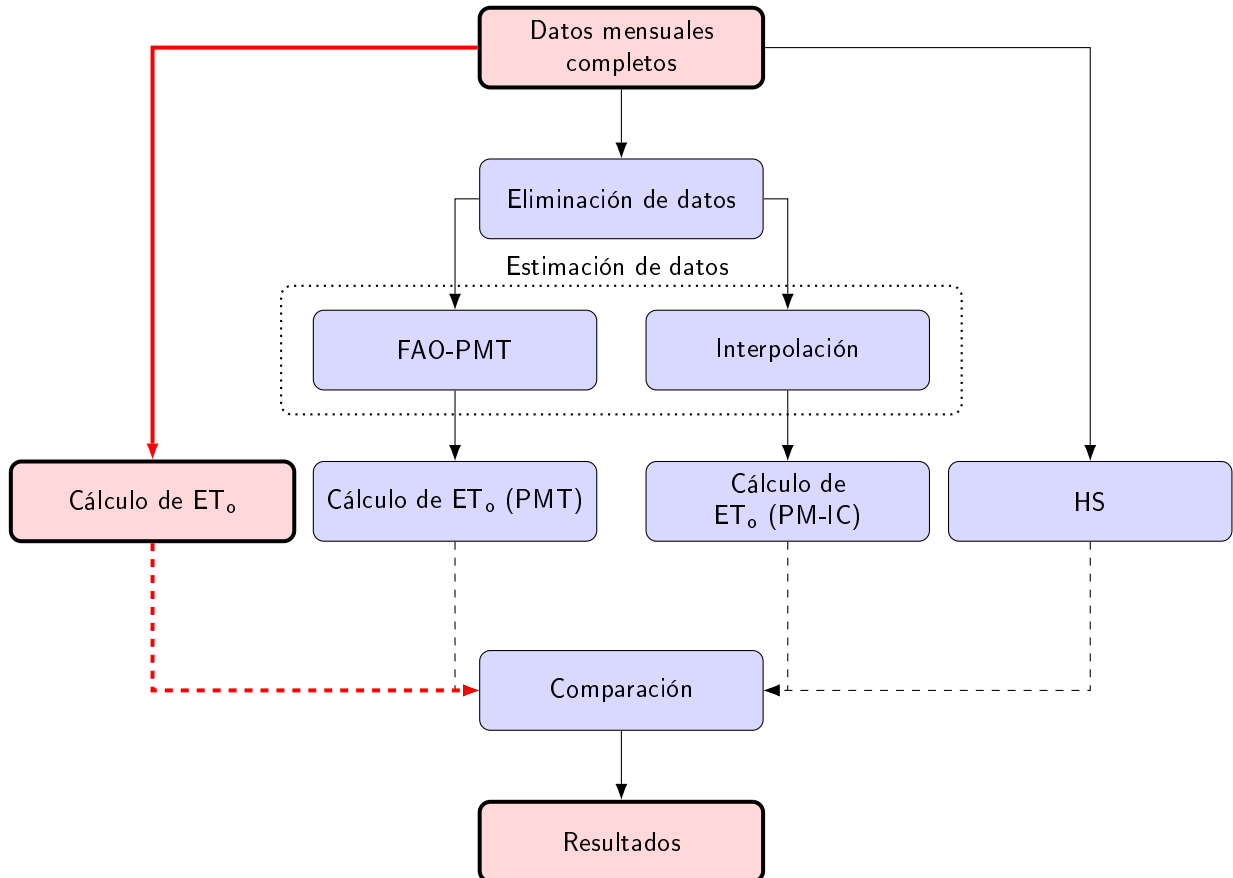


Figura 3.1: Diagrama de flujo de la comparación entre los distintos métodos de estimación de ET_o . Las líneas rojas indican el flujo de los datos originales completos.

La comparación se realiza a partir del cálculo de los estadísticos de comparación explicados en el capítulo de Metodología. Dado que se trabaja con datos de distintos observatorios al mismo tiempo, se decide realizar el cálculo de los estadísticos de manera independiente para cada observatorio. Además, debido a que ET_o es una variable que presenta una oscilación anual muy marcada, los estadísticos se calculan también de manera independiente entre los distintos meses del año. Para la elaboración de algunas tablas resumen de estadísticos se calcula primero un valor único para los estadísticos de cada mes (a partir del cálculo de la media de los valores de los distintos observatorios),

y después se calcula el valor medio (a partir de los 12 valores obtenidos del paso previo). Sin embargo, en otras ocasiones interesa evaluar el ritmo anual de los estadísticos, con lo que únicamente se lleva a cabo el primero de los dos pasos anteriores. Por último, si lo que interesa es estudiar la distribución espacial de los estadísticos, el procedimiento consiste en calcular un valor único para cada observatorio a partir de los valores de los 12 meses.

Con la eliminación de datos se han generado distintos escenarios a partir de la eliminación de una, dos o tres variables, pero dejando siempre disponibles los datos de temperatura, ya que estos son imprescindibles tanto para la aplicación de FAO-PMT como de HS (Tabla 3.1). De esta manera, se generan un total de 7 escenarios diferentes de disponibilidad de datos, que llevan a sendas comparaciones distintas entre FAO-PMT y PM-IC, además de la comparación con HS y PM-CI.

Tabla 3.1: Escenarios de comparación. Las letras en subíndice hacen referencia a las variables que están disponibles. T se refiere a los datos de temperatura, H a humedad relativa, W a velocidad del viento y R a los datos de insolación.

Datos faltantes	Datos disponibles	Usando sólo información local	Usando información de otras estaciones
H	T, R, W	PMT _{T,R,W}	PM-IC _{T,R,W}
W	T, R, H	PMT _{T,R,H}	PM-IC _{T,R,H}
R	T, H, W	PMT _{T,W,H}	PM-IC _{T,W,H}
H, W	T,R	PMT _{T,R}	PM-IC _{T,R}
H, R	T,W	PMT _{T,W}	PM-IC _{T,W}
W, R	T, H	PMT _{T,H}	PM-IC _{T,H}
H, W, R	T	PMT _T HS	PM-IC _T
T, H, W, R			PM-CI

3.2.2. Datos utilizados

Como conjunto de referencia se han utilizado las series mensuales para el período 1961-2011 de 53 estaciones meteorológicas ubicadas en la Península Ibérica, 45 de las cuales pertenecen a la red de estaciones de la Agencia Estatal de Meteorología (AEMET) y 8 a la red de estaciones del Instituto Portugués de Mar y Atmósfera (IPMA), con datos de las siguientes variables: temperatura máxima, temperatura mínima, humedad relativa, velocidad del viento e insolación, que permiten el cálculo directo de ET_o .

Los datos de las 45 estaciones españolas ya habían sido utilizados en varios estudios previos relacionados con el cálculo de ET_o en la España (Vicente-Serrano et al. 2014c,b). Los datos ya habían pasado por un proceso de control de calidad, homogeneización y relleno, aplicándose los mismos procesos a los datos de Portugal.

La ubicación de estas estaciones se muestra en la Figura 3.2, donde se observa que la distribución espacial no es homogénea en el espacio, debido precisamente a la baja disponibilidad de estaciones meteorológicas que dispongan de observaciones de todas las variables necesarias para el cálculo de ET_o .

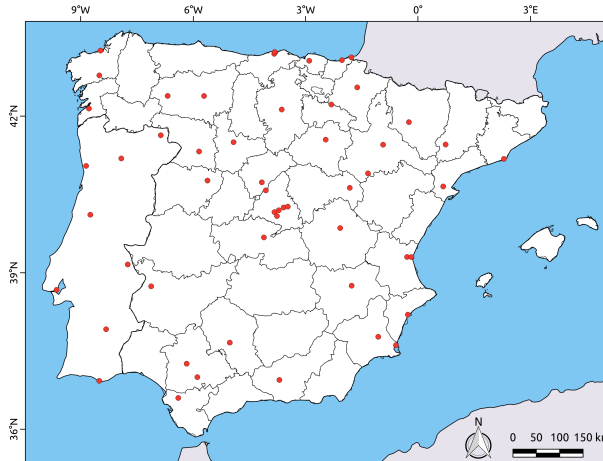


Figura 3.2: Ubicación de los observatorios meteorológicos utilizados en el presente capítulo.

3.3. Resultados

3.3.1. Estimación de las variables faltantes

Tanto el método de FAO-PMT como el de PM-IC se fundamentan en la estimación de los datos faltantes previo al cálculo de ET_o , aunque con dos estrategias totalmente diferentes. El método que obtenga la mejor estimación de los datos faltantes, será el método que conseguirá también un mejor ajuste de las estimaciones de ET_o . Por este motivo, el primer conjunto de resultados que se considera adecuado comentar es el resultante de la propia estimación de los datos faltantes.

La interpolación espacial se ha llevado a cabo utilizando kriging universal, ya que como se ha visto en el apartado 2.2.1 este método permite la utilización de covariables que estén relacionadas con las distintas variables climáticas. En este caso, se ha utilizado información relativa a la elevación y a la distancia al mar.

Además, para la estimación de los datos de cada estación, el proceso de interpolación espacial se ha llevado a cabo asumiendo que los 52 observatorios restantes disponían de los datos de esa variable en concreto.

Humedad relativa

Ante la ausencia de datos de humedad del aire, el método de FAO-PMT se fundamenta en la estimación de la temperatura de punto de rocío a partir de los datos de temperatura mínima, en la utilización del valor obtenido como dato de humedad para el cálculo de ET_o . Dado que la variable observada es la humedad relativa, para poder comparar la eficiencia de la estimación con los dos métodos (FAO e interpolación) es necesario convertir la temperatura de punto de rocío a valor de humedad relativa.

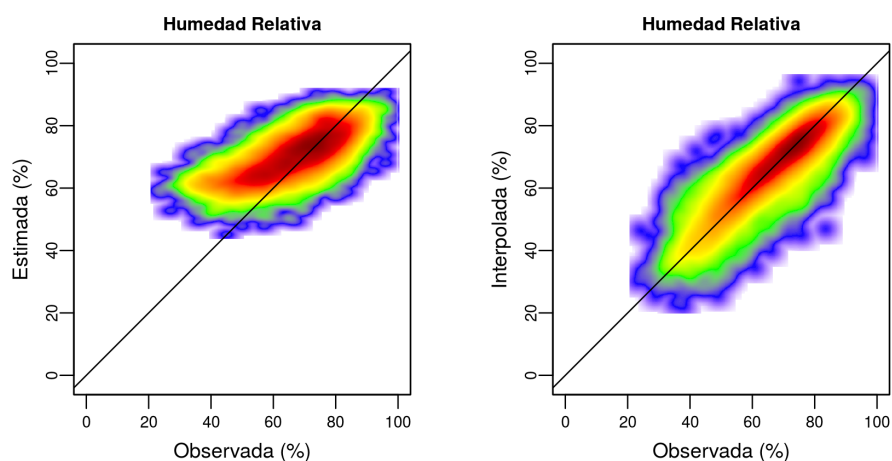


Figura 3.3: Comparación entre métodos de estimación de humedad relativa. A la izquierda siguiendo las recomendaciones de FAO, a la derecha interpolando a partir de estaciones vecinas

En líneas generales, FAO-PMT aplicado al conjunto de datos seleccionado conduce a una sobrestimación de la humedad relativa, que se hace mucho más patente en el rango inferior de valores observados (Figura 3.3). Es decir, en ambientes secos la asunción de que la temperatura de punto de rocío es igual a la temperatura mínima tiende a sobrestimar la humedad, ya que la temperatura mínima no baja lo suficiente, o bien la humedad disponible es tan reducida que la temperatura del punto de rocío es muy baja. Esta posibilidad ya se había comentado en la sección de Metodología, donde se ha explicado que para evitar estas situaciones, FAO-PMT contempla la posibilidad de estimar la temperatura del punto de rocío como el valor de la temperatura mínima menos 2 o 3 °C. Sin embargo, la aplicación de estos valores depende de la clasificación climática de las distintas estaciones, y complica en exceso la presente comparación, ya que con las condiciones climáticas de la Península Ibérica sería necesario utilizar valores que dependerían de la ubicación del observatorio, pero que también podrían venir condicionados por la estación del año. Por ejemplo, mientras que en los valles de los grandes ríos peninsulares, la igualdad de temperatura de punto de rocío con

temperatura mínima puede ser una buena estimación durante la parte fría del año, su utilización durante la parte cálida resultaría del todo inadecuada, debido a que son regiones que tienden a presentar valores muy bajos de humedad relativa durante los meses de verano.

En cambio, cuando la estimación se lleva a cabo mediante la interpolación espacial este problema no aparece. En términos estadísticos estas diferencias se reflejan de manera destacable en el valor de R^2 , que es de 0.41 utilizando las recomendaciones de la FAO y alcanza un valor de 0.61 con la interpolación. También son destacables las diferencias que se refieren al sesgo, ya que mientras con el uso de la interpolación este prácticamente no existe, obteniendo un ME de -0.01 y un PBIAS de 0.40%, con las recomendaciones de la FAO se obtienen valores de sesgo claramente positivos, con un ME de 3.97 y un PBIAS de 7.94%, lo que supone un claro reflejo de los problemas de sobrestimación de humedad en los ambientes más secos (Tabla 3.2).

Tabla 3.2: Estadísticos de estimación de variables faltantes según los dos métodos posibles, recomendaciones de la FAO (F), interpolación (I). Los valores con asterisco indican el mejor valor. Para la estimación de la velocidad del viento con el método de FAO no se ha podido calcular ni R^2 ni rSD, ya que los valores estimados son constantes.

	MAE	R^2	ME	PBIAS	rM	rSD
Humedad Relativa						
F	7.45	0.41	3.97	7.94	1.08	0.58
I	4.27*	0.61*	-0.01*	0.40*	1.00*	0.84*
Viento						
F	0.69	Na	-0.35	-6.75	0.93	Na
I	0.58*	0.38*	-0.01*	6.58*	1.07	0.78*
Radiación solar						
F	1.77	0.55	1.20	9.46	1.09	0.76
I	0.71*	0.76*	-0.01*	0.21*	1.00*	0.91*

Velocidad del viento

La recomendación de la FAO cuando no se conoce el dato de viento y no se puede utilizar datos de estaciones vecinas es estimar el viento como una constante de 2 m s^{-1} . La distribución de frecuencias de los valores de viento observados (Figura 3.4) muestra la existencia de un pico de frecuencia ligeramente por encima de este valor. Al mismo tiempo, la distribución presenta una dispersión de los valores que va desde meses de práctica calma a meses con medias cercanas a 6 m s^{-1} . Esto da lugar a que la mediana de los datos observados de viento sea de 2.3 m s^{-1} , mientras que el valor de 2 m s^{-1} se corresponde con el percentil 35.

Debido a la distribución de los datos observados de viento, se espera que la asunción de la FAO implique la existencia un sesgo negativo, que se confirma en la Tabla 3.2.

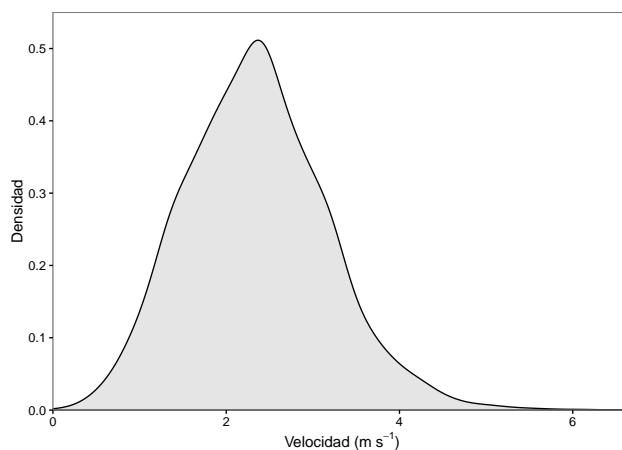


Figura 3.4: Distribución de los datos mensuales de velocidad del viento para el conjunto de observatorios meteorológicos.

Así, el PBIAS de -6.75% y el ME de -0.35 m s^{-1} . Además, el MAE es de 0.69 m s^{-1} , siendo todos estos estadísticos ligeramente peores que cuando se estima la velocidad del viento mediante la interpolación espacial (Figura 3.5). La interpolación consigue reducir el MAE hasta 0.58 m s^{-1} , si bien el PBIAS es de 6.58% (Tabla 3.2).

Radiación

Debido a que la recomendación de FAO está encaminada a estimar datos de radiación, la comparativa no se puede realizar con datos de insolación disponibles en la base de datos. Así, el proceso que se ha seguido ha consistido en estimar primero la radiación a partir de la insolación observada utilizando las recomendaciones de la FAO, y que se han explicado con detalle en el capítulo de Metodología. Estos datos de radiación son los que se consideran como datos observados a la hora de realizar la comparación.

En el caso de la interpolación, el procedimiento ha consistido en interpolar los datos observados de insolación, y estimar después la radiación.

Ambos métodos de estimación consiguen un ajuste destacable con respecto a las observaciones, siendo algo superior para el caso de la interpolación (R^2 0.76, frente a 0.55 del método recomendado por la FAO). En cuanto al sesgo, el método de la FAO conlleva un sesgo positivo, (PBIAS de 9.46% y ME de $1.20\text{ MJ m}^{-2}\text{ d}^{-1}$), mientras que para el caso de la interpolación prácticamente no existe sesgo, con un PBIAS de 0.21% . El MAE obtenido (de $1.77\text{ MJ m}^{-2}\text{ d}^{-1}$ utilizando el método de la FAO y $0.71\text{ MJ m}^{-2}\text{ d}^{-1}$ mediante la interpolación) confirma que la interpolación obtiene mejores estimaciones de radiación que el uso del método propuesto por la FAO (Tabla 3.2).

La Tabla 3.2, de comparación entre métodos y variables, refleja que el método de

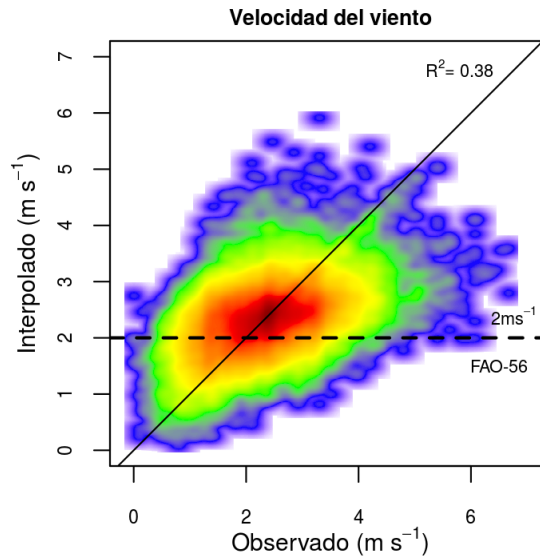


Figura 3.5: Comparación entre métodos de estimación de velocidad del viento. La línea horizontal discontinua refleja el valor predicho utilizando las recomendaciones de la FAO (viento constante a 2 m s^{-1}), mientras que el valor predicho mediante la interpolación se refleja en el gráfico de dispersión, donde los tonos rojos indican mayor concentración de puntos y los tonos azules menor concentración. El valor de R^2 de 0.38 hace referencia al ajuste obtenido por la estimación de la velocidad del viento mediante interpolación.

interpolación es el que consigue una mejor estimación de los datos faltantes para las tres variables consideradas. Además, la variable para la que mejores estimaciones se obtienen es la radiación solar, mientras que la velocidad del viento es la que peores estadísticos obtiene, sin duda debido a su elevada variabilidad espacial.

Debido al procedimiento de cálculo de los estadísticos utilizado (y que aparece explicado en la sección 3.2.1), en ocasiones aparecen estadísticos que parecen ser contradictorios, como ocurre con la estimación de variables por interpolación, que presentan un ME ligeramente negativo y un PBIAS positivo.

3.3.2. Cálculo de ET_o

Mientras que en el apartado anterior se ha analizado el grado de ajuste de la estimación de las distintas variables, en este apartado se estudia el impacto que la estimación tiene en los valores de ET_o calculados a partir de éstas. Es esperable que los resultados estén en concordancia con los del apartado anterior, si bien es necesario desarrollar esta sección por dos motivos: i) se estudian los escenarios en los que falte

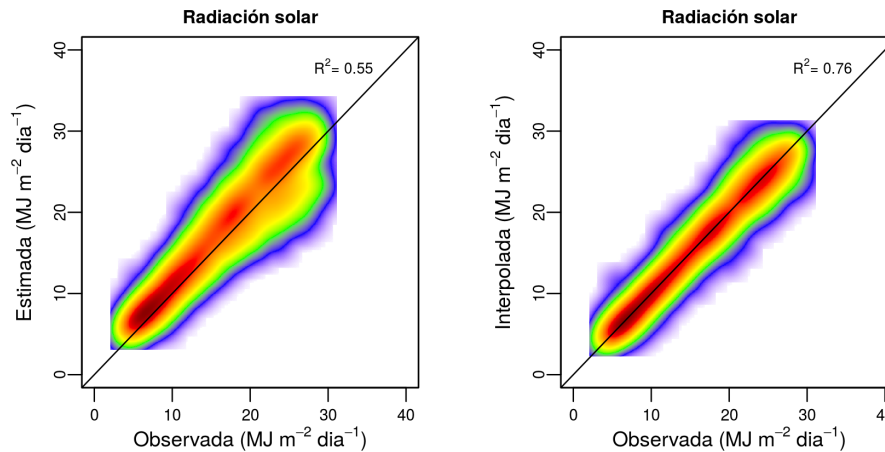


Figura 3.6: Comparación entre métodos de estimación de radiación solar. A la izquierda siguiendo las recomendaciones de FAO, a la derecha interpolando a partir de estaciones vecinas

más de una variable al mismo tiempo, mientras que en el apartado anterior se ha analizado cada variable de forma independiente y ii) la afectación de la estimación en ET_o no depende únicamente de la bondad del ajuste de la estimación de las variables, sino que también depende de la sensibilidad que presenta ET_o a cada variable.

Estimación de una variable

Los estadísticos de comparación en el caso de una única variable faltante se muestran en la Tabla 3.3. Los resultados confirman que, para los casos en que solo falta una de las variables, la estimación de ET_o utilizando las variables interpoladas aporta mejores resultados que utilizando los datos estimados por los métodos recomendados por la FAO. Además, la comparación de los resultados obtenidos por las distintas variables confirma también la gradación obtenida con la estimación de las variables, siendo la radiación la variable que mejores resultados obtiene, seguida por la humedad relativa y en último lugar la velocidad del viento.

En general, los valores de R^2 son bastante altos en todos los casos, estando siempre por encima de 0.80. Sin embargo, los estadísticos de sesgo son los que marcan la gran diferencia entre la interpolación y las recomendaciones de FAO, ya que tanto el ME como el PBIAS se aproximan mucho a 0 (indicando ausencia de sesgo) para PM-IC, mientras que para PMT el sesgo es aproximadamente de un 2% para todos los casos. Este sesgo es positivo para radiación, indicando sobrestimación, y negativo para el caso de la velocidad del viento.

En los estadísticos para la humedad relativa se detecta una contradicción entre un

Tabla 3.3: Estadísticos de estimación de ET_o con una variable faltante. Los valores con asterisco indican el mejor valor entre los distintos métodos de estimación.

variabe faltante		MAE	R^2	ME	PBIAS	rM	rSD
H	PMT _{T,R,W}	6.24	0.81	-1.36	1.99	1.02	0.83
	PM-IC _{T,R,W}	4.05*	0.87*	-0.05*	0.35*	1.00*	0.91*
W	PMT _{T,R,H}	5.74	0.82	-2.49	-2.03	0.98	0.89
	PM-IC _{T,R,H}	4.95*	0.87*	0.20*	0.73*	1.01*	0.96*
R	PMT _{T,W,H}	4.24	0.96	2.37	2.12	1.02	0.97
	PM-IC _{T,W,H}	1.73*	0.98*	0.00*	0.10*	1.00*	0.99*

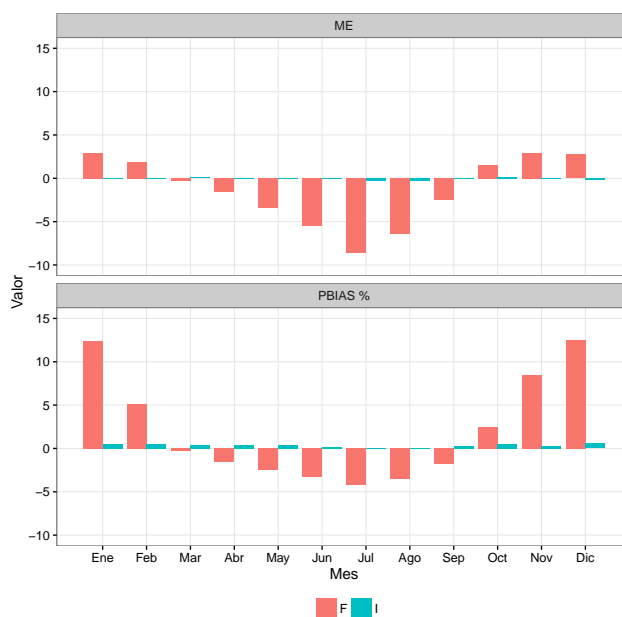


Figura 3.7: Sesgo de la estimación (ME y PBIAS) de ET_o utilizando los valores de humedad estimados mediante el método FAO-PMT (F) y mediante la interpolación espacial (I).

valor de ME negativo (-1.36 mm) y un valor positivo de PBIAS (1.99%). Mientras que durante los meses de invierno existe una tendencia a la sobrestimación, durante los meses de verano la tendencia es a la subestimación. En la Figura 3.7 se observa claramente este comportamiento contrastado entre la parte fría y la parte cálida del año, mientras que el sesgo para la estimación mediante la interpolación es prácticamente inexistente durante todo el año. Mientras que los mayores valores de ME (en términos absolutos) se registran en los meses de verano, los mayores valores de PBIAS se registran en invierno. Esto provoca que al calcular un único valor para cada estadístico a partir del cálculo de la media aritmética de los valores mensuales, el valor de ME resulta negativo al mismo tiempo que el PBIAS resultante es positivo.

Utilizando en todos los casos la estimación de las variables faltantes mediante el

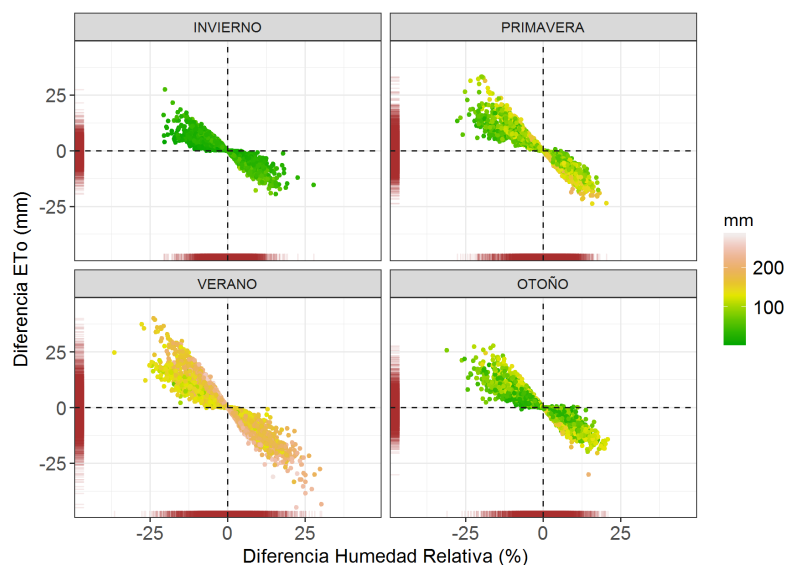


Figura 3.8: Relación del error en la estimación de la humedad relativa con el método de interpolación con el error en la estimación de ET_0 . Los distintos colores indican distintos valores de ET_0 en mm.

método de interpolación espacial (que como ya se ha dicho es el método de estimación que da lugar a un mayor grado de ajuste) se han generado un grupo de Figuras (3.8, 3.9 y 3.10) en las que se compara a nivel estacional el grado de ajuste entre la estimación de las distintas variables y la estimación de ET_0 . Estas figuras permiten confirmar que ET_0 tiene una relación inversa con la humedad relativa, y directa con las otras dos variables, y además permiten comparar la magnitud de esta relación entre variables y entre estaciones. Mientras que una sobrestimación de la humedad relativa conlleva una subestimación de ET_0 , una sobrestimación de viento o radiación, lleva también a una sobrestimación de ET_0 . Este comportamiento coincide con el conocimiento que se tiene de la variable y con lo explicado en el capítulo de Metodología, en el que se ha visto que el resultado de ET_0 tiene una relación directa con la radiación (a través de la componente radiativa) y con la velocidad del viento (a través de la componente aerodinámica). Por su parte, un incremento de la humedad relativa (asumiendo el resto de variables constantes), supone un descenso en el déficit de presión de vapor, que es la variable que está directamente relacionada con la componente aerodinámica de ET_0 .

Debido a la complejidad de la ecuación de Penman-Monteith y al gran número de posibles interacciones entre las distintas variables, este comportamiento presenta algunas excepciones, ya que tanto en invierno como en otoño existen casos en los que los errores en la radiación estimada conllevan errores de signo contrario al expresado anteriormente. Del mismo modo, en la Figura 3.9 se puede observar que existen unos pocos casos de relación inversa entre el error cometido en la velocidad del viento y el error resultante en ET_0 .

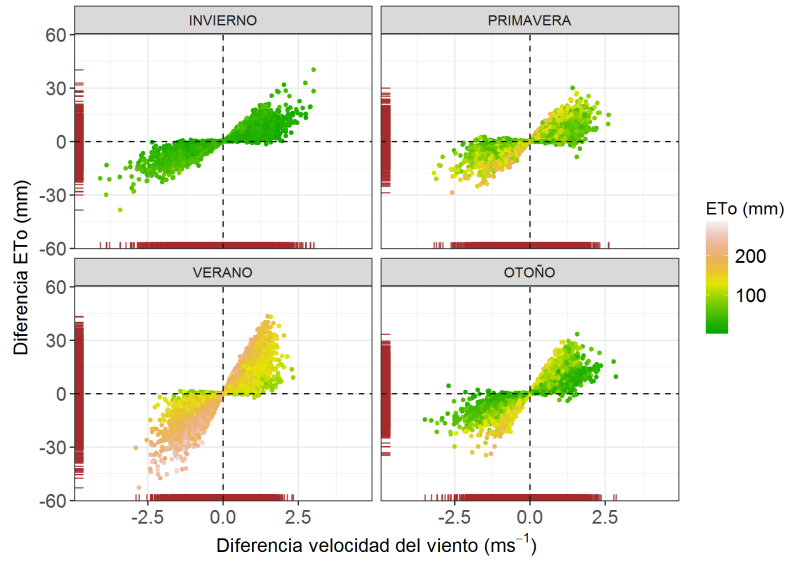


Figura 3.9: Relación del error en la estimación de la velocidad del viento con el método de interpolación con el error en la estimación de ET_0 . Los distintos colores indican distintos valores de ET_0 en mm.

En el caso de la radiación, la explicación de esta aparente incongruencia radica en el cálculo del valor del balance neto de energía, R_n , y que aparece explicado con detalle en el capítulo de Metodología. Manteniendo el resto de condiciones constantes, un incremento en el valor de R_s conlleva en la mayoría de los casos un incremento de R_n . Sin embargo, hay casos en los que sucede a la inversa, debido a que el incremento que se produce en R_{nl} es superior al incremento que se produce en R_{ns} .

En el caso de la velocidad del viento, dichas situaciones se dan cuando la componente radiativa de ET_0 es mucho mayor que la componente aerodinámica, de tal manera que el incremento que se produce en la componente aerodinámica al incrementar el valor de la velocidad del viento no es capaz de compensar el descenso que se produce en la componente radiativa.

Además, especialmente en el caso de la humedad relativa y la velocidad del viento, y en los meses de verano (que es cuando existe un mayor contraste entre los valores de ET_0), se observa como la relación entre el error en la estimación de la variable y el error en la estimación de ET_0 tienen una cierta relación con el valor absoluto de ET_0 . Así, un mismo error de estimación de la variable dará lugar a un error mayor de ET_0 en aquellos casos en que el valor de ET_0 sea superior.

Con estimación de dos variables

Cuando en lugar de estimar una única variable se estima el valor de dos de ellas la interpolación sigue obteniendo, en líneas generales, mejores resultados que PMT (Tabla 3.4). Además, se confirma de nuevo la importancia de tener una buena estimación de

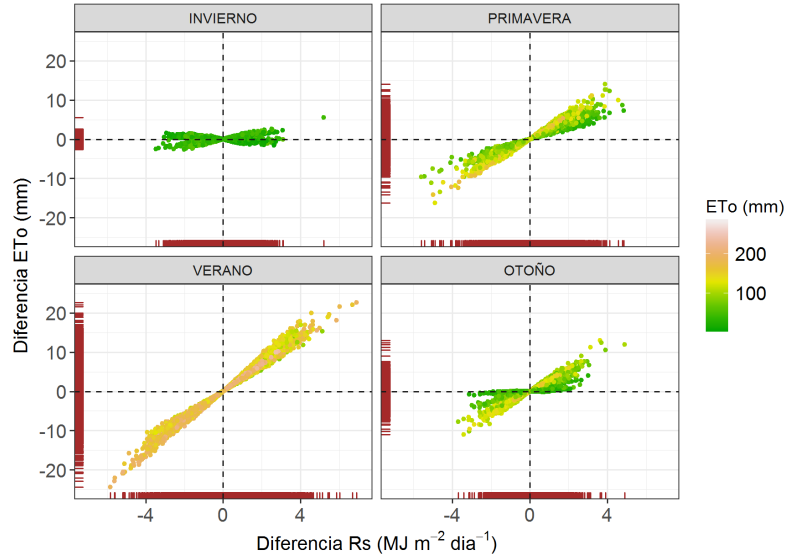


Figura 3.10: Relación del error en la estimación de la radiación solar con el método de interpolación con el error en la estimación de ET_0 . Los distintos colores indican distintos valores de ET_0 en mm.

Tabla 3.4: Estadísticos de estimación de ET_0 con dos variables faltantes. Los valores en negrita indican el mejor valor

variables faltantes		MAE	R^2	ME	PBIAS	rM	rSD
H,W	PMT _{T,R}	9.12	0.57	-3.21	0.78*	1.01	0.78
	PM-IC _{T,R}	6.71*	0.73*	0.19*	1.19	1.01	0.88*
H,R	PMT _{T,W}	8.03	0.74	0.98	3.98	1.04	0.82
	PM-IC _{T,W}	4.92*	0.84*	-0.07*	0.42*	1.00*	0.90*
W,R	PMT _{T,H}	6.94	0.77	0.08*	0.13*	1.00*	0.86
	PM-IC _{T,H}	5.79*	0.85*	0.17	0.81	1.01	0.95*

velocidad del viento, ya que el escenario en el que se dispone de datos observados de esta variable es el que consigue unas mejores estimaciones de ET_0 . En cambio, el peor escenario posible (el que conduce a unos peores estadísticos de comparación) es la falta de datos de humedad relativa y velocidad del viento al mismo tiempo.

Sin embargo, llama la atención que en dos ocasiones la aplicación de PMT (PMT_{T,R} y PMT_{T,H}) conduce a la obtención de unos valores menores de PBIAS que la utilización de PM-IC. Dado que a nivel individual la estimación de todas las variables mediante las reglas de la FAO obtienen un PBIAS peor que utilizando la interpolación espacial, que la combinación de dos variables muestre este comportamiento puede deberse a: i) que los efectos de ambas variables se cancelan cuando se combinan, o ii) efectos contrarios en la estimación entre distintos momentos del año. Para intentar dilucidar la veracidad de estas dos hipótesis se ha elaborado una figura en la que se representan los distintos

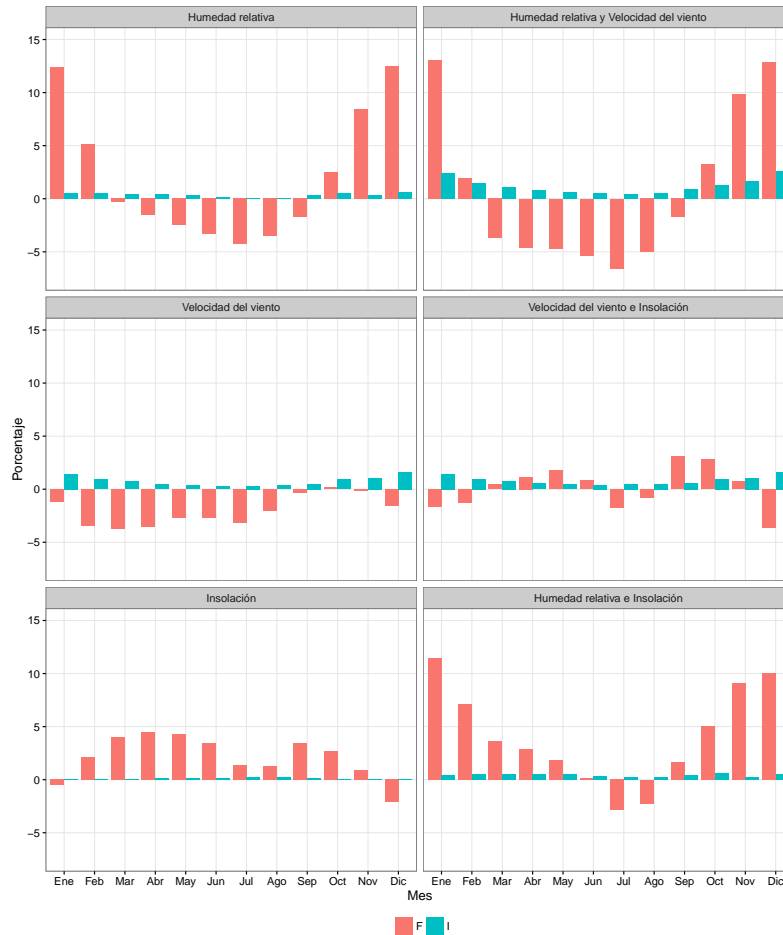


Figura 3.11: Sesgo porcentual (PBIAS) mensual para los distintos escenarios de estimación de una o dos variables, tanto para FAO-PMT (F) como para la interpolación espacial (I).

valores mensuales del PBIAS para los distintos escenarios de estimación de una y dos variables (Figura 3.11). Es habitual que los valores de PBIAS de las estimaciones de ET_0 mediante FAO-PMT muestren un ciclo anual muy marcado, y presentando en algunos casos valores contrastados entre la época fría y la época cálida del año, situación que se da en todos los escenarios en los que se lleva a cabo la estimación de humedad relativa. Esto da lugar a que en los meses invernales domine un PBIAS positivo en el método de FAO-PMT, mientras que en la época cálida dominan los valores negativos. Es decir, se confirma la hipótesis de que existe una cancelación mutua de dos sesgos de distinto signo en distintos momentos del año, lo que desaconsejaría la utilización del método PMT a pesar de obtener un PBIAS global más bajo.

En cambio, la utilización de PM-IC conduce a la obtención de valores mucho más estables (y bajos) durante todo el año.

Tabla 3.5: Estadísticos de estimación de ET_0 sólo con datos observados de temperatura y estimando el resto. Los asteriscos indican el mejor valor

	MAE	R^2	ME	PBIAS	rM	rSD
Datos de la propia estación						
PMT _T	10.15	0.50*	-0.83	2.81	1.03	0.77*
HS	10.01*	0.49	0.28*	2.06*	1.02*	0.70
Datos de otras estaciones						
PM-IC _T	7.56*	0.70*	0.14*	1.24*	1.01	0.87
PM-CI	8.79	0.66	0.22	1.32	1.01	0.90*

Con estimación de tres variables (solo datos de temperatura)

Cuando el único dato observado directamente es la temperatura es necesario distinguir entre los escenarios que usan únicamente datos de la propia estación (PMT y HS) y aquellos que utilizan datos de otras estaciones (PM-IC y PM-CI). Tal y como se refleja en la Tabla 3.5, aquellos casos en que se usan datos de otras estaciones obtienen unos estadísticos de comparación mucho mejores que aquellos en los que no se utilizan.

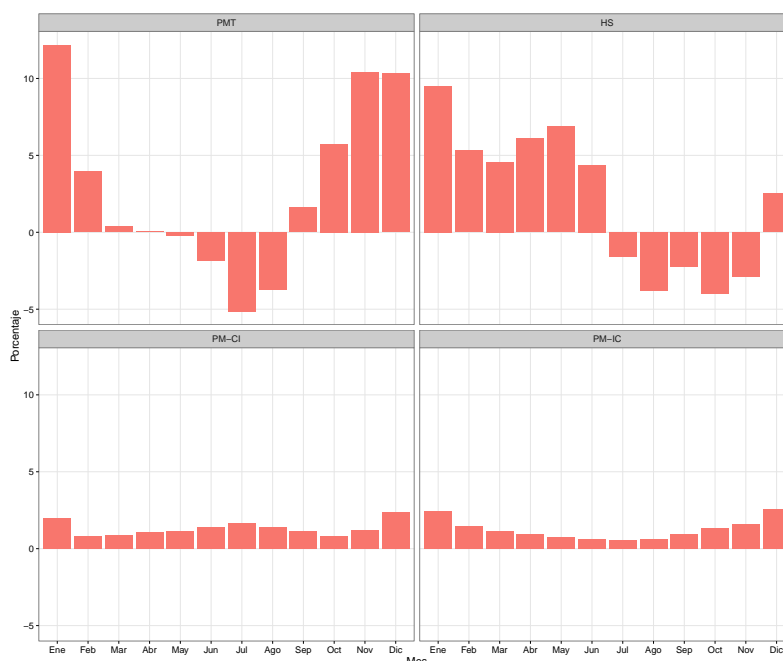


Figura 3.12: Sesgo porcentual a nivel mensual para distintos escenarios

Si se compara el rendimiento de PMT y HS, parece que HS obtiene mejores resultados en la mayoría de estadísticos, aunque la diferencia entre los dos métodos es muy pequeña. A partir de los resultados obtenidos por otros autores, y comentados en la introducción de este capítulo, se esperaba que PMT obtuviera mejores resultados que HS. Si se comparan los estadísticos de HS de la Tabla 3.5 con los obtenidos por las distintas combinaciones de PMT cuando únicamente se estima una variable (Tabla

3.3) o cuando se estiman dos (Tabla 3.4), se comprueba como los estadísticos obtenidos por PMT son mejores que los obtenidos por HS.

La Figura 3.12 representa los valores medios mensuales de PBIAS para los cuatro métodos distintos, apreciándose claramente que los métodos que utilizan la interpolación (PM-IC y PM-CI) presentan una mayor estabilidad del sesgo a lo largo de todo el año. En cambio, PMT y HS presentan una oscilación importante de los valores entre los distintos meses, llegando a presentar valores de signo contrario entre unos meses y otros.

3.4. Comportamiento espacial

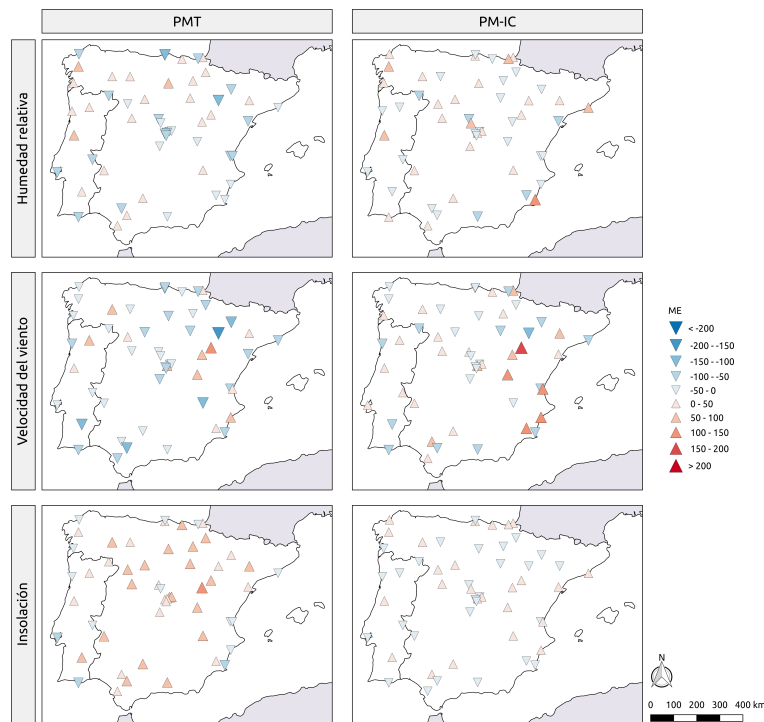


Figura 3.13: Distribución espacial del ME de la estimación anual de ET_0 cuando se estima una variable.

Aparte de los análisis generales, en los que se promedia el comportamiento de las distintas estaciones, es interesante analizar si la distribución espacial de los resultados confirma el mejor rendimiento de PM-IC frente a FAO-PMT y HS en todo el dominio espacial, elaborando para ello distintas figuras en las que se representan los valores de error medio para las distintas situaciones contempladas.

Para el caso de carencia de una variable (Figuras 3.13 y 3.14), se observa que el mayor sesgo aparece con la estimación de la velocidad del viento. En ambos casos (PMT y PM-IC), los mayores errores en la estimación de la velocidad del viento aparecen

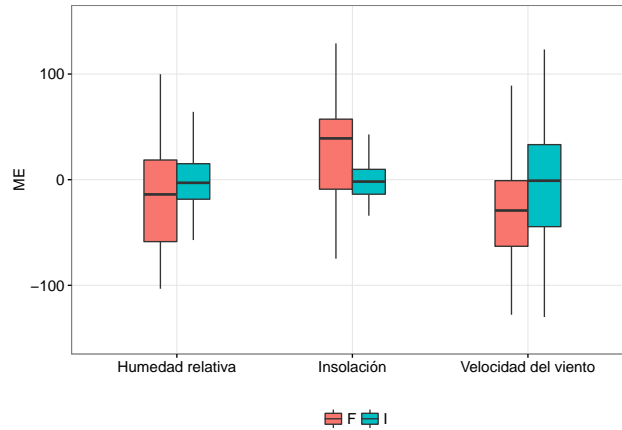


Figura 3.14: Distribución de los valores de ME de la estimación anual de ET_o para las distintas variables.

en el entorno del valle del Ebro, donde la elevada recurrencia de vientos intensos, cierzo principalmente, provocan que la asunción de 2 m s^{-1} como velocidad constante no sea adecuada. Además, la elevada variabilidad espacial del viento en esta región, provoca que la utilización de PM-IC de lugar también a errores importantes, además de presentarse también este problema en el sureste de la Península.

En cuanto a la humedad relativa, en la Figura 3.13 se aprecia cómo en la Península Ibérica se dan situaciones tanto de subestimación como de sobrestimación en ambas variables. Sin embargo, en la Figura 3.14 se aprecia como el método PMT tiene una mayor tendencia a la subestimación y que además los distintos observatorios presentan un comportamiento más contrastado que en el caso de la utilización de la interpolación, cuando además la media del sesgo se sitúa prácticamente en 0.

En el caso de la radiación, en la Figura 3.13 se aprecia, para el método de PMT, un dominio claro de los observatorios en los que existe una sobrestimación de ET_o , que además se confirma en la Figura 3.14, donde se refleja de nuevo que la utilización de la interpolación ofrece una situación mejor a nivel general.

Para el caso de carencia de dos variables, tanto en la Figura 3.15 como en la Figura 3.16 se presentan valores de ME superiores a cuando únicamente falta una variable. El sesgo cometido en PMT es superior a cuando se utiliza PM-IC, lo que se refleja mejor en la Figura 3.16, donde los tres escenarios de PM-IC presentan un sesgo centrado en 0, cosa que para PMT únicamente sucede en el escenario de estimación de datos de velocidad del viento e insolación. En cambio, los dos escenarios en los que se lleva a cabo la estimación de la humedad relativa son los que obtienen peores resultados, tal y como ya se evidenciaba en la Tabla 3.4.

Cuando se dispone únicamente de los datos de temperatura (Figura 3.17 y 3.18), los valores de ME se incrementan de manera significativa, tal y como cabe esperar.

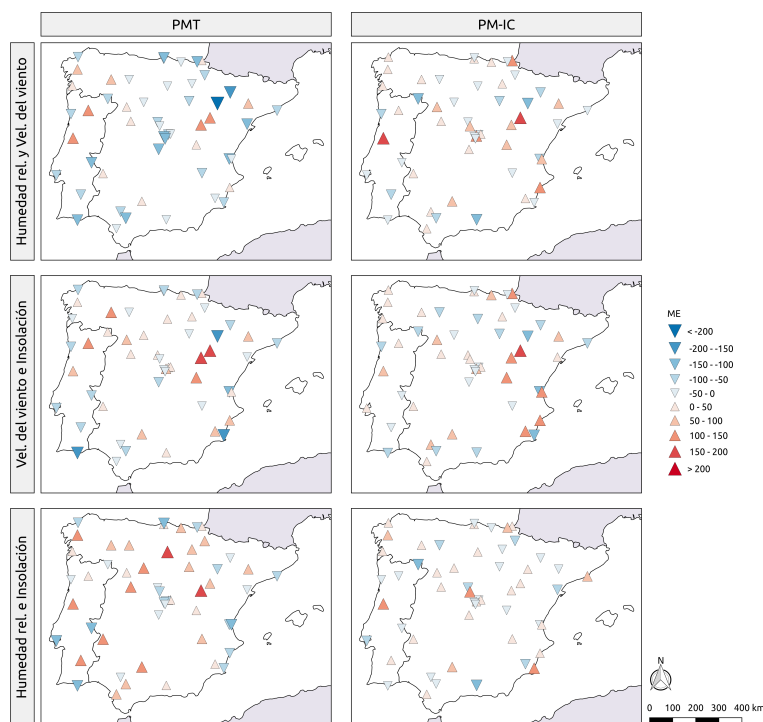


Figura 3.15: Distribución espacial del ME de la estimación anual de ET_0 cuando se estiman dos variables.

Excepto en el caso de PM-IC, el resto de métodos presentan estaciones con un sesgo superior a 200 mm, siendo más notable en el caso de PMT. Se confirma, por tanto, el mejor comportamiento de PM-IC con respecto al resto de métodos testados.

3.5. Evolución temporal

Con los datos de todas las estaciones utilizadas se ha calculado el valor anual promedio para toda la Península Ibérica con cada uno de los métodos (ver Figuras 3.19 , 3.20 y 3.21).

En primer lugar hay que destacar la gran diferencia que existe entre el ajuste de PMT y de PM-IC. Mientras que los métodos PMT muestran una gran variabilidad con respecto al valor calculado de ET_0 , los valores interpolados muestran un ajuste casi perfecto. Este comportamiento se observa tanto con una como con dos variables faltantes.

La Figura 3.21 supone un buen resumen de los análisis realizados. Cuando únicamente está disponible el dato de temperatura, la utilización exclusiva de datos de la propia estación (HS y PMT) lleva a unos resultados anuales con un elevado grado de desajuste, con respecto a los valores observados, que además presenta una elevada variabilidad interanual. Además, como aspecto todavía más importante, se detecta una

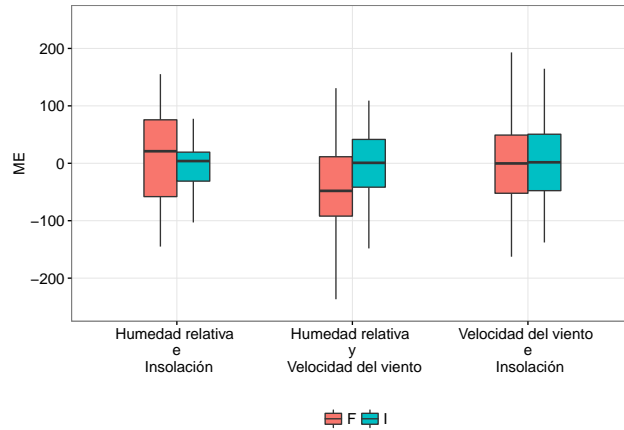


Figura 3.16: Distribución de los valores de ME de la estimación anual de ET_o cuando se estiman dos variables.

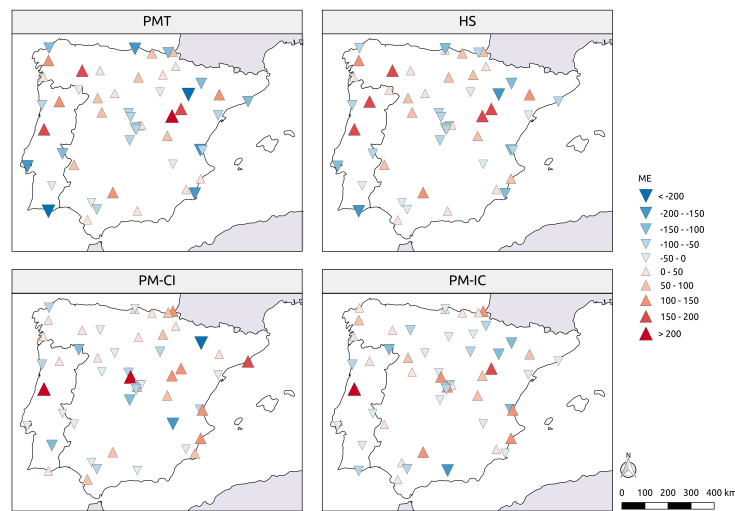


Figura 3.17: Distribución espacial del ME de la estimación anual de ET_o cuando se dispone sólo de datos de temperatura.

tendencia negativa en el residuo, que implica la existencia de una tendencia hacia una mayor subestimación de ET_o , lo que afectaría de manera importante a cualquier estudio de tendencia temporal que utilizara este método de estimación.

Por su parte, los métodos que utilizan datos del resto de estaciones (PM-IC y PM-CI) obtienen unos resultados muy ajustados al valor observado de ET_o y sus residuos presentan estabilidad temporal.

El desajuste de los métodos de estimación PMT y HS tiene como consecuencia que la tendencia temporal estimada a partir de estos métodos sea sensiblemente menor que la tendencia temporal estimada para ET_o (Tablas 3.6 y 3.7). Además, esto implica que existe una tendencia en el residuo de alguno de estos métodos, siendo más importante

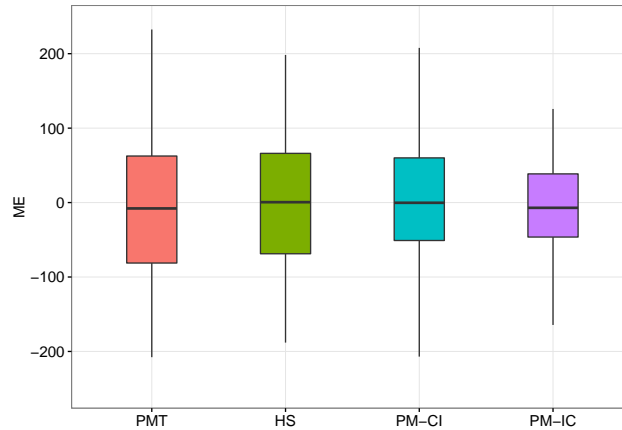


Figura 3.18: Distribución de los valores de ME de la estimación anual de ET_o cuando se estiman dos variables.

en el caso de PMT y HS.

Los escenarios que más se alejan de la tendencia anual observada son aquellos que realizan una estimación de los datos de humedad relativa siguiendo las recomendaciones de la FAO y también el método de HS. En estos casos la tendencia se queda siempre en valores que varían entre los $11.82 \text{ mm dec}^{-1}$ del método $\text{PMT}_{T,W}$ y los 13.95 del método $\text{PMT}_{T,R,W}$. Además, en todos estos casos existe una tendencia significativa en el residuo.

3.6. Discusión y conclusiones

A partir de todos los resultados vistos con anterioridad se recomienda, siempre que sea posible, hacer uso de la interpolación espacial para estimar variables no medidas en el cálculo de ET_o .

Los métodos PMT tienen el problema de estar basados en relaciones estacionarias entre variables, cuyo ajuste a la realidad varía en el espacio pero también en el tiempo. De un modo similar, HS, que únicamente trabaja con datos de temperatura y simplifica la importancia del resto de variables a la utilización de dos parámetros, es incapaz de detectar la variabilidad o tendencias existentes en el resto de variables.

En el caso del presente análisis esto se deriva en dos consecuencias de tipo temporal. La primera es que si se analiza el ajuste de estos métodos mes a mes, se observa una marcada estacionalidad en su rendimiento, pudiendo llegar a presentar resultados contrastados entre la época cálida y la época fría del año (Figuras 3.11 y 3.12). Además, si se analiza la evolución temporal de los valores anuales se detectan dos problemas diferentes. Por un lado existe una importante variabilidad interanual en el residuo. Es decir, estos métodos funcionan mejor en unos años que en otros. Y por otro lado,

Tabla 3.6: Tendencia (en mm dec⁻¹) de la media espacial de los métodos de estimación de ET_o y tendencia del residuo cuando se realiza la estimación de una o dos variables.

	ET _o		Residuo	
	pendiente	p-valor	pendiente	p-valor
FAO-PM ET _o	23.31	1.69×10^{-7}		
Estimación de una variable				
PMT _{T,R,W}	13.95	2.12×10^{-4}	-9.49	2.85×10^{-12}
PMT _{T,H,R}	22.95	1.42×10^{-7}	-1.38	6.20×10^{-2}
PMT _{T,H,W}	21.29	2.30×10^{-8}	-0.43	0.69
PM-IC _{T,R,W}	23.71	1.42×10^{-7}	0.42	1.80×10^{-3}
PM-IC _{T,H,R}	24.14	9.07×10^{-8}	0.50	4.78×10^{-4}
PM-IC _{T,H,W}	23.26	2.01×10^{-7}	1.00×10^{-3}	0.97
Estimación de dos variables				
PMT _{T,R}	13.89	1.10×10^{-4}	-9.47	1.00×10^{-9}
PMT _{T,H}	20.40	3.04×10^{-8}	-1.66	0.19
PMT _{T,W}	11.82	2.13×10^{-4}	-10.29	2.30×10^{-8}
PM-IC _{T,R}	24.10	1.09×10^{-7}	0.55	4.25×10^{-5}
PM-IC _{T,H}	24.05	1.09×10^{-7}	0.49	5.40×10^{-4}
PM-IC _{T,W}	23.70	1.30×10^{-7}	0.50	1.03×10^{-3}

Tabla 3.7: Tendencia (en mm dec⁻¹) de la media espacial de los métodos de estimación de ET_o y tendencia del residuo cuando únicamente se dispone de los datos de temperatura.

	ET _o		Residuo	
	pendiente	p-valor	pendiente	p-valor
FAO-PM ET _o	23.31	1.69×10^{-7}		
Usando datos de estación				
PMT _T	12.96	4.88×10^{-5}	-9.66	2.61×10^{-7}
HS	13.20	2.58×10^{-5}	-9.71	4.37×10^{-7}
Usando datos interpolados				
PM-IC _T	23.97	1.19×10^{-7}	0.52	4.55×10^{-5}
PM-CI	23.24	2.20×10^{-7}	-6.80×10^{-2}	0.73

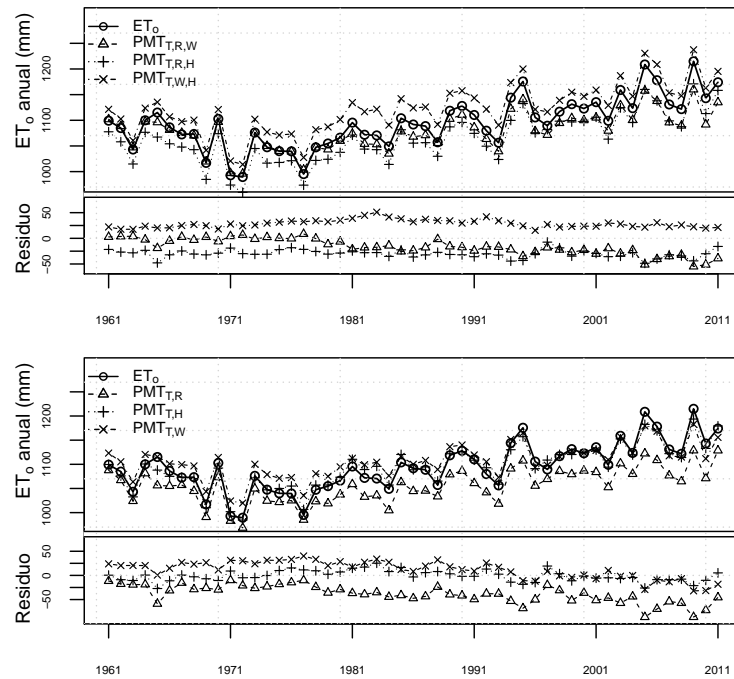


Figura 3.19: Evolución anual de los métodos PMT para la estimación de ET_0 en ausencia de una o dos variables.

existe una deriva temporal en su rendimiento, presentando residuos mayores en los años finales del período de estudio que en los años iniciales, lo que lleva a estos métodos a no detectar de manera adecuada la tendencia existente en ET_0 .

Esto último seguramente está relacionado con la no utilización de datos de humedad relativa por parte de estos métodos. De entre las variables que afectan a ET_0 en España, las dos que presentan un cambio temporal más marcado son la temperatura y la humedad relativa. Mientras que todos los escenarios de comparación de este trabajo disponen de información real de temperatura, no todos disponen de datos reales de humedad relativa, y son precisamente estos últimos, atendiendo a los resultados que se reflejan en las Tablas 3.6 y 3.7, los que presentan una mayor tendencia temporal en el residuo.

Dentro de los estudios climáticos de ET_0 , este problema se convierte en muy relevante, ya que uno de los grandes debates científicos en la actualidad, y al que nos hemos referido de manera detallada en la Introducción como *pan evaporation paradox*, es precisamente el estudio de su tendencia en las décadas pasadas. Los resultados obtenidos en este capítulo van en la línea de las recomendaciones hechas por varios autores de no utilizar métodos de una única variable a la hora de calcular ET_0 (Sheffield et al. 2012; Irmak et al. 2012).

Para la obtención de un mejor rendimiento de HS se recomienda su calibración, procedimiento que es muy habitual y que lleva a una mejora sensible de su ajuste.

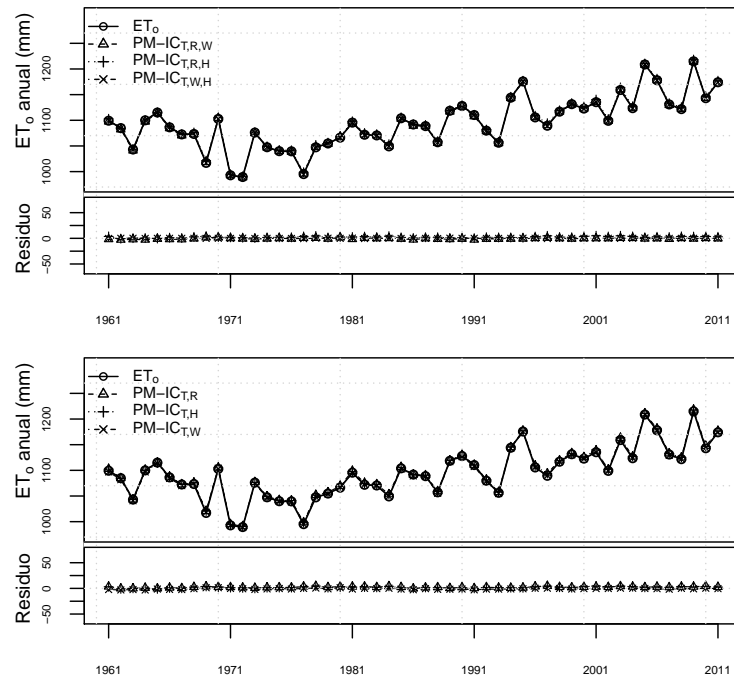


Figura 3.20: Evolución anual de los métodos PM-IC para la estimación de ET_0 en ausencia de una o dos variables.

A pesar de que en este trabajo no se haya realizado ninguna calibración, tanto la presencia de una variabilidad interanual como de una tendencia en el residuo de la comparación entre HS y FAO-PM, nos permiten deducir que estos problemas son inherentes a la utilización de una única variable, y que la calibración puede enmascarar estos problemas, pero no resolverlos. Así, la existencia de una tendencia temporal en el residuo nos alerta de que los parámetros que son útiles en un período determinado de tiempo, pueden dejar de serlo ante la presencia de cambios en alguna de las variables que influyen en ET_0 . De la misma manera, la elevada variabilidad interanual es un aviso de que el proceso de calibración no es capaz de detectar la variabilidad interanual de las variables no medidas.

Por su parte, el método de PMT puede conseguir algunas mejoras aplicando ajustes a la estimación directa de la temperatura del punto de rocío como la temperatura mínima. El propio manual 56 de la FAO ya propone algunas de estas correcciones, y que además se han comentado en la Introducción de este capítulo. En sus respectivos estudios, Todorovic et al. (2013), Raziei y Pereira (2013) y Almorox et al. (2018) utilizan esta corrección a la hora de estimar los datos de humedad relativa. Sin embargo, a pesar de que se pudieran mejorar los resultados globales mediante estas correcciones, sigue tratándose de una relación estacionaria entre variables que seguiría sin ser capaz de detectar la tendencia en la variable no medida, cuando esta tendencia no coincidiera con una del mismo signo y magnitud compatible en la variable observada. De hecho,

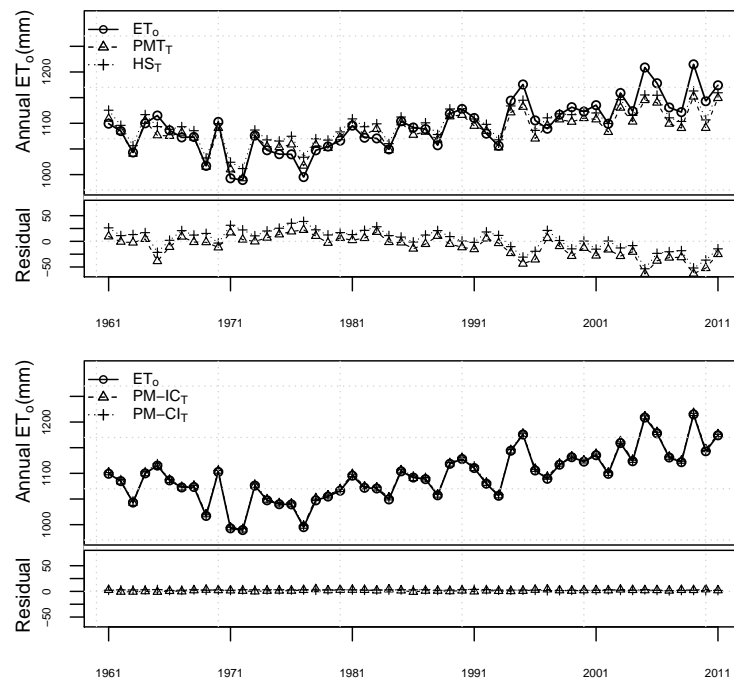


Figura 3.21: Evolución anual de los distintos métodos de estimación de ET_0 con solo datos observados de temperatura.

si tenemos en cuenta que en España se ha descrito una tendencia al descenso de la humedad relativa (Vicente-Serrano et al., 2014a), también registrada en otras regiones de Europa (Vicente-Serrano et al., 2018b), queda claro que la utilización de este método es contraproducente para la generación de una climatología de ET_0 en las últimas décadas.

A la vista de los resultados obtenidos en este capítulo, se toma la decisión de elaborar la base de datos de ET_0 utilizando el método PM-IC, ya que aunque presente algunos problemas, es el único método que garantiza al mismo tiempo la posibilidad de utilizar el máximo número de observaciones posibles, un ajuste similar a lo largo de todo el año y que además se mantiene durante todo el período de estudio.

Dado que PM-IC exige la utilización de datos de todas las variables, será necesario implementar un control de calidad sobre los datos de todas las variables, previo a la utilización de esos datos para generar una base de datos. Dicho control de calidad se explica en el próximo capítulo, y es posterior a este capítulo por dos motivos: i) las variables implicadas en dicho control dependían de los resultados obtenidos en este capítulo y ii) no es posible generar la base de datos utilizando únicamente las estaciones utilizadas en este capítulo.

Capítulo 4

Control de calidad de los datos

En este capítulo se explica el control de calidad realizado al conjunto de todos los datos diarios originales proporcionados por AEMET para las variables de temperatura mínima, temperatura máxima, velocidad del viento, humedad relativa e insolación, necesarias para el cálculo de ET_o mediante la utilización de la ecuación de Penman-Monteith.

El control de calidad permite la detección de valores anómalos o sospechosos que tendrán distinto tratamiento posterior, y se ha diseñado para implementarlo a todos los datos disponibles, a la misma resolución temporal a la que se ha tomado el dato, que mayoritariamente es la resolución diaria.

4.1. Introducción

En la Tabla 4.1 aparece un resumen de la disponibilidad de datos de las distintas variables, siendo la temperatura máxima y la mínima los datos más abundantes, con más de 5.000 estaciones que han tomado dato de temperatura en algún momento dentro del período 1856-2014, lo que representa un total de aproximadamente 35 millones de datos para cada una de estas variables. El número de estaciones se reduce de manera importante para la humedad relativa, velocidad del viento, y sobre todo para la insolación, con algo más de 300 estaciones, a la vez que se reduce el período temporal del cual existen datos. Tanto los datos de humedad relativa como los de velocidad del viento aparecen con una resolución temporal subdiaria, ya que existen distintas tomas de datos a lo largo del día, en concreto a las 00, 07, 13 y 18 UTC. Esto provoca que el volumen de datos de estas variables sea muy importante (17 millones) aunque tanto el período de datos como el número de estaciones sea muy inferior a los de temperatura. Dado que la toma de datos a las 00 UTC es muy poco frecuente, se decide no utilizar esta toma a la hora de construir los valores diarios a partir de la media de los valores subdiarios. Además, dado que ET_o es un proceso mayoritariamente diurno,

la no utilización de valores nocturnos tiene un impacto menor.

Tabla 4.1: Disponibilidad de datos.

Variable	Período	Resolución temporal	Estaciones	Datos
Temperatura máxima	1856-2014	Diaria	5.111	35.146.529 (35M)
Temperatura mínima	1856-2014	Diaria	5.111	35.124.740 (35M)
Humedad relativa	1916-2014	Subdiaria	1.132	17.891.796 (17M)
Velocidad del viento	1916-2014	Subdiaria	980	17.338.486 (17M)
Insolación	1917-2014	Diaria	354	2.654.922 (2M)

Cada una de las variables aparece con unas unidades propias en la base de datos de AEMET (Tabla 4.2), y algunas de las variables presentan un rango físico claramente definido. Así, la humedad relativa debe estar siempre contenida entre 0% y 100%, la velocidad del viento no puede ser nunca inferior a 0 km h^{-1} y la insolación no puede ser nunca inferior a 0 h ni superior a un máximo teórico que depende de parámetros astronómicos y orográficos. En interrogante aparecen aquellos valores que se establecen por climatología de extremos, pero que no se corresponden realmente con el rango de valores posibles de la variable, y que se comentarán más adelante.

Tabla 4.2: Unidades y rango de las variables.

Variable	Unidades	Rango físico
Temperatura máxima	$0.1 \text{ }^\circ\text{C}$?
Temperatura mínima	$0.1 \text{ }^\circ\text{C}$?
Humedad relativa	%	0-100
Velocidad del viento	km h^{-1}	0-?
Insolación	0.1 h	0-máximo teórico

4.2. Metodología

El proceso de detección de valores anómalos que se ha aplicado se describe de forma esquemática en la Figura 4.1. El proceso consta de cuatro pasos, tres de ellos aplicados a los datos originales (ya sean diarios o sub-diarios), y uno a los datos agregados semanalmente. Se trata de un procedimiento en cascada en el que primero se lleva a cabo la detección de valores sospechosos, y antes de pasar al siguiente paso se decide si se eliminan o no dichos datos. En cualquiera de los casos, se almacena la información de todo el proceso en un archivo de metadatos.

Los controles realizados sobre los datos originales consisten en la detección y eliminación, cuando procede, de datos duplicados, datos mal codificados y datos que están fuera de rango. En cuanto a la detección de datos anómalos, después de varios

intentos infructuosos de implementar controles a nivel diario se ha implementado para los datos agregados semanalmente.

Cada uno de los pasos de detección consta de distintos controles que dependen de la variable a tratar, ya que cada una de ellas tiene sus propias especificidades. En todo el proceso las variables se tratan de manera independiente, únicamente controlando la coherencia entre variables en el caso de la temperatura máxima y la temperatura mínima.

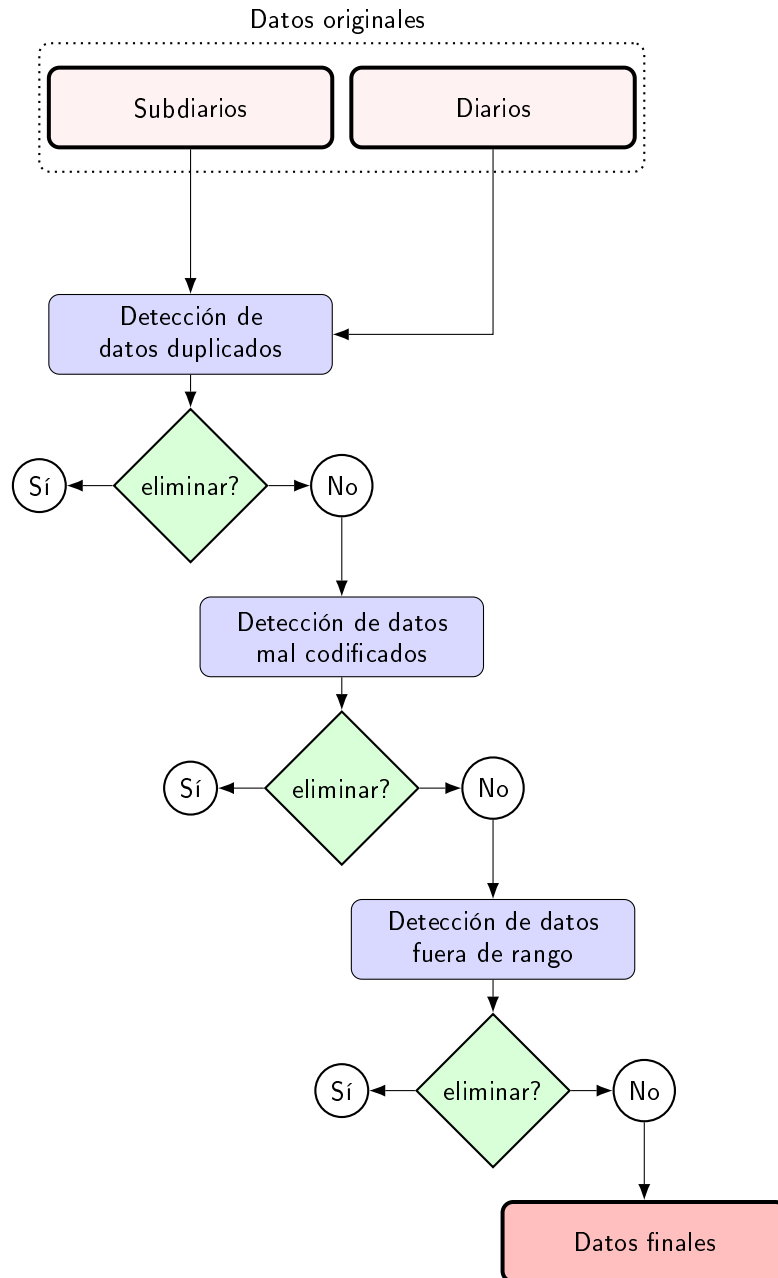


Figura 4.1: Diagrama de flujo del control de calidad aplicado a los datos diarios de AEMET.

De manera más concreta, los controles que se han aplicado a cada variable aparecen resumidos en la Tabla 4.3. Los distintos controles se describen a continuación.

Tabla 4.3: Controles.

Control	Tmax	Tmin	H	W	R
Duplicados					
Meses enteros	✓	✓	✓	✓	✓
Decenas climáticas	✓	✓	✓	✓	✓
Intradecenas	✓	✓	✓	✓	✓
25 días	✓	✓	✓	✓	✓
Mala codificación					
Consecutivos	✓	✓	✓	✓	✓
Ceros falsos	✓	✓			
Poca variación	✓	✓	✓		
Unidades incorrectas	✓	✓			✓
Fuera de Rango					
Físico			✓	✓	✓
Climático	✓	✓		✓	
Coherencia	✓	✓			

4.2.1. Duplicados

La detección de datos duplicados se ha llevado a cabo para todas las variables con el objetivo de detectar datos que no son únicos en la base de datos. Considerando como registro único los datos meteorológicos de un mes específico en una estación meteorológica concreta, coincidiendo con el tipo de fichas de observación mayoritarias, el objetivo de este control es detectar si los datos que aparecen en un registro aparecen de manera idéntica en otro registro de la base de datos, ya que se considera altamente improbable que los datos meteorológicos diarios puedan ser idénticos entre dos meses diferentes. Este tipo de errores son corrientes en bases de datos que han sido digitalizadas a partir de fichas manuales, por la posibilidad de errores en la codificación del observatorio o de la fecha (mes) de observación.

En la Tabla 4.4 se presenta un ejemplo de duplicidad mensual detectada entre datos de un mismo observatorio. El observatorio con código 5604E presenta los mismos datos diarios para el mes de febrero de 1988 y para el mes de febrero de 1990, con la única diferencia del dato del día 29, debido a que el mes de febrero de 1988 era bisiesto y el de 1990 no.

Tabla 4.4: Ejemplo de mes duplicado en la base de datos de AEMET.

ID	Año	Mes	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
5604E	1988	2	120	140	140	120	120	120	90	120	150	160
5604E	1990	2	120	140	140	120	120	120	90	120	150	160
			11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
5604E	1988	2	150	160	160	190	190	190	140	160	190	200
5604E	1990	2	150	160	160	190	190	190	140	160	190	200
			21	22	23	24	25	26	27	28	29	30
5604E	1988	2	190	160	160	170	120	120	80	100	120	-
5604E	1990	2	190	160	160	170	120	120	80	100	-	-

Además de buscar la presencia de este tipo de casos entre meses completos, se consideran también como sospechosos aquellos meses que presentan un mínimo de 25 días con datos idénticos, y aquellos que presentan la duplicidad entre decenas climáticas, existiendo el caso particular de que las decenas duplicadas ocurran dentro de un mismo mes. La búsqueda de duplicidades entre decenas climáticas se realiza debido a la estructura de las tarjetas de observación de AEMET, que de manera habitual presentan tres bloques de columnas, correspondiéndose cada uno de ellos con una decena climática (día 1 al 10, día 11 al 20 y día 21 a final de mes), ya que a la hora de llevar a cabo la digitalización de los datos la lectura de la columna incorrecta puede llevar a la aparición de este tipo de errores.

Al llevar a cabo la detección de registros duplicados en toda la base de datos es posible detectar duplicidades que se produzcan entre los datos de dos observatorios diferentes. En la Tabla 4.5 se presenta un caso de este estilo, en el que el observatorio 0256 y el observatorio 0259 tienen, para el mes de junio de 1966, las series de datos de temperatura máxima prácticamente duplicadas, con la diferencia del dato del día 29.

Tabla 4.5: Ejemplo de mes duplicado en la base de datos de AEMET entre observatorios diferentes.

ID	Año	Mes	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
0256	1966	6	118	136	161	158	102	126	164	139	109	116
0259	1966	6	118	136	161	158	102	126	164	139	109	116
			11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
0256	1966	6	126	168	175	177	180	204	215	175	116	168
0259	1966	6	126	168	175	177	180	204	215	175	116	168
			21	22	23	24	25	26	27	28	29	30
0256	1966	6	148	198	172	142	135	168	187	206	138	143
0259	1966	6	148	198	172	142	135	168	187	206	-	143

En la Tabla 4.6 se presenta un ejemplo de datos duplicados entre decenas, que se corresponde entre los datos del observatorio 4528 del mes de enero de 1976 y el mes de enero de 1977.

Tabla 4.6: Ejemplo de decena climática duplicada en la base de datos de AEMET

ID	Año	Mes	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
4528	1976	1	120	120	90	140	110	70	120	130	150	100
4528	1977	1	120	120	90	140	110	70	120	130	150	100

Ante la detección de estos casos, la decisión de eliminar o mantener el dato va ligada a la distancia temporal y espacial que existe entre los datos. Si la distancia temporal es 0 (es decir, la duplicidad se produce entre datos del mismo mes y mismo año), los datos se eliminan siempre que la distancia espacial sea superior a 1 km (como es el caso del ejemplo de la Tabla 4.5), mientras que si la distancia es inferior se mantienen los datos en la base de datos, pero se marcan como duplicados en los metadatos. En cambio, si la distancia temporal es mayor que 0, los datos se eliminan siempre, ya que no se puede establecer cuál es el dato original y cuál el duplicado (como es el caso del ejemplo de la Tabla 4.6).

4.2.2. Mala codificación

Otro tipo común de error de digitalización es la mala codificación de valores. Se han aplicado varios controles: registros consecutivos, falsos ceros, escasa variación, y error de unidades. Estos controles se describen a continuación.

Consecutivos

El control de registros consecutivos se refiere a la detección de secuencias de días con repetición de un mismo valor. Este control se aplica también a todas las variables, pero con diferencias en cuanto al número de días repetidos consecutivos que se permiten antes de que salte el control de registro sospechoso.

En temperatura (tanto máxima como mínima) se trabaja con dos rangos diferentes, 7 y 15 días. Su aplicación depende de la precisión con la que están tomados los datos, que varía entre 1.0 °C, 0.5 °C y 0.1 °C. La probabilidad de que, con precisión de 1.0 °C, aparezcan ‘n’ días iguales será siempre superior a cuando la precisión es 0.1 °C. Por este motivo, se ha optado por permitir 15 días con precisión de 1.0 °C o 0.5 °C y 7 días cuando es 0.1 °C. En la Tabla 4.7 se adjunta un ejemplo en el que aparecen 16 días consecutivos con un mismo valor de temperatura máxima, considerándose dicha cadena de datos errónea.

Tabla 4.7: Ejemplo de 16 días consecutivos con el mismo valor de temperatura máxima en la estación 5085

Año	Mes	Día	5085
1986	7	12	370
1986	7	13	370
1986	7	14	370
1986	7	15	370
1986	7	16	370
1986	7	17	370
.....
1986	7	22	370
1986	7	23	370
1986	7	24	370
1986	7	25	370
1986	7	26	370
1986	7	27	370

En cuanto a la humedad relativa, existen distintos rangos en función de si existe o no un fenómeno meteorológico que sea capaz de explicar un elevado número de días consecutivos con un mismo valor de humedad. En situaciones de nieblas persistentes es posible que el valor de humedad relativa pueda permanecer fijado a valores muy próximos al 100 % durante varios días consecutivos. En base a la observación de los casos que aparecen, se ha decidido imponer un máximo de 20 días consecutivos con valores de humedad fijos por encima del 95 %. Para valores inferiores, se utiliza como límite de secuencia válida 7 días. En la Tabla 4.8 se adjunta un ejemplo en el que se observa una secuencia de 34 días consecutivos con un valor de humedad relativa de 100 %. Este caso se ha considerado un error de codificación, ya que está por encima de los 20 días consecutivos que se permiten en el caso de humedades superiores al 95 %.

Tabla 4.8: Ejemplo de 34 días consecutivos con valor de humedad al 100 % en la estación 1477U

Año	Mes	Día	1477U
2009	8	4	100
2009	8	5	100
2009	8	6	100
2009	8	7	100
2009	8	8	100
2009	8	9	100
...
2009	9	12	100
2009	9	13	100
2009	9	14	100

Para la insolación se han usado tres valores distintos: 15 días para los casos en que la insolación es igual a 0, 10 días para los casos en que la insolación es superior a 0 y está cercana al máximo teórico y 7 días para el resto de casos. El hecho de aceptar 15 días con insolación igual a 0, y no 20 (como en el caso de la humedad) se debe a que incluso en los episodios de niebla cerrada es altamente improbable acumular más de 15 días sin que se de ni una décima de hora de sol. Además, mientras que los datos de insolación resultan de una observación continua en el tiempo durante todo el día, los datos de humedad relativa diaria resultan de la media a partir de 3 horas puntuales (07, 13 y 18), lo que facilita una mayor acumulación de días consecutivos con humedades relativas cercanas al 100%. Para los días totalmente soleados (aquellos en que la insolación es muy próxima a la máxima teórica y además es constante) se impone un máximo de 10 valores consecutivos, ya que difícilmente se pueden tener más de 10 días consecutivos en los que un día totalmente soleado de lugar al mismo número de horas de sol, teniendo en cuenta que se mide con precisión de 0.1 horas (es decir, de 6 minutos). Siendo estrictos, dicho límite se podría haber establecido incluso en un límite inferior de días, pero hay que asumir que, sobre todo en las observaciones realizadas con el heliógrafo Campbell Strokes, la probabilidad de que se codifiquen dos días soleados con la misma insolación (aunque exista una leve diferencia de 0.1 horas) se incrementa, tanto por el funcionamiento del aparato de medida como por imprecisión implícita en la observación manual.

Para el caso de la velocidad del viento se ha usado el valor estándar de 7 días consecutivos. Básicamente se ha utilizado este valor por coherencia con el resto de variables.

Tabla 4.9: Control días consecutivos

Variable	Valor	Días
Temperatura	0.1 °C	7
	0.5/1.0 °C	15
Humedad	>94 %	20
	<95 %	7
Viento		7
Insolación	max.teorico	10
	0	15
	>0 y <max.teorico	7

Ceros Falsos

Especialmente en los datos de temperatura se han detectado casos en los que la ausencia de dato está codificada de manera errónea con un 0, lo que requiere la detección de estos casos y su posterior eliminación. Los casos más sencillos de detectar son aquellos en los que tanto la temperatura máxima como la mínima tienen un valor de 0 para un mismo día. Sin embargo, se pueden dar casos en los que exista un cero falso en temperatura máxima un valor distinto de cero en la mínima, y viceversa. En la Tabla 4.10 se adjunta un ejemplo de una temperatura de 0°C que se considera como errónea. Para el día 31 de agosto, la temperatura mínima que aparece en la base de datos es de 0°C, mientras que los días anteriores y posteriores presentan mínimas entorno a 20°C.

Tabla 4.10: Ejemplo de cero falso en temperatura mínima

Año	Mes	Día	5802A
1987	8	28	240
1987	8	29	170
1987	8	30	190
1987	8	31	0
1987	9	1	180
1987	9	2	180
1987	9	3	200

Escasa variación

Llamamos control de escasa variación a un control que calcula, para un período de tiempo determinado, la diferencia entre el máximo y el mínimo que toma la variable, para marcar como sospechosos aquellos períodos en que dicha diferencia se encuentra por debajo de un límite establecido, y que depende de la variable con la que se trabaja. Para las variables de temperatura, considerando la máxima y la mínima como dos variables independientes, se considera como erróneo un mes entero que presente una oscilación inferior a 2.5°C. En el caso de humedad relativa, la oscilación que se establece se fija en un 3%, y tal y como sucede con los días consecutivos se distingue entre valores observados superiores a 94%, para los que se permiten 20 días con esta oscilación máxima, y valores observados inferiores a 95%, para los que se permiten 7 días. En la Tabla 4.11 se adjunta un ejemplo para la humedad relativa, en la que se observa en los datos originales (sub-diarios) una oscilación máxima inferior al 3% para un período superior a 7 días. Concretamente, para el período mostrado en la tabla, la humedad relativa mínima es del 84% y la máxima del 86%, oscilación que se considera altamente improbable durante un período de tiempo tan prolongado.

Tabla 4.11: Ejemplo de poca variación en humedad relativa en la estación 6001

Año	Mes	Día	Diario	07	13	18
1991	9	2	85.7	85	86	86
1991	9	3	85.3	84	86	86
1991	9	4	85.3	86	85	85
1991	9	5	85.3	86	85	85
1991	9	6	85.7	86	86	85
1991	9	7	86.0	86	86	86
1991	9	8	85.0	86	84	85
1991	9	9	84.7	84	85	85
1991	9	10	82.3	86	85	70

Unidades incorrectas

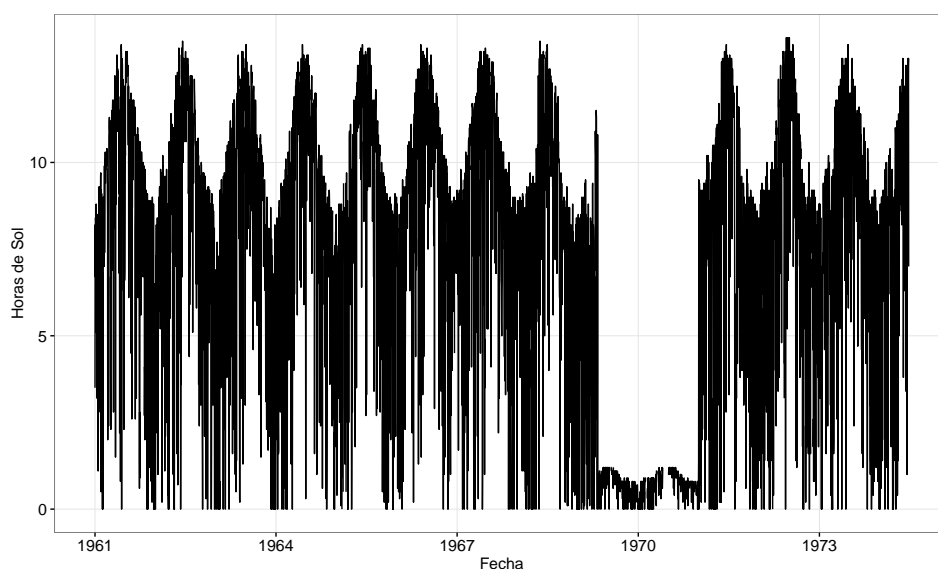


Figura 4.2: Ejemplo de error en las unidades en insolación

El control de unidades incorrectas hace referencia a la detección de períodos en que los datos no aparecen en las unidades que deberían. Es posible detectar esta situación con estrategias de coherencia temporal de los datos. Existen ocasiones, por ejemplo, en que los datos de temperatura, en lugar de aparecer en décimas de grado, aparecen directamente en grados. Su detección se realiza a partir del control de meses que tienen una temperatura absoluta inferior a 4°C , pero que además, presentan una variación de temperatura para todo el mes inferior a 3°C . En insolación pasa una cosa similar, con datos que aparecen en horas de sol en lugar de décimas de horas de sol, y se detectan a partir de fijar un límite de 25 días consecutivos con una insolación inferior a 2 horas diaria. En la Figura 4.2 se muestra un ejemplo de este tipo de error, en el que se observa que para el período comprendido entre el año 1968 y el año 1970, las horas de sol para la estación 6297 es muy bajo. La multiplicación de dichos valores por 10 no es una

solución viable, ya que los días con una insolación realmente baja se transformarían en días muy soleados, perdiendo así la variabilidad natural de insolación para ese período en concreto.

4.2.3. Datos fuera de rango

La detección de datos fuera de rango se hace en base a los rangos físicos de la variable (en caso de tenerlos) y de unos rangos climáticos, cuando no existen rangos físicos.

Tabla 4.12: Datos fuera de rango

Variable	Físico	Climático
Temperatura		$>50\text{ }^{\circ}\text{C}$ $<-35\text{ }^{\circ}\text{C}$
Humedad relativa	$<0\%$ $>100\%$	
Viento	$<0\text{ km h}^{-1}$	$>220\text{ km h}^{-1}$
Insolación	<0 $>\text{max.teorico}$	

Finalmente, se considera que los controles de coherencia entre temperatura máxima y temperatura mínima son también un control del tipo fuera de rango. La coherencia en este caso se comprueba a partir de que la temperatura máxima sea superior a la temperatura mínima, y que la amplitud térmica diaria sea inferior a $35\text{ }^{\circ}\text{C}$ (se sabe que este control genera falsos positivos).

4.3. Resultados

A continuación se muestran los resultados de la aplicación de los controles descritos en el apartado anterior.

4.3.1. Duplicados

En la Tabla 4.13 aparece un resumen del número de detecciones para los distintos controles de duplicados, diferenciando entre variables, y para cada una de ellas diferenciando también entre el número de casos detectados y el número de casos eliminados. Los valores que aparecen hacen referencia al número de datos afectados, siendo días para temperatura máxima, mínima e insolación y datos sub-diarios para humedad relativa y viento. Además, se añade también una columna indicando el número total de afectaciones por variable. Dicho número no se corresponde con la suma directa del número de casos de todos los controles, ya que hay datos que pueden resultar

sospechosos en más de uno de estos controles. Por una parte destacan las temperaturas máximas y mínimas con un gran número de casos (tanto detectados como eliminados), debido principalmente a que son las variables para las que se tienen más datos. Sin embargo, los datos de viento presentan también un número muy elevado de detecciones.

Tabla 4.13: Número de datos detectados/eliminados como duplicados en función de la variable y el control. Para temperatura e insolación el número de datos equivale a días, mientras que para humedad relativa y viento se trata de datos subsidiarios.

Variable		Meses enteros	Decenas climáticas	Intradecenas	25 días	Total
Temperatura máxima	Detectados	209.219	300.021	1.075	111.972	334.730
	Eliminados	154.535	94.603	1.075	76.448	263.197
Temperatura mínima	Detectados	206.491	324.822	3.153	96.937	355.338
	Eliminados	156.922	84.018	3.153	71.476	252.430
Humedad relativa	Detectados	11.780	18.160	3.392	18.848	24.264
	Eliminados	9.548	4.464	3.392	12.888	18.270
Viento	Detectados	104.408	120.152	6.496	136.152	155.104
	Eliminados	56.544	16.934	6.496	84.794	102.384
Insolación	Detectados	9.920	16.972	403	8.835	20.070
	Eliminados	6.045	7.830	103	7.831	16.387

El número de observatorios en los que se detecta alguna duplicidad sigue un patrón similar al del número de casos detectados (Tabla 4.14), suponiendo la temperatura máxima y la temperatura mínima las dos variables con un mayor número de observatorios afectados (1.400). De nuevo, la velocidad del viento presenta un número claramente superior a la humedad relativa, a pesar de tener un número similar de observaciones.

Tabla 4.14: Número de estaciones afectadas por la detección de datos duplicados en función de la variable.

Variable	Estaciones
Temperatura máxima	1.408
Temperatura mínima	1.446
Humedad relativa	57
Velocidad del viento	137
Insolación	71

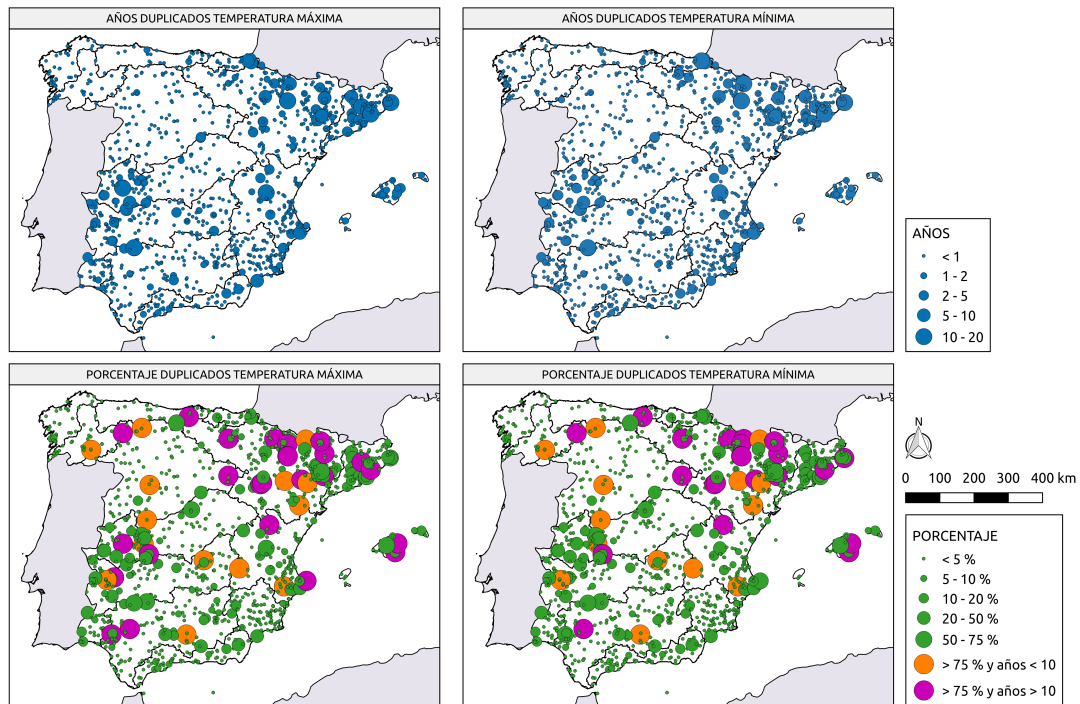


Figura 4.3: Distribución espacial del número de datos sospechosos y el porcentaje que suponen con respecto a los datos totales según los controles de datos duplicados para temperatura máxima y temperatura mínima.

En la Figura 4.3 se representa la distribución espacial de las estaciones que presentan algún mes duplicado, tanto para temperatura máxima como para temperatura mínima. Además, se representa también la afectación que este problema supone a las series, de manera que se puede identificar el número de años que representan los datos duplicados, y el porcentaje que suponen esos datos duplicados con respecto a la longitud total de las series. Parece no existir un patrón claro con respecto a los observatorios que presentan alguna duplicidad. Sin embargo, se observa como las series que presentan una mayor cantidad de datos afectados tienden a concentrarse en la cuenca del Ebro, las cuencas internas catalanas y la cuenca del Tajo.

En cuanto a la afectación porcentual es importante remarcar la presencia de observatorios con más del 75% de datos afectados por este problema, apareciendo un número similar de casos en series que tienen una duración total de menos de 10 años y en series que tienen una duración total superior a este límite.

En la comparación de los mapas de temperatura máxima y temperatura mínima se detecta una gran similitud en el comportamiento entre ambas variables, que se confirma cuando se comparan, para cada estación afectada, el número de casos de duplicados para temperatura máxima y para temperatura mínima (Figura 4.4).

Los datos duplicados se pueden detectar entre pares de datos que se encuentran ampliamente separados en el tiempo, aunque lo más habitual, es que las duplicidades

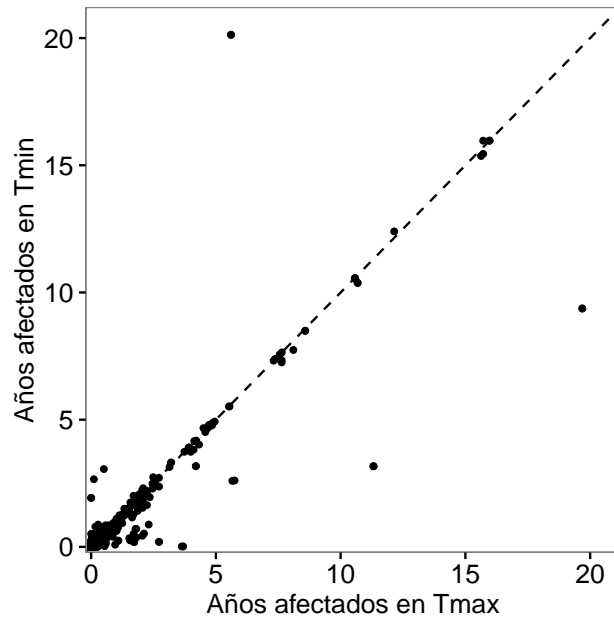


Figura 4.4: Relación entre los casos de duplicados de temperatura máxima y temperatura mínima, representando cada punto un observatorio.

se detecten entre datos que están contenidos dentro del mismo año, o entre un año y el siguiente. Esto es lo que se extrae de la lectura de la Figura 4.5, en la que se representa de manera gráfica la relación entre la aparición temporal del primer y segundo dato duplicado. Así, la mayoría de casos se distribuyen entorno a la línea 1:1, lo que significa que la primera y la segunda aparición del dato duplicado se produce en el mismo año, o en años consecutivos. Sin embargo, existen algunos casos muy llamativos, con distancias temporales que llegan a superar los 50 años, como el caso de una duplicidad que se produce entre un dato de los años '20 y otro del año 2000.

Además, se detecta cómo existe una concentración de casos de duplicados en los años '80, que se evidencia por los puntos de color rojo que aparecen durante algunos años, indicando un número superior a 100 casos de duplicidad completa mensual (lo que equivale a más de 6.000 datos diarios afectados en ese período).

Es posible llevar a cabo también un análisis de la relación existente entre la distancia temporal y espacial de las duplicidades que se detectan. En la Figura 4.6 se representa esta relación para los casos detectados en temperatura máxima, dando lugar a un conjunto de puntos distribuidos a lo largo de dos ejes, el que se corresponde con distancia temporal 0 (es decir, duplicidades que se producen entre datos del mismo mes y mismo año) y otro que se corresponde con una distancia espacial igual a 0. Es decir, las duplicidades que se producen entre momentos alejados temporalmente se corresponden con duplicidades que se detectan en el seno de una misma serie temporal de un observatorio, y que por tanto, presentan una distancia espacial igual a 0. Justo

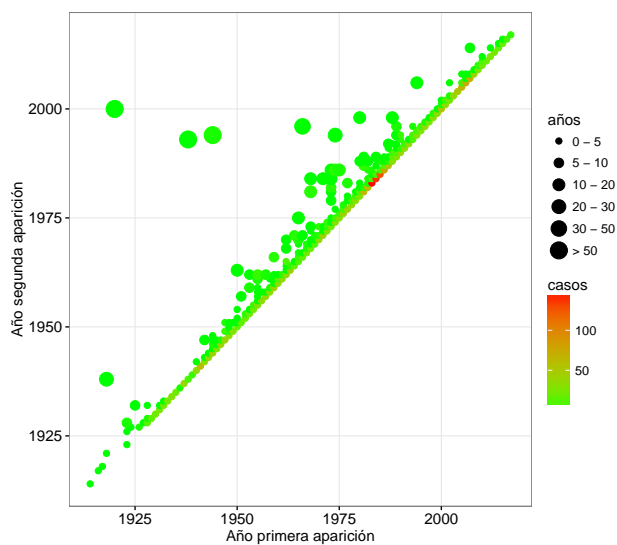


Figura 4.5: Distribución temporal de la aparición de los datos duplicados y distancia temporal entre primera aparición del dato y la segunda aparición.

al contrario, las duplicidades que se detectan entre observatorios alejados en el espacio se corresponden con duplicidades que afectan a datos que se corresponden al mismo momento temporal (distancia temporal igual a 0). Además de los casos de diferencia temporal elevada que ya se habían comentado previamente, se detectan casos que presentan una distancia espacial superior a 100 km.

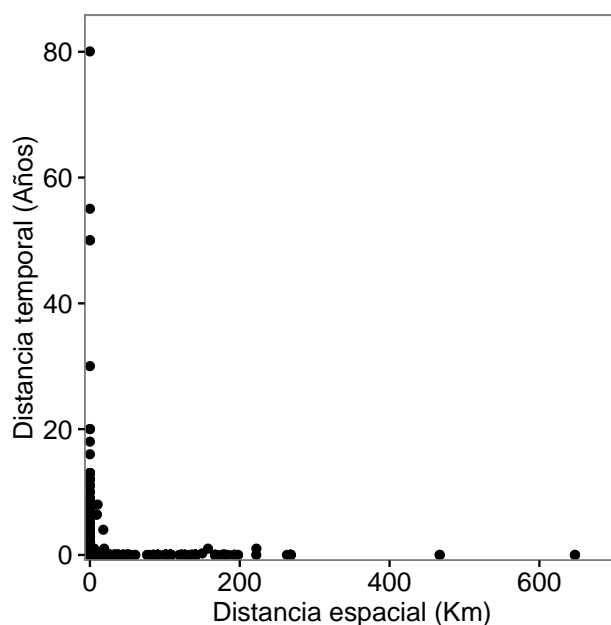


Figura 4.6: Distancia espacial y temporal de las duplicidades entre meses enteros de temperatura máxima

4.3.2. Mala codificación

El número de datos que se detectan mediante los distintos que se agrupan bajo el conjunto de mala codificación es mucho menor al del número de datos que se detectan en el control de duplicados (Tabla 4.17). Además, existe la diferencia de que en este grupo de controles, la eliminación de un dato sospechoso es mucho menor a la eliminación de duplicados vista anteriormente.

Tabla 4.15: Número de datos detectados/eliminados por mala codificación.

Variable	Consecutivos	Ceros falsos	Poca variación	Unidades incorrectas
Temperatura máxima	1.731	2.024	5.794	969
Temperatura mínima	3.696	5.371	21.445	5.805
Humedad relativa	234	-	438	-
Velocidad del viento	4.002	-	-	-
Insolación	320	-	-	11.585

Los datos de temperatura máxima y de temperatura mínima son los únicos que se someten a todos los controles que forman este grupo, detectándose errores en todos los casos. Para este grupo de controles, se detectan más casos de datos erróneos en los registros de temperatura mínima que en los de temperatura máxima, especialmente en el caso de datos con poca variación, en los que se detectan algo más de 21.000 datos erróneos en temperatura mínima y poco más de 5.000 en temperatura máxima.

Tabla 4.16: Número de estaciones afectadas por la presencia de errores de mala codificación.

Variable	Estaciones
Temperatura máxima	810
Temperatura mínima	1.001
Humedad relativa	25
Velocidad del viento	123
Insolación	48

Los datos de humedad relativa, únicamente sometidos al control de presencia de datos consecutivos y de poca variación, están afectados únicamente en poco más de 700 datos en total. En cambio, en el caso de la velocidad del viento el número de datos consecutivos que se detectan es muy superior, estando ligeramente por encima de los 4.000 datos afectados.

En cuanto a insolación, a pesar de detectarse algunos casos de datos consecutivos, el control más destacable es el de Unidades incorrectas, que guarda relación con períodos

de tiempo en los que la insolación aparentemente se encuentra codificada directamente en horas de Sol en lugar de en décimas de horas, y que se relaciona con el ejemplo presentado en la Figura 4.2.

En la Tabla 4.16 aparece el número de estaciones afectadas por la presencia de alguno de estos tipos de errores para cada una de las variables, destacando con el mayor número las dos variables de temperatura, siendo la temperatura mínima la que presenta un mayor número de estaciones afectadas, con 1.001, mientras que temperatura máxima presenta únicamente 810 estaciones afectadas.

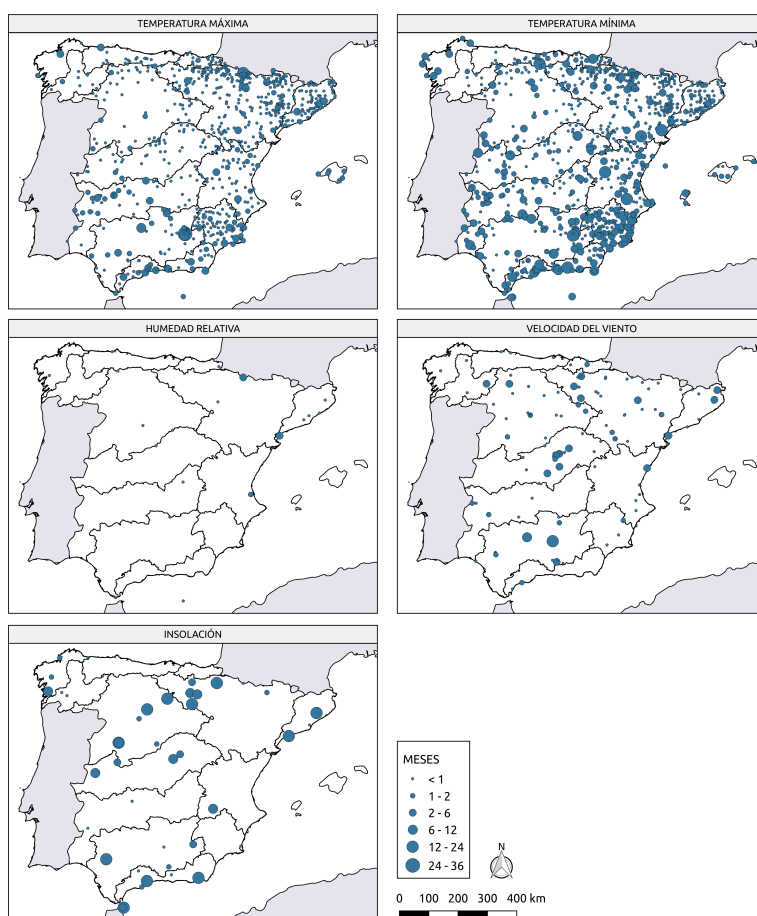


Figura 4.7: Distribución espacial del número total de errores de mala codificación para las distintas variables.

En la Figura 4.7 se representa la distribución espacial de los errores de mala codificación para las distintas variables, así como el número de datos afectados para los observatorios que presentan algún caso. Debido al mayor número de observatorios afectados, la cobertura espacial de los observatorios que presentan errores es mayor en el caso de las temperaturas máximas y las temperaturas mínimas. Además, el hecho de que la temperatura mínima presente un mayor número de datos erróneos se refleja en una mayor presencia de observatorios con varios meses de datos afectados, siendo

especialmente notable la diferencia entre temperatura máxima y temperatura mínima en el sureste Peninsular.

Tanto la humedad relativa como la insolación presentan un número bajo de observatorios afectados. Sin embargo, el número de datos afectados en insolación es mucho mayor, lo que se refleja en una gran cantidad de observatorios presentando más de 6 meses con datos erróneos.

4.3.3. Datos fuera de rango

Los controles de esta categoría son los que menos casos detectan, resultando que para los controles de fuera de rango físico no se detecta ningún caso. Sí que se detectan algunos casos que suponen que el dato esté fuera del rango climático de la variable, siendo más importantes las detecciones para la temperatura. Se ha detectado un caso en el que la temperatura máxima observada está por encima de 50 °C y 373 casos en los que la amplitud térmica diaria es superior a 35 °C. Por su parte, existen 30.748 datos para los que la temperatura máxima es inferior o igual a la temperatura mínima.

Tabla 4.17: Número de datos detectados/eliminados por mala codificación.

Variable	Físico	Climático	Coherencia
Temperatura máxima	-	1+373	30.748
Temperatura mínima	-	0+373	30.748
Humedad relativa	0	-	-
Velocidad del viento	0	71	-
Insolación	0	-	-

4.4. Discusión y conclusiones

En este capítulo se ha comprobado la importancia de desarrollar un control de calidad sobre la base de datos entera y no sobre un subconjunto de la misma (espacial o temporal), debido a la detección de un gran número de datos duplicados en la base de datos, tanto espacial como temporalmente. La detección y eliminación de datos duplicados entre observatorios que se encuentran alejados en el espacio evita trasladar unas condiciones no realistas a los observatorios que se ven afectados por este tipo de error, lo que a su vez tiene una gran importancia a la hora de llevar a cabo una base de datos de ET_o , especialmente cuando los datos duplicados se detectan entre observatorios de comportamiento muy contrastado. Este tipo de control es la primera vez que se desarrolla sobre la base datos de AEMET, y resultaría de gran importancia

generalizar su aplicación al tiempo que se lleve a cabo una corrección de los datos en la base de datos original. Si bien en esta Tesis Doctoral se ha optado por la eliminación directa de los datos duplicados, llevando a cabo un análisis exhaustivo podría ser posible detectar qué datos son los originales y qué datos son realmente duplicados. En muchos casos, también, se podrían recuperar los datos descartados por duplicación recurriendo a la fuente original de los datos.

El desarrollo de controles que utilizan parámetros de detección específicos para cada una de las variables supone también un avance, especialmente en aquellos que se refieren al número de días consecutivos que se permiten en los datos de humedad relativa y en los de insolación, distinguiendo aquellas situaciones que pueden tener alguna explicación meteorológica de aquellas que suponen un error evidente. Por ejemplo, este tipo de discriminación permite conservar en la base de datos los datos de humedad relativa que se corresponden a episodios de nieblas persistentes y duraderas, y que son episodios que tienen una gran relevancia al calcular el valor de ET_0 .

El control de calidad se ha implementado en un sentido univariante. Es decir, se ha trabajado cada variable meteorológica de manera independiente, existiendo únicamente algunos controles de coherencia entre la temperatura máxima y la temperatura mínima.

Algunas mejoras futuras a los controles diseñados en este capítulo podrían pasar por:

1. implementar un mayor número de controles de coherencia entre las distintas variables con las que se ha trabajado;
2. regionalizar, en base a la climatología, los parámetros de detección de los distintos controles implementados;
3. desarrollar un proceso de control que tenga en consideración la interdependencia entre distintas variables.

Capítulo 5

Generación de una base de datos de ET_0 utilizando kriging universal

5.1. Introducción

Una vez se ha determinado el mejor método para el desarrollo de una base de datos de ET_0 en un escenario de escasez de datos, y además se ha llevado a cabo un control de calidad sobre los datos de los que se dispone, se puede empezar ya con el desarrollo de la base de datos de ET_0 . Este capítulo se dedica a explicar los distintos pasos que se han seguido para desarrollar una base de datos de ET_0 con una resolución temporal semanal para el período 1961-2014, y con una resolución espacial de 1.1 km^2 que cubre la España Peninsular y las Islas Baleares.

Debido a que una de las finalidades de la base de datos de ET_0 que se desarrolla en este capítulo es llevar a cabo estudios climáticos que permitan aportar resultados al debate existente sobre la existencia (o no) de una tendencia en la AED ligada a la subida de temperaturas, es necesario que la base de datos cubra un período temporal suficientemente dilatado como para permitir el desarrollo de análisis climáticos que den resultados consistentes, para lo que se suele recomendar la utilización de un período mínimo de 30 años (World Meteorological Organization, 2017). A la hora de llevar a cabo estudios sobre la tendencia temporal de una determinada variable es recomendable que ese período se extienda lo máximo posible. La elección del período 1961-2014 se ha hecho a partir de la combinación entre la necesidad de obtener series temporales de ET_0 lo más dilatadas posibles junto con la disponibilidad real de datos que se ha analizado anteriormente comprobándose cómo el año 1961 supone un salto importante en las observaciones disponibles de humedad relativa y velocidad del viento.

Del análisis realizado en el capítulo de escasez de datos se desprende que la mejor metodología para trabajar en situaciones en las que faltan varias de las variables para el cálculo de ET_0 es la utilización del esquema PM-IC. Es decir, primero estimar los

datos de las variables faltantes haciendo uso de la interpolación espacial mediante kriging universal y posteriormente calcular ET_o haciendo uso de Penman-Monteith.

Llegados a este punto ya sabemos los datos de los que disponemos para llevar a cabo el cálculo de ET_o , sabemos también que PM-IC es la mejor estrategia para el cálculo de ET_o en situaciones de escasez de datos y además, hemos pasado un control de calidad sobre los datos obtenidos de AEMET.

La utilización de todos los datos disponibles para la generación de la base de datos de ET_o implicaría combinar el uso de una técnica de interpolación espacial, en este caso kriging universal, con un número cambiante de observaciones, lo que puede acarrear, entre otros problemas, cambios en la variabilidad temporal en el campo final ligados a la aparición-desaparición de observatorios, así como la introducción de inhomogeneidades en el campo final (Hofstra et al., 2009; Frei, 2014). La aparición de estos problemas en el campo final interpolado pueden dar lugar a una interpretación climática incorrecta de los resultados que se obtienen (Beguería et al., 2016), además de propagarse estos efectos de manera no controlada hacia el campo final de ET_o .

Para evitar esta situación, lo más recomendable es trabajar con un conjunto constante de observatorios. Sin embargo, como se ha visto en el capítulo de Datos, las distintas variables requeridas para el cálculo de ET_o tienen una disponibilidad muy diferente, lo que nos llevaría a la situación que si quisiéramos utilizar el mismo conjunto de datos para todas las variables se dispondría de datos de muy pocas estaciones, en torno a unas 50. Esto nos lleva a tomar la decisión de utilizar un conjunto de observatorios propio para cada variable, que aunque no implique la aparición de los problemas anteriormente mencionados, sí que puede llevar a una situación donde el ajuste de los datos interpolados a la realidad difiera de una variable a otra. Para intentar controlar este efecto y su posible impacto en el cálculo de ET_o , se propone utilizar la varianza de la interpolación como una estimación de la incertidumbre para cada una de las variables climáticas utilizadas. Gracias a la técnica de propagación de incertidumbre explicada en el capítulo de Metodología, se podrá obtener una estimación de la incertidumbre de ET_o a partir de la estimación de la incertidumbre de cada una de las variables.

Aunque la selección de observatorios a utilizar se haga teniendo especial precaución en elegir aquellas estaciones que presenten una mayor duración en sus series temporales es común que, incluso las series de los observatorios más completos, contengan algunos períodos intermedios sin datos. Además, la posibilidad de que aparezcan pequeños huecos en las series de datos se incrementa después de haber pasado un control de calidad a los datos, especialmente después de haber visto el gran número de casos detectados por los controles de datos duplicados. La utilización de un observatorio con

períodos temporales de ausencia de datos en el proceso de interpolación llevaría a la utilización de un número cambiante de observaciones, que es precisamente lo que se quiere evitar. Para intentar evitar este problema es posible utilizar técnicas de relleno de datos, que permiten, a partir de la comparación de los datos comunes de distintas series temporales, estimar los datos faltantes en alguna de ellas. Este procedimiento, además de permitir rellenar los huecos existentes, puede ser también útil para extender los datos de algunas series temporales, de tal manera que una estación que empieza algún tiempo después de 1961 (o acaba algo antes que 2014), pueda llegar a utilizarse.

Aunque el relleno de datos sea también una estimación, la diferencia con el proceso de interpolación es que en el caso del relleno se utiliza la dimensión temporal y únicamente para aquellos observatorios en el que existe un mínimo período de datos de la variable que se pretende rellenar. En cambio, la estrategia PM-IC está pensada para estimar el valor de variables meteorológicas para el cálculo de ET_o en puntos donde no existe ninguna medida de esa variable, o las medidas que existen no son suficientes como para utilizar el proceso de relleno y extender su serie temporal.

La resolución temporal semanal de la base de datos sale del compromiso entre la riqueza capturada en la base de datos (con una resolución diaria y sub-diaria para el período analizado) y la complejidad en el desarrollo de la base de datos de ET_o , que viene determinada en gran medida por el incremento de variabilidad de los datos a medida que se incrementa la resolución temporal del análisis. La dificultad de algunos procesos como el relleno y la interpolación espacial, por ejemplo, se incrementa notablemente al trabajar con dato diario, viéndose afectada la calidad del producto obtenido, así como su nivel de certidumbre.

Es bien conocido que los procesos de relleno y homogeneización tienen un mejor rendimiento cuando se trabaja con datos mensuales, y este es el motivo de que numerosos estudios hayan utilizado esta resolución temporal. Sin embargo, los datos mensuales conservan una menor variabilidad que los datos diarios y que los semanales, al ser una agregación temporal de los mismos. Es por ello por lo que se ha optado en este caso por trabajar a una resolución semanal, como mejor compromiso entre las dos escalas.

5.2. Metodología

El esquema general que se ha diseñado para la generación de la base de datos de ET_o por universal kriging se representa gráficamente en el diagrama de la Figura 5.1.

Antes de llevar a cabo el proceso de interpolación espacial de las variables es necesario realizar una serie de pasos previos, que incluyen un control de calidad de

los datos diarios, la agregación temporal de los datos diarios a datos semanales, el relleno de los datos faltantes, la selección de las estaciones que vamos a utilizar, la homogeneización de las series temporales correspondientes. Una vez finalizados todos estos procesos, que se implementan de manera independiente para cada variable, es posible llevar a cabo la interpolación espacial mediante la utilización de kriging universal, que permite, además de utilizar los datos de la variable climática, incorporar variables geográficas estrechamente relacionadas con la climatología, como son la distancia al mar y la elevación. Una vez se han interpolado los datos de todas las variables climáticas ya es posible llevar a cabo el cálculo de ET_o aplicando la fórmula de Penman-Monteith adaptada por la FAO, al mismo tiempo que también se puede estimar su incertidumbre utilizando el método de propagación de incertidumbre.

Aunque no aparece reflejado en el esquema, en el caso de la humedad del aire y posteriormente al control de calidad de los datos diarios, se han transformado los datos de humedad relativa originales a valores de temperatura de punto de rocío, utilizando para ellos los datos de temperatura máxima y temperatura mínima. Dicha transformación se ha llevado a cabo para facilitar el tratamiento de los datos de humedad en los pasos subsiguientes, debido a que la distribución de los datos de temperatura de punto de rocío permite trabajar de manera más sencilla.

Además de la necesidad de aplicar un proceso de relleno de datos, que ya se ha justificado en la introducción de este capítulo, se ha considerado también deseable implementar un proceso de homogeneización de los datos que se vayan a utilizar, para evitar propagar inhomogeneidades de los datos originales hacia el producto resultante. Una serie climática se considera homogénea si la variabilidad que aparece en los datos tiene como origen único la variabilidad climática, no pudiéndose explicar dicha variabilidad por las condiciones en las que se toman los datos o a cambios que se hayan producido en las condiciones en las que se realizan estas observaciones (Aguilar et al., 2003). Cuando esto último sucede, es decir, cuando una parte de la variabilidad de los datos de una serie climática se puede explicar por las condiciones en las que se realizan las medidas, o a cambios en estas condiciones, se habla de inhomogeneidad, ya que la variabilidad de los datos no responde únicamente a la variabilidad climática sino a otros efectos. Antes de llevar a cabo cualquier análisis climático resulta por tanto importante detectar (y eliminar en la medida de lo posible) las inhomogeneidades que puedan estar afectando a una serie temporal, ya que de lo contrario los resultados finales obtenidos podrían estar reflejando una situación diferente a la realidad. El tratamiento de las posibles inhomogeneidades, tanto su detección como su corrección, resulta mucho más sencillo con la presencia de unos buenos metadatos que nos informen escrupulosamente sobre las condiciones en las que se toman las medidas, y todos los cambios que se

producen a este respecto (Aguilar et al., 2003). Así, acciones tan simples como pintar de nuevo la garita que protege el sensor de temperatura, o cambiar el propio sensor, pueden provocar un cambio en las medidas de temperatura que no responde a un cambio en las condiciones climáticas, sino a un cambio en las condiciones en las que se toman los datos. La no anotación sistemática de las condiciones de medida y sus cambios en forma de metadatos obliga a la utilización de algoritmos de detección (y corrección) de inhomogeneidades, que actúan de manera más o menos automática, y que habitualmente hacen uso de la relación estadística entre la serie climática que se está verificando y las series climáticas vecinas.

En el caso particular de esta tesis, los únicos metadatos de los que se dispone son las coordenadas de la estación y su elevación. Es por eso que para la detección de los posibles problemas de homogeneidad de las series climáticas ha sido necesario hacer uso de un algoritmo de detección.

En el esquema del proceso, la homogeneización, que es como se llamará a partir de ahora al proceso de detección y corrección de inhomogeneidades, va después del proceso de relleno y de la selección de vecinos. Aplicar un relleno de datos a series climáticas de las que no se ha verificado su homogeneidad, en efecto, puede llevar a propagar posibles inhomogeneidades existentes a los datos que se rellenan. Sin embargo, el proceso de homogeneización se ubica después del proceso de relleno por dos motivos principales: i) el proceso de homogeneización, al requerir comparar las series climáticas con los datos de los vecinos, tiene un mejor rendimiento cuando se aplica a series completas que cuando se aplica a series con huecos y ii) el propio proceso de relleno de datos puede dar lugar a la aparición de inhomogeneidades entre los datos observados y los datos rellenados de una serie temporal.

Mientras que el proceso de relleno de los datos se realiza sobre todas las estaciones disponibles al objeto de contar con el mayor número posible de observaciones, el proceso de homogeneización se lleva a cabo únicamente sobre las estaciones ya seleccionadas para el proceso de interpolación espacial, llevándose a cabo la selección de estaciones justo después del proceso de relleno.

Una vez se han obtenido series climáticas homogeneizadas es el momento de llevar a cabo el proceso de interpolación espacial de las variables climáticas, que se utilizarán para finalmente calcular ET_0 .

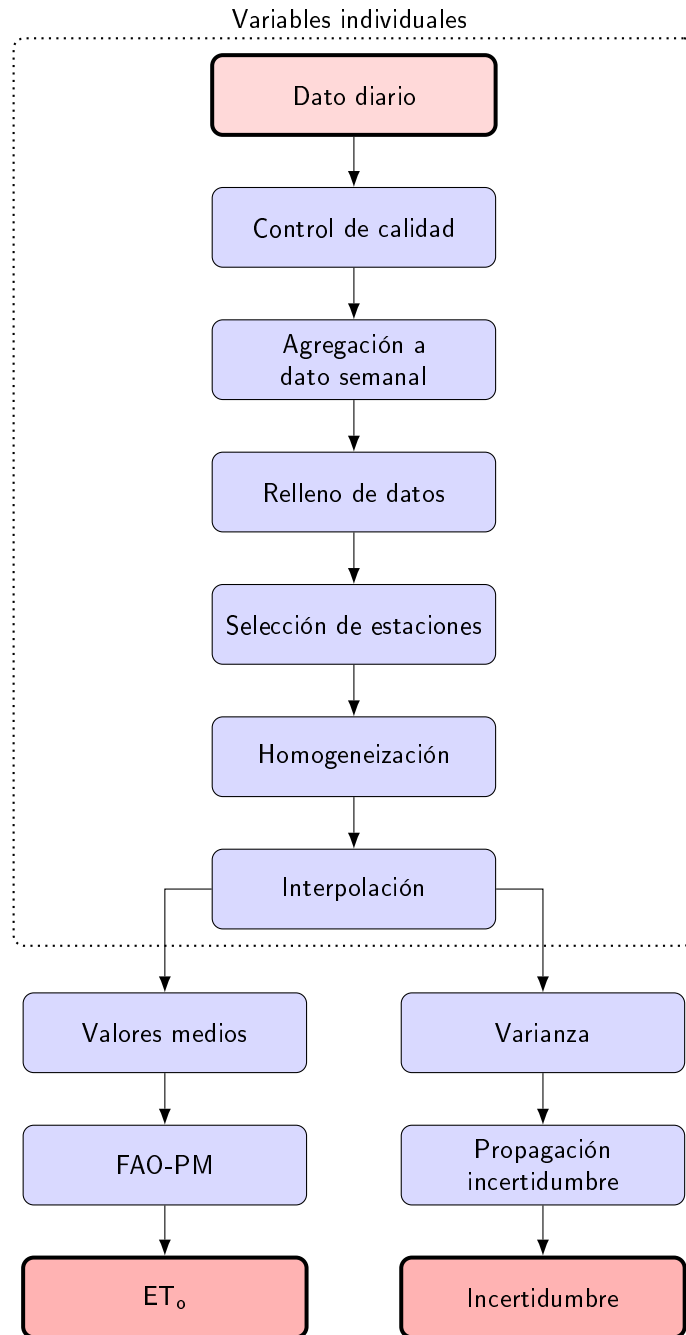


Figura 5.1: Diagrama de flujo de la generación de la base de datos de ET_0 .

5.2.1. Agregación a dato semanal

En lugar de trabajar con semanas naturales de 7 días, se han definido periodos submensuales que permitan dividir cada mes en cuatro partes. Esta elección se debe a que uno de los posibles usos que tendrá esta base de datos de ET_0 es el cálculo posterior de índices de sequía, que requieren el cálculo de estadísticos a nivel temporal, para lo que es necesario trabajar con periodos temporales comparables entre años.

Para poder cumplir con esto es necesario que el número de días de cada período

submensual sea variable, resultando la manera más adecuada la división de un mes en los siguientes cuatro períodos: i) de día 1 a día 8; ii) de día 9 a día 15; iii) de día 16 a día 22 y iv) de día 23 a final de mes. De esta manera, se obtienen períodos submensuales idénticos entre los distintos años, con la salvedad de que en los años bisiestos, el último período submensual de febrero contendrá un día más que el resto de años. A partir de ahora, cuando en esta tesis se hable de datos semanales (a no ser que se explicita lo contrario), se hará referencia a estos períodos submensuales.

Para transformar los datos diarios de las variables con las que se trabaja a datos semanales se ha calculado la media de cada conjunto de días, permitiendo únicamente un dato faltante por conjunto. En el caso de la insolación, y siguiendo las recomendaciones de la Organización Meteorológica Mundial (World Meteorological Organization, 1989) para el cálculo de datos mensuales, no se permite ningún dato faltante.

5.2.2. Relleno de datos

Es habitual que incluso las series climáticas más completas presenten algunos períodos sin datos (huecos). Por ejemplo, de todos los datos disponibles de temperatura, únicamente existen 5 observatorios que no tienen ninguna laguna dentro del período 1961-2014.

Como se ha explicado anteriormente, resulta imprescindible evitar la presencia de lagunas de datos para poder realizar la interpolación espacial con un conjunto de datos no variable en el tiempo. El proceso de relleno de datos permite estimar los datos faltantes a partir de los datos de uno o más observatorios vecinos que sí tengan dato. Este procedimiento se fundamenta en asumir que dos (o más) observatorios que presentan un comportamiento climático similar durante un período suficientemente largo de tiempo van a presentar, en un momento temporal concreto, una anomalía similar con respecto a sus condiciones medias.

Por lo tanto, el primer paso a la hora de implementar el relleno de datos es la detección de aquellos observatorios suficientemente parecidos entre sí para poder ser utilizados en el proceso de imputación. Este primer paso se conoce como selección de vecinos, y para llevarlo a cabo es necesario la utilización de distintos criterios. La utilización de un umbral de distancia espacial permite delimitar el número de observatorios entre los que comprobar la semejanza climática, pero no es suficiente a la hora de hacer la selección definitiva de observatorios, ya que dos observatorios cercanos pueden tener comportamientos climáticos muy diferentes. Además, resulta imprescindible que los observatorios tengan un período común de datos (período de solape) que permita decidir si el comportamiento climático es o no realmente

similar. Finalmente, el cálculo de la correlación entre las series nos permite decidir objetivamente si el comportamiento climático de dos observatorios es o no similar.

De esta manera, en el proceso de selección de vecinos se exige una distancia espacial inferior a un límite fijado, un período mínimo de solape y un coeficiente de correlación superior a un umbral determinado de antemano. Los límites fijados para estos tres umbrales han sido de 100 km para la distancia espacial, 7 años para el período de solape y 0.6 para el coeficiente de correlación.

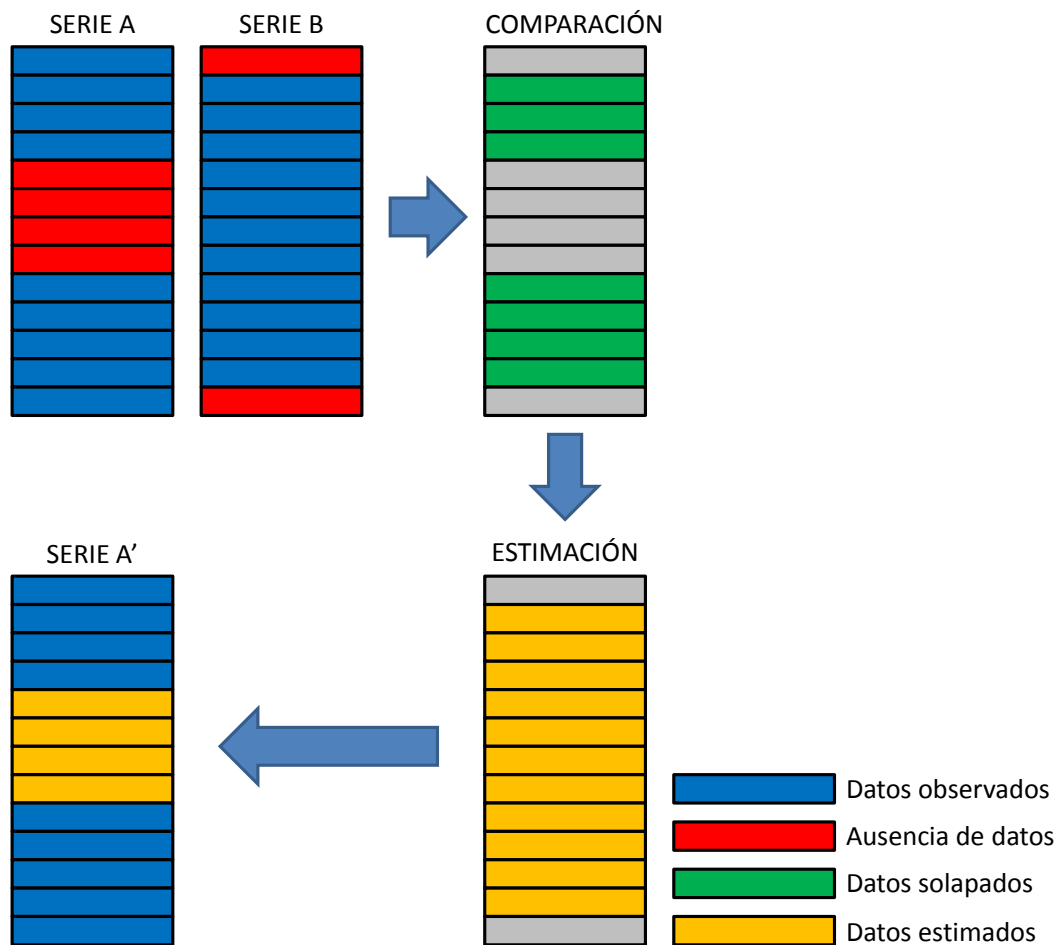


Figura 5.2: Esquema de funcionamiento del proceso de relleno de datos.

Con la intención de incrementar la posibilidad de que dos series cualesquiera lleguen al período mínimo de solape entre ellas se decide utilizar en el proceso de relleno los datos disponibles desde 1950.

Es importante tener en cuenta que una correlación elevada puede darse entre series que presentan valores medios muy diferentes, ya que la correlación únicamente nos

informa de si la relación entre dos conjuntos de datos es o no lineal, independientemente de que exista un sesgo sistemático entre ellos. Por este motivo es necesario que a la hora de rellenar los datos se haga con las series estandarizadas, y no con los datos reales.

Al ser el proceso de relleno un proceso de estimación de datos resulta de gran interés conocer el grado de certidumbre de los datos estimados. El algoritmo de relleno que se ha utilizado ofrece como información complementaria el error típico de la predicción como estimación de la incertidumbre.

En la Figura 5.2 se muestra un esquema con los distintos pasos del proceso de relleno de datos. En una situación en la que se quieren completar los huecos existentes en la serie temporal del observatorio A, se detecta que la serie temporal del observatorio B cumple con los criterios especificados de similitud estadística para el período de solape entre ambos observatorios. En base a los datos existentes del observatorio B, y a los resultados del proceso de comparación entre ambas series, es posible realizar una estimación de los datos del observatorio A a partir de los datos del observatorio B (que habitualmente se conoce como serie de referencia). Finalmente, para los períodos en que la serie A no presenta datos, se procede a copiar en la serie temporal los datos de la serie calculada de referencia, obteniendo así la serie final (A').

Dentro del proceso de relleno, y como último paso, se ha implementado un control de calidad temporal de los datos semanales para comprobar que tanto los datos originales que permanecen en el proceso como los datos rellenados no presentan valores que puedan ser considerados fuera del rango de la variable. En este sentido, se consideran datos fuera de rango aquellos que se sitúan más allá del rango $[media - x*sd, media + x*sd]$, donde sd se corresponde con la desviación típica y x es un parámetro que depende de la variable, y que se ha establecido en 2.5 para la temperatura mínima y la temperatura máxima y en 3.5 para el resto de variables. El cálculo de los valores mínimo y máximo permitidos se lleva a cabo de manera individual para cada semana.

Con el objetivo de evitar que una posible tendencia en los datos afecte al rendimiento de este control, puesto que la existencia de una tendencia incrementa el valor de la desviación típica de la variable, el cálculo se lleva a cabo considerando periodos móviles de cinco años, utilizando para cada año los valores de los dos años anteriores, el año de interés, y los dos posteriores. La detección de un dato original erróneo implica su sustitución por un dato estimado por el proceso de relleno, siempre y cuando ése dato esté dentro del rango permitido.

5.2.3. Selección de estaciones

La selección de estaciones se hace a partir del criterio del número de datos originales que contienen las series, marcándose un período mínimo de 25 años para las variables

de temperatura máxima y mínima y 15 años para el resto de variables.

Dado que las observaciones de temperatura son las más comunes, el nivel de exigencia en cuanto a la selección de estaciones puede ser algo más estricto. En el resto de variables ha sido necesario rebajar el nivel de exigencia para poder completar un número mínimo de observatorios.

5.2.4. Homogeneización

Además de la presencia de huecos en la serie, es común, sobre todo en las series más largas, que se produzcan pequeños cambios en las condiciones de observación, como cambios de instrumental, de observador o cambio en las condiciones del entorno, que pueden tener como consecuencia la aparición de inhomogeneidades en las series temporales. Antes de utilizar estos datos, por tanto, es recomendable analizar la posible existencia de las inhomogeneidades, y proceder a su corrección.

En este caso se ha optado por llevar a cabo un procedimiento de detección de inhomogeneidades posterior al proceso de relleno de datos. Esto se ha hecho así por dos motivos: i) se evita de esta manera que una posible inhomogeneidad generada en el proceso de relleno de los datos se propague (ya que podría darse el caso de que los períodos de datos rellenados fueran inhomogéneos con respecto a los períodos observados) y ii) la detección de inhomogeneidades es mucho más robusta cuando se trabaja con series temporales completas que cuando se trabaja con series temporales fragmentarias.

El método concreto que se ha utilizado es el *Standard Normal Homogeneity Test* (SNHT) (Alexandersson, 1986). El proceso de detección se ha llevado a cabo sobre los datos a resolución mensual, para lo que previamente se han agregado los datos semanales obtenidos con anterioridad. La corrección, sin embargo, se ha aplicado a los datos semanales, ya que los coeficientes de corrección obtenidos para los datos mensuales se utilizan sobre cuatro bloques semanales que integran cada mes.

El proceso de homogeneización se hace asumiendo que las condiciones de observación óptimas son las actuales. A nivel temporal esto significa que ante la detección de una inhomogeneidad, la corrección se lleva a cabo con el fin de ajustar los valores del pasado a los valores más recientes.

5.2.5. Interpolación individual de las variables

Una vez se han obtenido series completas (sin datos faltantes) y homogeneizadas para las distintas variables climáticas, se procede a llevar a cabo la interpolación de cada una de las variables. La interpolación espacial se ha llevado a cabo utilizando el

método de kriging universal, en un proceso independiente para cada variable y cada momento temporal. Esto implica calcular un modelo de semivariograma en cada caso.

Una alternativa a este método sería calcular un único semivariograma para cada semana del año, utilizando todos los datos correspondientes a dicha semana, es decir lo que se conoce como un ‘lumped model’. La principal ventaja de este método es poder contar con más información para el cálculo del modelo de semivariograma, evitando posible problemas que surgen en ocasiones por la configuración particular de los datos en un momento temporal concreto. El método ‘lumped’ permite, también, obtener modelos de semivariograma más robustos. Sin embargo, al utilizarse un mismo modelo para todos los momentos temporales se está asumiendo que el comportamiento espacial de la variable, para una semana determinada del año, es invariable de año en año. Se pierde por tanto la flexibilidad para ajustarse a configuraciones particulares que pueden darse, especialmente a resoluciones temporales medias-altas como es el caso de las series semanales.

Por las razones expuestas, se ha optado por calcular un modelo de semivariograma para cada momento temporal. Dado el elevado número de semivariogramas a ajustar, se ha utilizado la función `fit.variogram` del paquete `gstat` (Pebesma, 2004; Gräler et al., 2016) disponible en R.

Además de los datos de la variable, la interpolación se lleva a cabo utilizando variables geográficas relacionadas con los valores de las variables, como son la distancia al mar y la elevación.

Para llevar a cabo la interpolación se ha hecho uso también del paquete `gstat`, que permite asignar una incertidumbre (en forma de pesos) a los datos de entrada. En este punto del proceso se asume que la incertidumbre del dato está vinculada únicamente con el proceso de relleno, y por tanto, se utilizan los valores de error típico obtenidos en el proceso de relleno como peso de entrada. Sin embargo, dicha asignación debe hacerse únicamente para los datos que han sido realmente rellenados, mientras que a los datos observados se les otorga la máxima certidumbre. Debido a que el proceso de relleno utilizado no otorga ningún dato de incertidumbre a los datos originales ha sido necesario desarrollar una estrategia para poder utilizar estos datos en los pasos posteriores. De esta manera, el valor de incertidumbre que se da a los datos originales procede de dividir por dos el mínimo valor de incertidumbre dado a un valor rellenado.

De esta manera, en el proceso de interpolación van a tener un mayor peso los datos que han sido realmente observados que los datos rellenados. Y entre los datos rellenados, tendrán preferencia aquellos que tengan asociado un error típico inferior sobre aquellos que tengan asociado un error típico superior. Esto permite trasladar las incertidumbres propias del proceso de relleno al proceso de interpolación.

El hecho de interpolar las variables de manera independiente puede conducir a situaciones climáticamente incoherentes, como la aparición de puntos en el espacio en los que la temperatura mínima sea superior a la máxima. De la misma manera, pueden darse valores de temperatura de punto de rocío que sean superiores a la temperatura media, lo que implicaría humedades relativas superiores al 100 %. Por ello, se realizó una comprobación posterior a la interpolación para detectar estos casos, ante los cuales se ha optado por el reajuste del valor de la temperatura de punto de rocío a la temperatura media, de tal manera que se asume una humedad relativa del 100 %.

Por su parte, la velocidad del viento y la insolación son dos variables en las que no es posible la aparición de valores negativos. Sin embargo, es posible que el proceso de interpolación de lugar a esos valores negativos, con lo que se optó por detectar estos valores y reconvertirlos a cero. Además, la insolación presenta también un límite superior, que viene marcado por el máximo teórico de horas de sol, y que depende de factores astronómicos y orográficos, lo que requiere que se verifique también que los valores obtenidos mediante el proceso de interpolación no son superiores a este límite.

5.2.6. Cálculo de ET_o

Una vez se ha obtenido una malla para cada una de las variables, el cálculo de ET_o es relativamente sencillo, ya que se trata únicamente de aplicar la fórmula de Penman Monteith para cada punto (ecuación 2.3). Para ello, se ha modificado la función para el cálculo de la evapotranspiración que se incluye dentro del paquete SPEI de R (Beguería y Vicente-Serrano, 2013) con el fin de adaptar su cálculo a la versión de Penman-Monteith recomendada por la FAO, permitiendo además su cálculo para una escala temporal semanal y para una malla completa.

Además, se ha fragmentado el cálculo de ET_o en dos partes correspondientes a las componentes radiativa y aerodinámica, con el objeto de poder examinar ambas componentes de forma independiente.

5.2.7. Estimación de la incertidumbre

La estimación de incertidumbre se ha hecho asumiendo que la varianza de la interpolación nos indica la incertidumbre del dato. A partir de esta asunción, se ha utilizado el procedimiento explicado previamente en la sección de metodología, que consiste en obtener la matriz jacobiana de la ecuación de Penman-Monteith (constituida por las derivadas parciales de ET_o con respecto a cada una de las 5 variables climáticas con las que se trabaja) y multiplicarla de manera matricial por el vector que contiene la varianza de cada una de las variables:

$$ET_o = \mathbf{J}(\mathbf{PM}) * \mathbf{Q} * \mathbf{J}(\mathbf{PM})^T \quad (5.1)$$

donde $\mathbf{J}(\mathbf{PM})$ representa la jacobiana y \mathbf{Q} la matriz de varianza-covarianza.

Al haber interpolado de manera independiente las distintas variables es posible asumir que no existe covarianza entre los errores de las mismas, lo que simplifica la estimación de la incertidumbre al convertirse la matriz de varianzas-covarianzas (\mathbf{Q}) en una matriz diagonal, simplificándose por tanto la expresión general 2.47

$$\mathbf{J}(\mathbf{PM}) = \left[\begin{array}{ccccc} \frac{\partial ET_o}{\partial T_{max}} & \frac{\partial ET_o}{\partial T_{min}} & \frac{\partial ET_o}{\partial H} & \frac{\partial ET_o}{\partial W} & \frac{\partial ET_o}{\partial R} \end{array} \right] \quad (5.2)$$

$$\mathbf{Q} = \begin{bmatrix} \sigma_{T_{max}}^2 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_{T_{min}}^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_H^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \sigma_W^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \sigma_R^2 \end{bmatrix} \quad (5.3)$$

donde σ_v^2 representa la varianza de cada variable.

Es importante destacar que este cálculo es único para cada momento temporal y para cada píxel, ya que tanto la jacobiana como la matriz \mathbf{Q} son únicas en el tiempo y en el espacio.

5.3. Resultados

5.3.1. Relleno de datos

El número de datos observados es variable durante el período de análisis y distinto para cada una de las variables, lo que implica además que existe también un comportamiento desigual con respecto a la duración de las series temporales. En la Figura 5.3 se representa el número de observatorios con datos disponibles para el período 1950-2014 agrupados por rangos de duración de sus series temporales.

Todas aquellas series que disponen de menos de 7 años dentro del período 1950-2014 se pueden descartar directamente, ya que es el límite inferior impuesto al solape de datos entre observatorios a utilizar en el proceso de relleno. El número de observatorios que no llegan a este período mínimo de datos es muy elevado en temperatura (con más de 1.200 observatorios tanto para temperatura máxima como para temperatura mínima). Tanto en humedad relativa como en velocidad del viento existen también un gran número de observatorios que no llegan a cumplir con este período mínimo de datos, y que se relacionan principalmente con el gran número de observatorios de esta variable que aparecen poco antes del año 2010 (tal y como se ha visto en la Figura 2.8, en el capítulo 3 de esta Tesis).

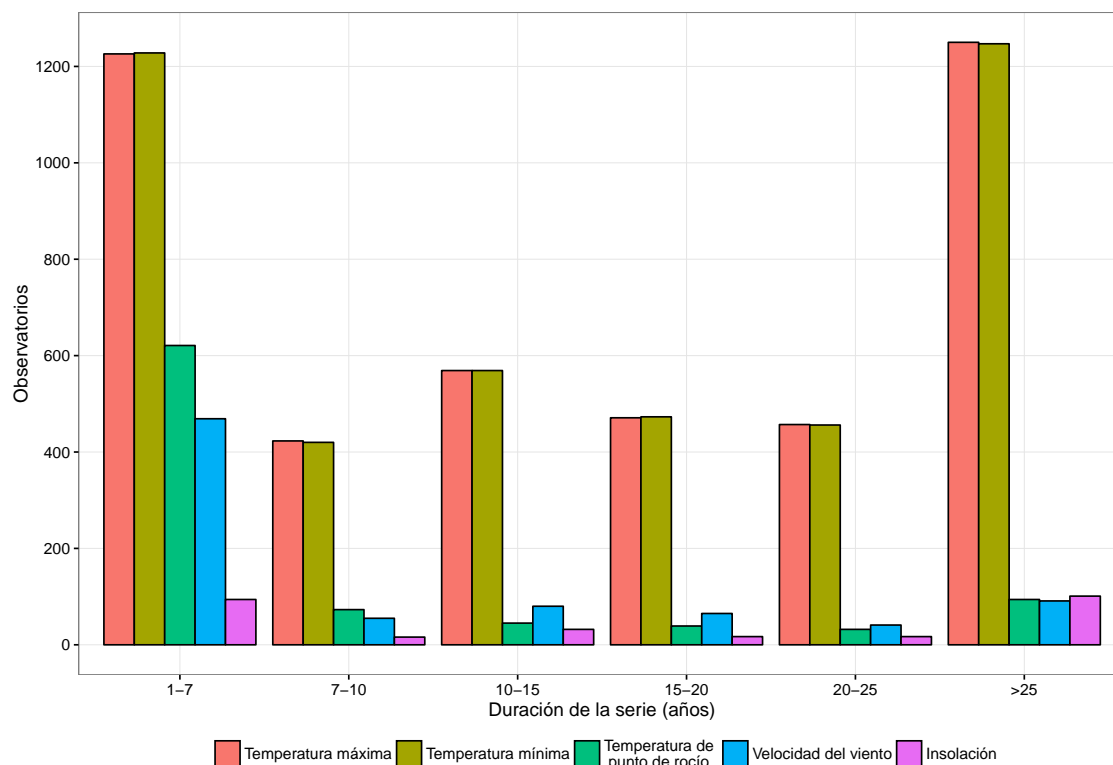


Figura 5.3: Longitud temporal de las series climáticas para las distintas variables previo al proceso de relleno.

Aquellos observatorios que disponen de más de 7 años de datos pero menos que el número de años necesario para poder ser seleccionadas (establecido en 25 años para temperatura y en 15 años para el resto de variables) se utilizan en el proceso de relleno y son importantes como fuente de datos, pero se descartan después del proceso de relleno. En la Figura 5.3 se observa de nuevo que las dos variables de temperatura son las que disponen de un mayor número de observaciones que cumplen con la disponibilidad mínima de datos originales para poder seleccionadas, mientras que la disponibilidad de datos para el resto de variables es mucho menor.

Así, de los casi 4.400 observatorios que disponen de datos de temperatura, únicamente 1.250 disponen del mínimo de observaciones necesario para ser seleccionados para su uso posterior (Tabla 5.1). En el caso de la humedad relativa y la velocidad del viento, el número de estaciones disponibles está ligeramente por debajo de las 1.000, y el número de observatorios que cumplen con las condiciones para ser seleccionadas para su utilización posterior es de únicamente 165 para humedad y 197 para viento. Para la insolación, únicamente se dispone de 135 observatorios utilizables.

Sin embargo, no todas las estaciones se podrán utilizar realmente, ya que es necesario que durante el proceso de relleno estas series queden sin ningún hueco. Así, el número de observatorios que se seleccionan finalmente es muy parecido al de estaciones

seleccionables para temperatura máxima, mínima y de punto de rocío. Por el contrario, en el caso de la velocidad del viento el número de estaciones seleccionadas es mucho menor al de seleccionables, debido principalmente a que la elevada variabilidad espacial de la variable dificulta enormemente el proceso de relleno.

Tabla 5.1: Observatorios con datos en el período de interés (Total), aquellos que cumplen con el criterio de mínimo de datos observados para poder ser seleccionadas (Seleccionables) y aquellos que son finalmente seleccionados (Seleccionados).

	Total	Seleccionables	Seleccionadas
Temperatura máxima	4.396	1.250	1.246
Temperatura mínima	4.393	1.247	1.217
Temperatura de punto de rocío	904	165	164
Velocidad del viento	801	197	67
Insolación	277	135	92

Aunque la selección de estaciones se realiza con posterioridad al proceso de relleno, a partir de este punto únicamente se analizará el rendimiento del proceso de relleno en las estaciones seleccionadas. Los estadísticos que pudieran salir del análisis de las series temporales que no se utilizan por no disponer del número mínimo de datos originales podrían dar una imagen irreal de la afectación del proceso de relleno al desarrollo de la base de datos de ET_o , que es lo que se busca en este apartado. Asimismo, el período analizado será únicamente el 1961-2014.

La Figura 5.4 muestra la evolución temporal del número de observaciones disponibles para el conjunto de estaciones seleccionadas. La variable que presenta un mayor porcentaje de datos rellenos es la temperatura de punto de rocío, con un 40.75% de datos. En el extremo contrario se encuentra la velocidad del viento, con solo un 18.08% de datos rellenos en las estaciones que finalmente se utilizan. Por su parte, la temperatura máxima, mínima e insolación presentan en torno al 30% de los datos rellenos.

Tabla 5.2: Número de estaciones seleccionadas para cada variable, número de datos total (semanas), número de datos rellenos y porcentaje que suponen éstos con respecto al total.

	Estaciones	Semanas	Rellenados	Porcentaje
Temperatura máxima	1.246	3.229.632	1.089.344	33,72
Temperatura mínima	1.217	3.154.464	1.059.680	33,59
Temperatura de punto de rocío	164	425.088	173.225	40,75
Velocidad del viento	67	173.664	31.395	18,08
Insolación	92	238.464	71.800	30,11

Además del porcentaje de relleno también tiene interés analizar la calidad del relleno que se ha realizado. La única manera posible de llevarlo a cabo es comparar,

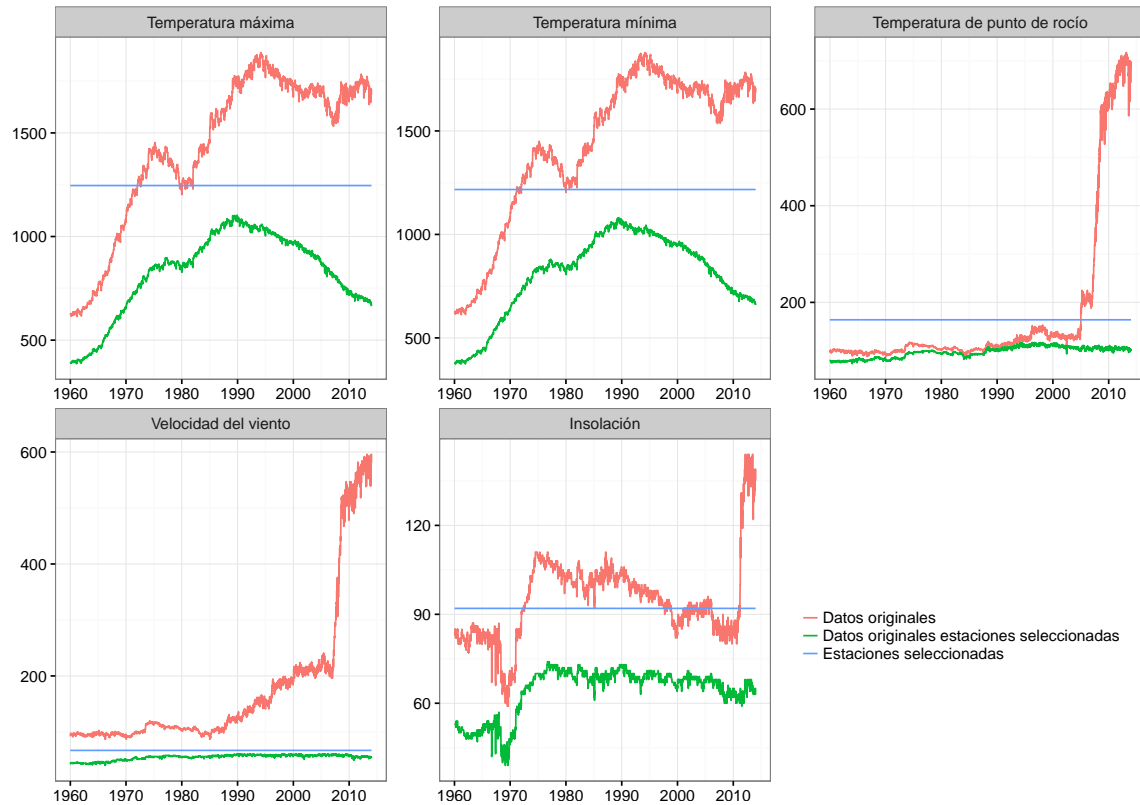


Figura 5.4: Evolución temporal del número total de datos observados (línea roja) y el número de datos en las estaciones seleccionadas (línea verde). La línea horizontal de color azul indica el número de datos en las estaciones seleccionadas tras el proceso de relleno.

para los periodos en que sí existe dato observado, los valores observados con los valores predichos. Los resultados de dicha comparación se muestran en la Tabla 5.3. A tenor de los resultados, el proceso de relleno funciona muy bien para las variables de temperatura, con unos valores de R^2 de 0.97 para la temperatura máxima y 0.95 para la temperatura mínima. Además, estas dos variables no presentan sesgo, con valores de 0 tanto para el ME como el PBIAS, que se acompañan por una rM y rSD de 1 indicando ausencia también de sesgo en los dos primeros momentos estadísticos (media y desviación estándar).

Para los datos de humedad relativa, que se trabajan en temperatura de punto de rocío, también se obtienen unos valores muy buenos de los estadísticos de comparación: un R^2 de 0.91 y valores de sesgo prácticamente inexistente.

En cambio, para la velocidad del viento se han obtenido peores estadísticos. Así, el R^2 que se obtiene es de únicamente 0.53, con un ligero sesgo positivo (PBIAS del 0.64%). También se aprecia una afección sobre la varianza, ya que el rSD es de 1.05, indicando que la varianza de los datos rellenados es ligeramente superior a la varianza de los datos originales. El peor rendimiento del proceso de relleno para la velocidad del

viento es uno de los motivos por los que el número de estaciones seleccionadas es más bajo en esta variable que en la temperatura de punto de rocío, cuando el número de observaciones originales de velocidad del viento y humedad relativa es similar.

En cuanto a la insolación el ajuste es de nuevo muy bueno, con un R^2 de 0.91. Se obtienen de nuevo unos valores de sesgo muy bajos, aunque no exactamente iguales a cero.

Tabla 5.3: Estadísticos del proceso de relleno (desde 1961, y solo para las estaciones seleccionadas).

	MAE	R^2	ME	PBIAS	rM	rSD
Temperatura máxima (°C)	0.92	0.97	0.00	0.00	0.99	1.00
Temperatura mínima (°C)	0.83	0.95	0.00	0.00	0.99	1.00
Temperatura de punto de rocío (°C)	1.04	0.91	-0.01	-0.15	0.99	1.00
Velocidad del viento (km h ⁻¹)	2.32	0.53	0.08	0.64	1.00	1.05
Insolación (h)	0.63	0.91	-0.01	-0.23	0.99	1.00

De manera complementaria se han construido gráficas de densidad (*kernel density*) representando el R^2 (Figura 5.5) y el PBIAS (Figura 5.6) para las distintas variables, distinguiendo además entre distintos períodos de tiempo (que se corresponden con las distintas décadas).

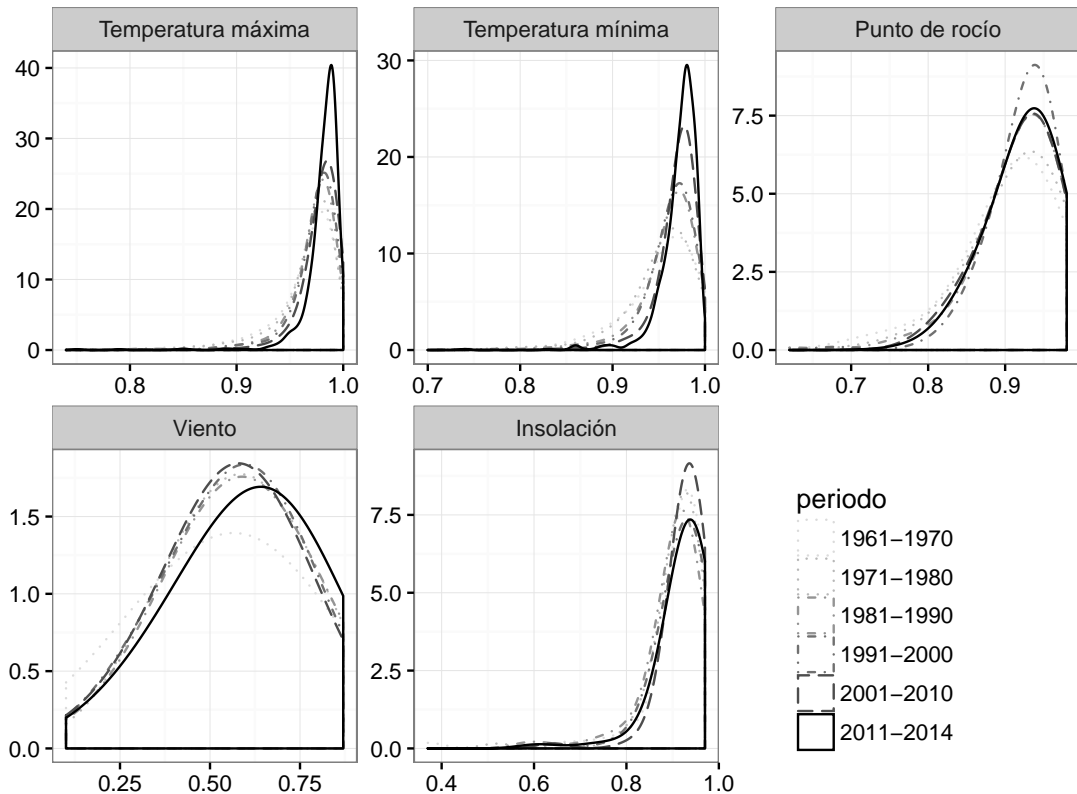


Figura 5.5: Curvas de densidad *kernel density* del R^2 del relleno para las estaciones seleccionadas, para el periodo 1961-2014.

El análisis de las curvas de densidad ofrece información adicional para valorar la bondad del proceso de relleno a partir de la dispersión de la curva de densidad, puesto que en la tabla anterior se indican sólo los valores medios de cada estadístico sobre el conjunto de estaciones. Así, cuanto más picuda sea la curva de frecuencia tanto menos variable serán los valores del estadístico entre las estaciones. Interesa también comprobar la simetría de la curva de densidad, sobre todo en el caso del PBIAS que idealmente tiene que estar centrado en torno a cero.

Destacan de nuevo las variables de temperatura por la escasa variabilidad de los estadísticos, con valores en casi todos los casos por encima de 0.9 para R^2 y entre +2 y -2 % para el PBIAS, mientras que la velocidad del viento es la que presenta una mayor dispersión.

En cuanto a la comparación de las curvas de densidad entre las distintas décadas, ésta permite comprobar si el comportamiento del relleno presenta alguna tendencia temporal que pudiera surgir debido a la variación temporal en el número de observaciones. Se aprecian algunas diferencias entre décadas, de manera que el período más reciente (2011-2014) obtiene por lo general mejor ajuste (valores más altos de R^2 y menor variabilidad), mientras que las primeras décadas tienden a obtener peores valores. Esto es así en todas las variables, pero más especialmente en el caso del viento, y se aprecia también en el caso del PBIAS.

También parece observarse la existencia de cambios temporales en el sesgo (distribución de PBIAS no centrada en cero). Esto se aprecia de manera especial en el caso de la velocidad del viento, donde parece el sesgo parece haberse desplazado de valores positivos (décadas más antiguas) a valores negativos (décadas más recientes).

Siendo la tendencia en el relleno una cuestión de la mayor importancia, se analizará en profundidad en los párrafos siguientes.

El algoritmo de relleno de datos utilizado ofrece, además de los valores predichos, una estimación del error típico asociado a cada valor rellenado. Es de esperar que exista una relación directa entre el error típico y el residuo del relleno (diferencia entre el valor observado y el valor predicho). Para verificar este extremo se ha comparado la evolución temporal del MAE del relleno (Figura 5.7) con la evolución temporal del error típico (Figura 5.8).

La evolución temporal del MAE muestra tendencias netamente negativas en temperatura máxima y mínima y en velocidad del viento, mientras que para la insolación y la humedad del aire permanece aproximadamente constante o mínimamente decreciente. Por su parte, el error típico estimado por el algoritmo de relleno muestra tendencias similares, aunque más acusadas que en el caso del MAE. Además, destaca un leve repunte del error típico en los últimos años de la serie, que

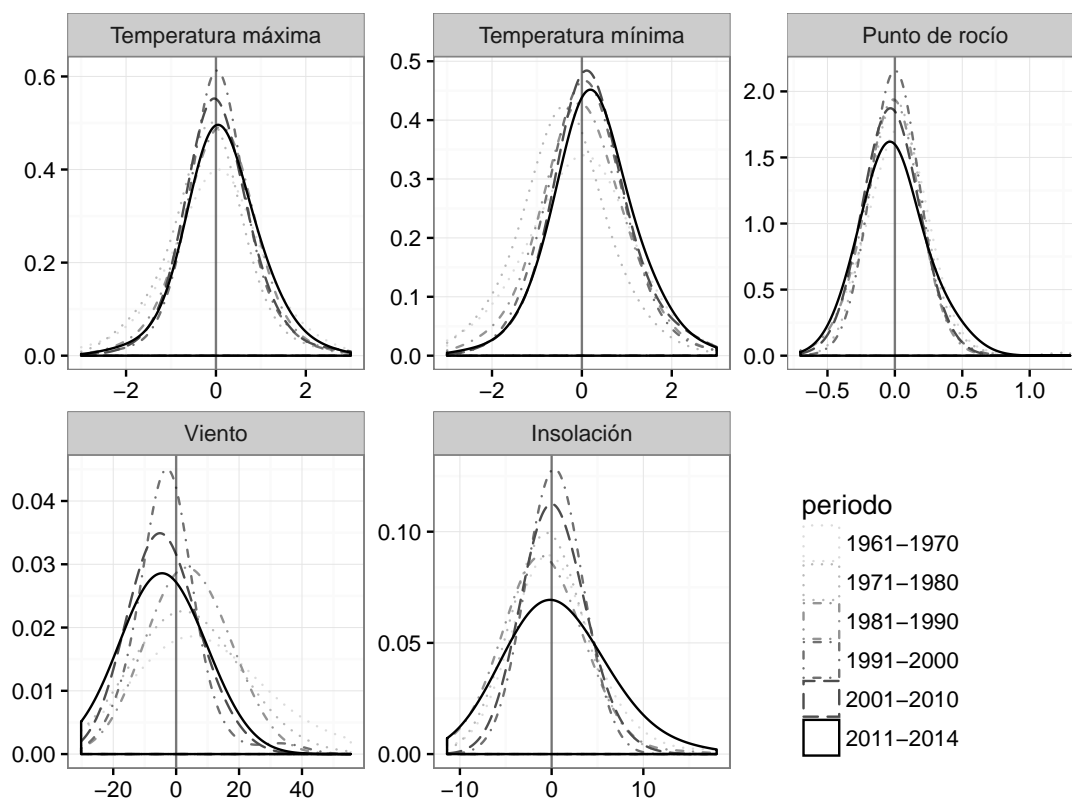


Figura 5.6: Curvas de densidad *kernel density* del PBIAS del relleno para las estaciones seleccionadas, para el periodo 1961-2014.

podría estar relacionado con el descenso en el número de observaciones disponible. En el caso de la velocidad del viento parece también intuirse una cierta tendencia decreciente, pero no tan clara como para las variables de temperatura. De nuevo, la temperatura de punto de rocío y la insolación no presentan tendencias destacadas, a excepción de una ligera tendencia creciente para la temperatura de punto de rocío hacia el final del período. Los mayores valores tanto de MAE como de error típico que se registran al inicio del periodo son un indicador de que la incertidumbre del proceso de relleno es mayor al inicio del periodo que al final del mismo. Es decir, existe una tendencia temporal en el rendimiento de este proceso que podría afectar ligeramente a los datos finales obtenidos.

El número de observatorios con dato observado (Figura 5.4) tiene una gran influencia en la estimación del error del relleno. De hecho, para temperatura máxima y mínima, la evolución temporal tanto del MAE como del error típico presentan un comportamiento inverso al de disponibilidad de estaciones. En cambio, el gran incremento en el número de observaciones que se produce en humedad relativa y velocidad del viento no se manifiesta en un descenso del MAE, debido a que el corto período temporal que tienen estas series no permite que se acumule un período de solape suficiente con el resto de estaciones como para que entren a formar parte del

proceso de relleno.

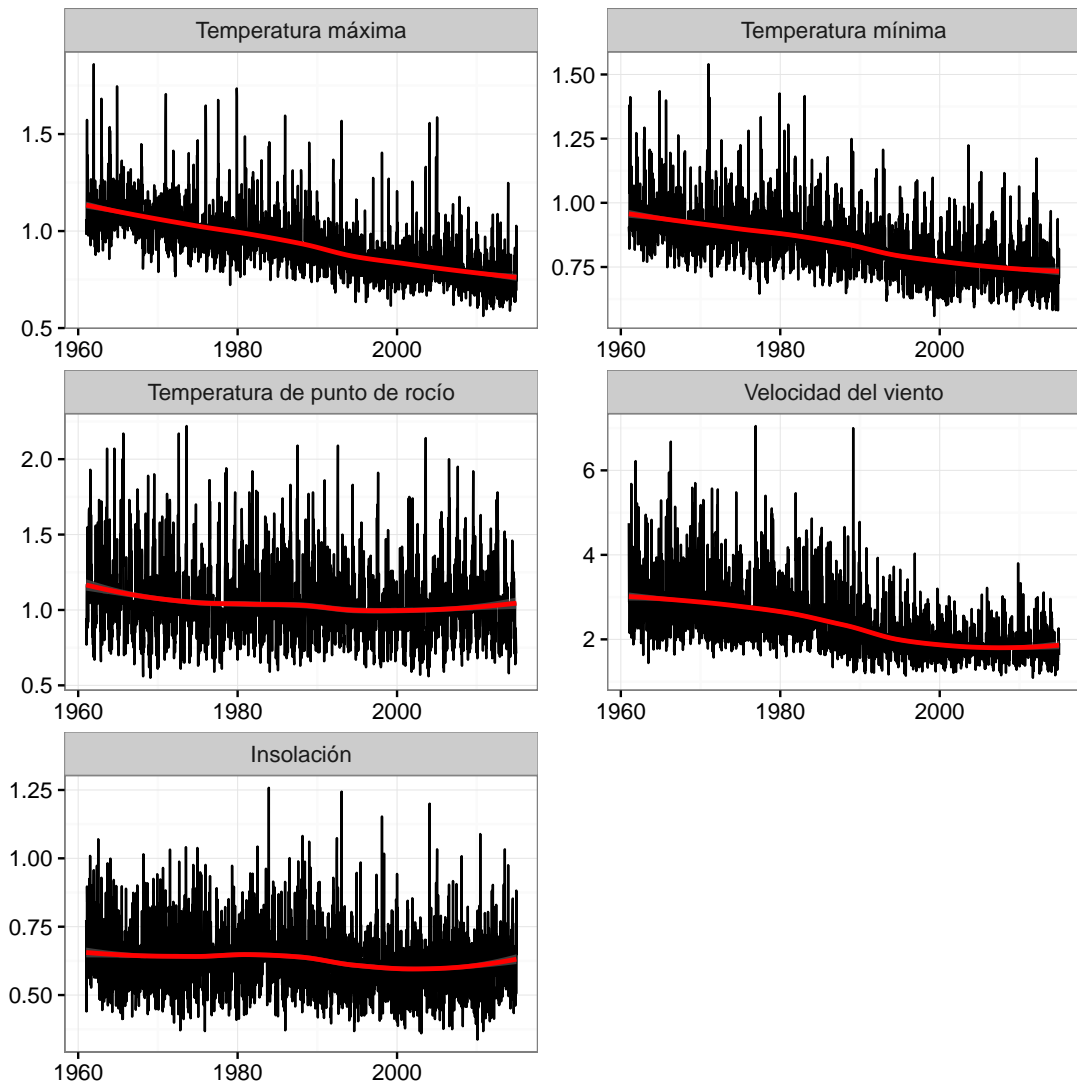


Figura 5.7: Evolución temporal del MAE del proceso de relleno.

Comparando los valores del MAE y del error típico estimado parece existir una infraestimación de este último por el algoritmo de relleno, ya que de manera sistemática y para todas las variables su valor es inferior al del MAE. Este hecho se confirma con los estadísticos que aparecen en la Tabla 5.4, y que se han calculado a partir de la comparación entre el error típico estimado y el residuo del relleno. Para todas las variables existe un sesgo (ME) negativo, lo que implica que el error típico es en promedio inferior al residuo. Por su parte, el valor de R^2 presenta valores muy bajos, que indican que no existe una relación lineal entre el error estimado y el error que realmente se comete.

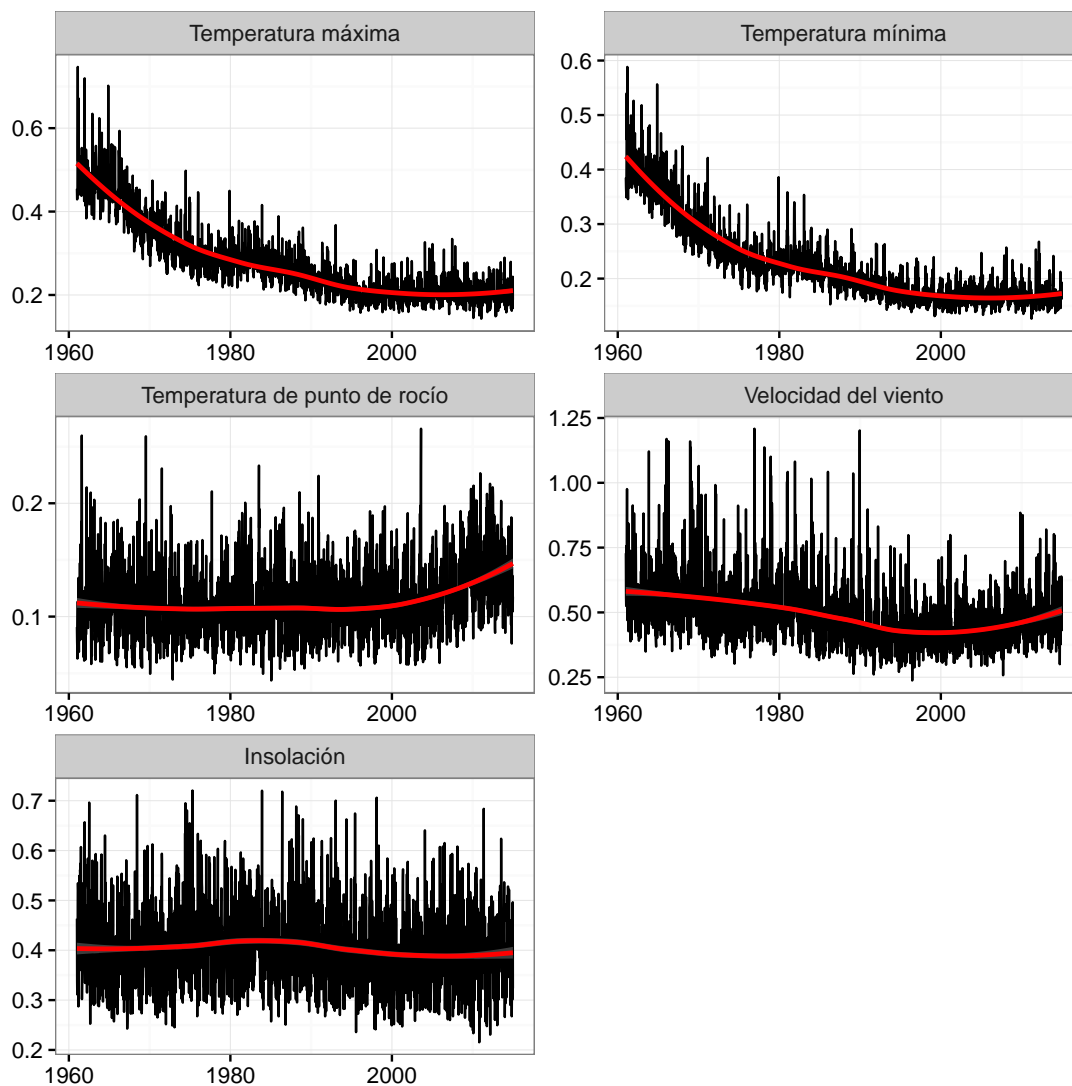


Figura 5.8: Evolución temporal del error típico estimado del proceso de relleno.

Tabla 5.4: Comparación entre el error típico estimado del relleno y el MAE.

	MAE	R ²	ME
Temperatura máxima	0.72	0.05	-0.66
Temperatura mínima	0.66	0.05	-0.62
Temperatura de punto de rocío	0.94	0.08	-0.93
Velocidad del viento	1.92	0.10	-1.83
Insolación	0.41	0.08	-0.22

En cuanto al control de calidad en sentido temporal que se ha implementado como último paso del relleno, su afectación sobre los datos es poco importante. La velocidad del viento es la única variable que presenta una afectación superior al 1% de los datos, mientras que el resto de variables están siempre por debajo (Tabla 5.5).

Tabla 5.5: Número de datos afectados por el control de calidad en sentido temporal posterior al relleno.

	Número	Porcentaje (%)
Temperatura máxima	23.171	0.72
Temperatura mínima	27.087	0.86
Temperatura de punto de rocío	1.692	0.40
Velocidad del viento	2.679	1.54
Insolación	505	0.21

El número de datos que se corrigen es bastante homogéneo a lo largo de todo el periodo temporal para la mayoría de variables (Figura 5.10). La velocidad del viento es la única variable para la sí parece existir una tendencia creciente a la detección de datos anómalos.

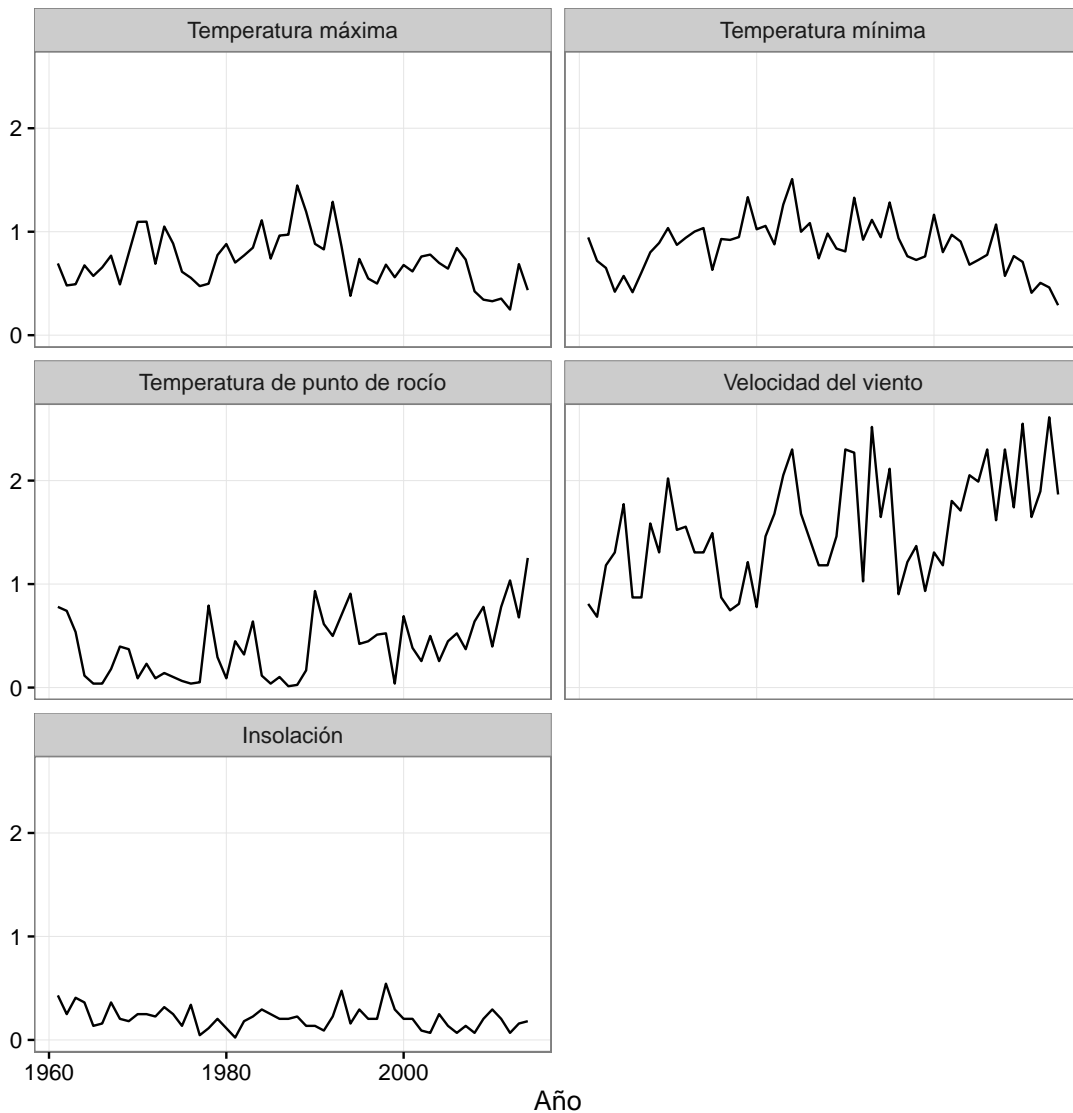


Figura 5.9: Porcentaje de datos afectados por el control de calidad en sentido temporal posterior al relleno.

5.3.2. Homogeneización

En la Tabla 5.6 se presenta el número de datos que han sufrido algún cambio en su valor debido al proceso de homogeneización, distinguiendo entre los datos que son originales y los datos que han sido rellenados. El porcentaje de datos homogeneizados está comprendido entre el 10 y el 16%, excepto para la velocidad del viento, variable para la que únicamente se han homogeneizado un 3% de los datos. El porcentaje de datos rellenos homogeneizados es algo superior al de datos originales homogeneizados para todas las variables, lo que podría ser fruto de que durante el proceso de relleno se han propagado inhomogeneidades de estaciones no seleccionadas, o bien se han creado inhomogeneidades en la conexión entre los periodos observados y rellenados. Únicamente en el caso de temperatura mínima, el porcentaje de inhomogeneidades corregidas supera ligeramente el 20% en el caso de datos que han sido rellenados.

Tabla 5.6: Resumen del proceso de homogeneización.

	Datos semanales		Datos Originales		Datos rellenos	
	Total	Hom.	Total	Hom.	Total	Hom.
Temperatura máxima	3.229.632	477.170 (14.8%)	2.140.288	292.162 (13.7%)	1.089.344	185.008 (17%)
Temperatura mínima	3.154.464	526.020 (16.7%)	2.094.784	310.574 (14.8%)	1.059.680	215.446 (20.3%)
Temperatura de punto de rocío	425.088	59.928 (14.1%)	251.863	28.253 (11.2%)	173.225	31.675 (18.2%)
Velocidad del viento	173.664	5.391 (3.1%)	142.269	2.610 (1.8%)	31.395	2.781 (8.9%)
Insolación	238.464	24.055 (10.1%)	166.664	11.998 (7.2%)	71.800	12.057 (16.8%)

La Figura 5.10 muestra la evolución temporal del número de detecciones de inhomogeneidades. En general, se aprecia un porcentaje de detección superior al inicio del periodo para todas las variables. Así, para la temperatura máxima, la temperatura mínima y la de punto de rocío, la homogeneización afecta a cerca del 30% de los observatorios en el período inicial, para descender de manera muy rápida a lo largo de los años y situarse muy cerca del 0% poco después del año 2000. La insolación tiene un comportamiento similar, pero partiendo de un porcentaje ligeramente menor, de entorno al 20%. La velocidad del viento, como ya se ha visto en la Tabla 5.6, es la variable que menor porcentaje de datos homogeneizados presenta, aunque también manifiesta

la misma tendencia temporal que el resto de variables, con el mayor número de datos homogeneizados al principio del período.

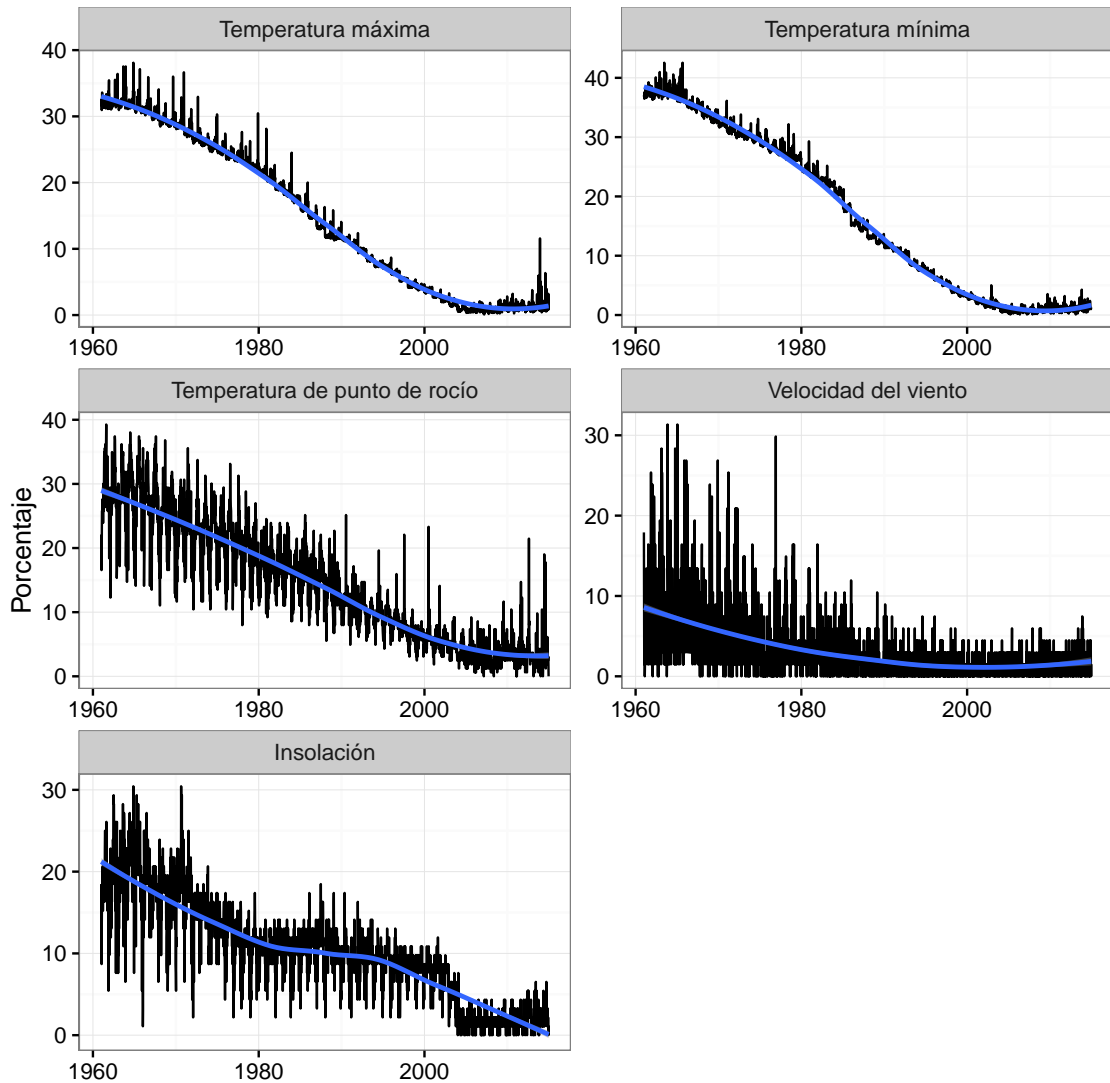


Figura 5.10: Evolución temporal de detección de inhomogeneidades expresado en porcentaje sobre el total de observatorios.

Al igual que con el proceso de relleno, resulta imprescindible comprobar si el proceso de homogeneización introduce algún tipo de cambio en la estructura temporal de los datos. El motivo es que, al igual que ocurre con el relleno, el proceso de corrección de homogeneidades asume estacionariedad de las series, es decir que no existen tendencias temporales. Cuando esta condición no se cumple, es decir cuando hay tendencia en la serie, al corregir un periodo con respecto a otro periodo estamos cometiendo un pequeño sesgo, ya que lo que se hace es igualar la media del periodo corregido con respecto al periodo no corregido. Como en este caso, ya lo hemos visto, el número de inhomogeneidades corregidas es mayor al principio del periodo de estudio que al final,

es razonable esperar que pueda haberse introducido algún efecto temporal no deseado.

En la Figura 5.11 se representa la evolución temporal de los cambios en el valor medio sobre el conjunto de estaciones introducidos por el proceso de homogeneización, para las distintas variables. Así, valores positivos significan que la media espacial es más elevada después del proceso de homogeneización que la media espacial previa al proceso, y viceversa.

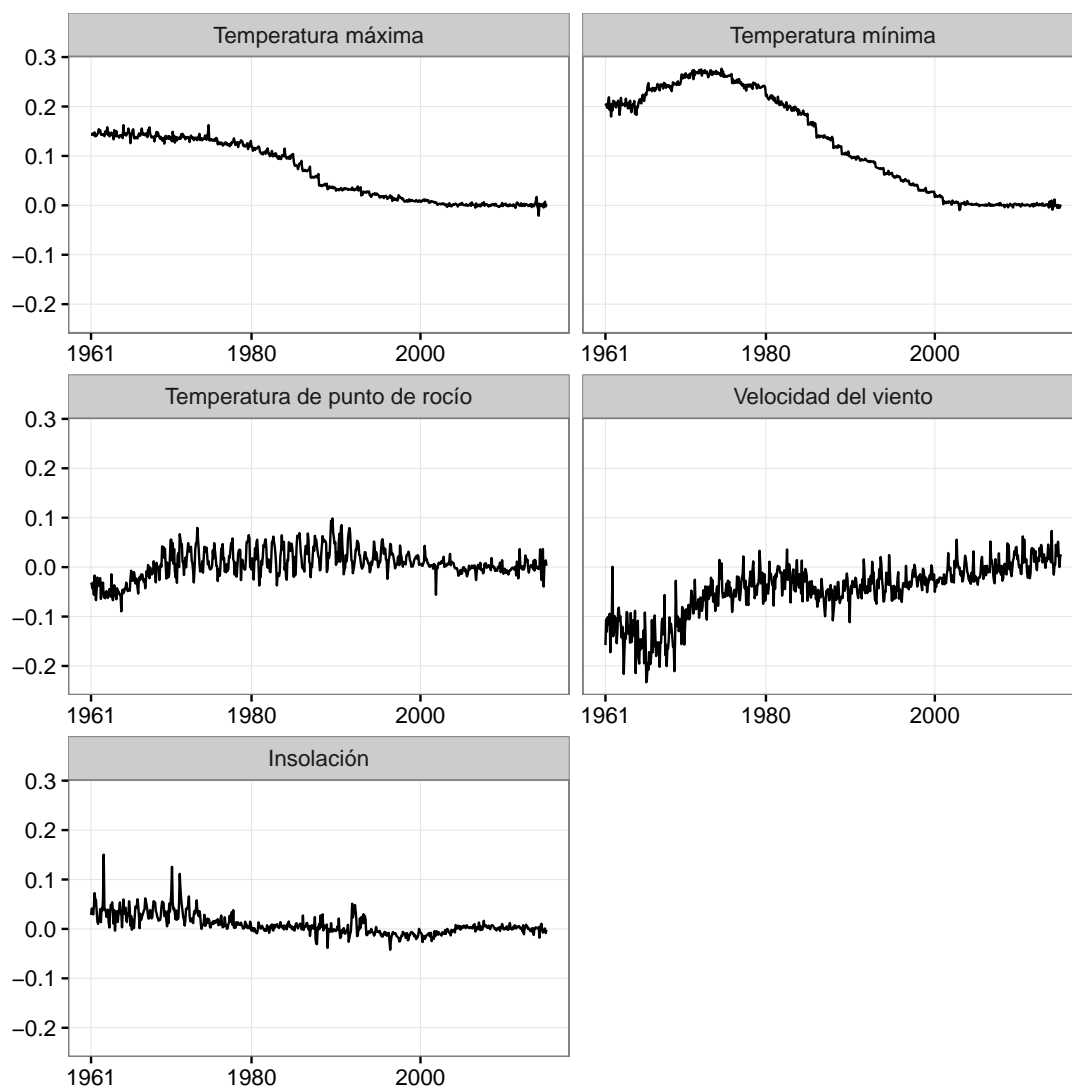


Figura 5.11: Evolución temporal de la magnitud de la corrección para las distintas variables en el proceso de homogeneización.

Especialmente para los datos de temperatura y de velocidad del viento se observa una tendencia clara en el comportamiento del proceso de homogeneización, que además supone la eliminación de una pequeña porción de la tendencia existente en el campo de cada variable. Así, para temperatura máxima y mínima, que son dos variables sobre las que existe una reconocida tendencia positiva en la Península Ibérica (Brunet et al.,

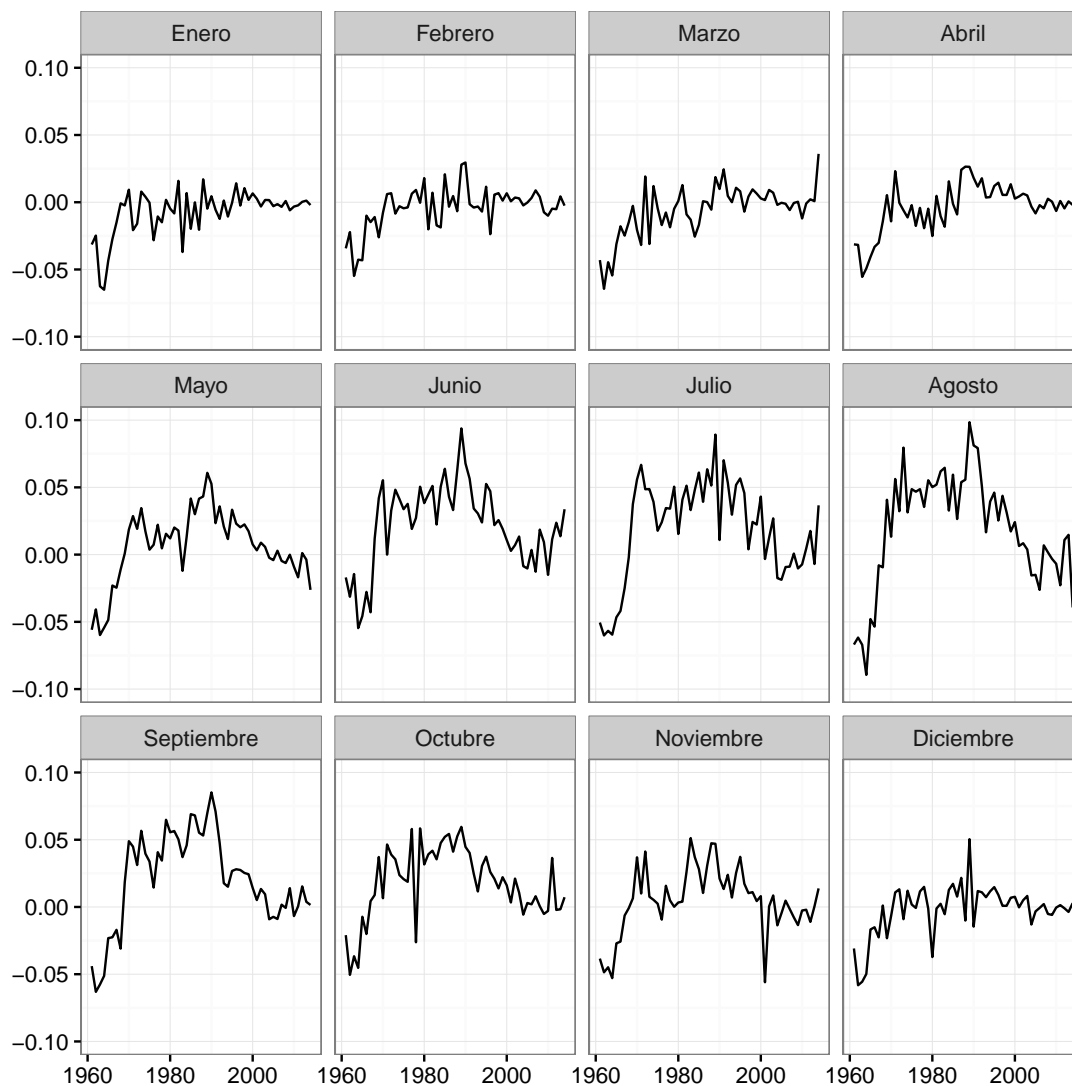


Figura 5.12: Evolución temporal de la magnitud de la corrección para la temperatura de punto de rocío en el proceso de homogeneización para los doce meses del año.

2007; del Río et al., 2012; Gonzalez-Hidalgo et al., 2016) e Islas Baleares (Homar et al., 2010; Jansa et al., 2017), el proceso de homogeneización introduce una anomalía positiva en las primeras décadas, para estabilizarse alrededor de 0 a partir del año 2000. Al incrementar los valores del inicio del período, el resultado es que la tendencia de la variable disminuirá. Con la velocidad del viento, variable en la que algunos puntos de la Península Ibérica muestran una tendencia descendente en su valor (acorde con el fenómeno global del *wind stilling*) (Azorin-Molina et al., 2014), el impacto de la homogeneización es a disminuir la velocidad media del viento en el pasado. La corrección de la insolación también muestra una cierta tendencia negativa, aunque de pequeña magnitud, así como una mayor variabilidad durante los primeros años.

Por lo que respecta a la temperatura de punto de rocío, aparte de presentar valores

ligeramente negativos durante los primeros años, tal vez el mayor impacto sea la variabilidad de alta frecuencia que se detecta aproximadamente entre los años '70 y los '90, y que según se muestra en la Figura 5.12 responde a un comportamiento contrastado entre la época fría y la época cálida del año. Así, la época fría del año presenta, durante el período comentado de los '70 a los '90, valores muy próximos a 0. Sin embargo, los meses de la época cálida tienden a presentar valores positivos en ese mismo período, con valores máximos de 0.1. De nuevo, nos encontramos ante un caso similar al de temperatura máxima y mínima, donde el proceso de homogeneización introduce una corrección media que elimina una parte de la tendencia.

De este apartado se desprende que el proceso de homogeneización utilizado introduce una tendencia no deseada en los datos de algunas de las variables, lo que seguramente afecte a los datos que se obtengan de ET_o . Así, los valores de ET_o obtenidos para las primeras décadas pueden estar sometidos a un ligero desajuste. Mientras que la anomalía positiva de los datos de temperatura puede conllevar una sobrestimación de los valores de ET_o , la anomalía negativa introducida en los datos de viento conllevaría una subestimación de los valores de ET_o . Además, hay que tener en cuenta también la tendencia a la sobrestimación de los valores de temperatura de punto de rocío durante la parte cálida del año, lo que lleva a subestimar ET_o .

5.3.3. Interpolación

Para analizar la bondad del proceso de interpolación se ha utilizado un proceso de *Leave One Out Cross Validation* (LOO-CV), que consiste en ejecutar la interpolación un número de veces igual al número de observaciones utilizado, dejando fuera en cada ocasión una observación diferente. De esta manera es posible calcular la predicción correspondiente a la observación que se ha dejado fuera del proceso, que será por tanto una predicción independiente. Una vez se ha realizado este proceso con todas las observaciones, es posible calcular estadísticos de bondad de ajuste y de error, considerándose estos estadísticos como independientes ya que las observaciones eliminadas en cada caso no participaron en el proceso de ajuste del modelo.

Es importante señalar que mediante este proceso de validación únicamente se obtiene una estimación del rendimiento del proceso en los puntos que se tiene observación, pero no ofrece información en los puntos en los que no existe observación. También, cabe precisar que la búsqueda independencia de los valores predichos sólo se obtiene cuando las observaciones son aleatorias e independientes, pero sabemos que en el caso de las variables climáticas existe una dependencia entre las observaciones (correlación espacial). Por ello, los resultados de la validación por LOO-CV hay que considerarlos con cuidado, pues darán lugar a estadísticos más 'optimistas' (sesgados

en favor de la bondad de la estimación) que si provinieran realmente de una muestra totalmente independiente.

En el caso de la interpolación es importante plantear la evaluación desde dos perspectivas complementarias. Por un lado, el cálculo de los estadísticos de manera individual para cada observatorio nos informa de la habilidad del proceso para capturar la variabilidad temporal de las variables en cada observatorio. Por otro lado, el cálculo de los estadísticos en cada momento temporal (considerando todos los observatorios), nos permite evaluar la habilidad del proceso a la hora de capturar la variabilidad espacial de la variable. En los siguientes apartados se analizan estos dos aspectos por separado.

Variabilidad temporal

Tabla 5.7: Estadísticos proceso de interpolación (valores medios para el conjunto de las series).

	MAE	R ²	ME	PBIAS	rM	rSD
Temperatura máxima	1.02	0.98	- 0.02	0.00	0.99	0.99
Temperatura mínima	1.11	0.97	0.03	0.01	1.00	0.98
Temperatura de punto de rocío	1.01	0.95	0.05	0.02	1.00	0.98
Velocidad del viento (m s ⁻¹)	0.75	0.54	0.05	12.31	1.12	0.87
Insolación	0.65	0.93	0.00	0.48	1.00	0.97

Una vez se ha procedido a calcular los estadísticos de bondad de ajuste y de error para todos los observatorios de acuerdo con el procedimiento LOO-CV, una manera de presentar dicha información consiste en calcular el valor medio de los estadísticos, lo que nos informa de la habilidad global del método para capturar la variabilidad temporal. Como se observa en la Tabla 5.7, las variables de temperatura son las que presentan un mejor comportamiento, con valores de R² por encima de 0.95. Como hemos visto ya en varias ocasiones, la variable que presenta mayores problemas es la velocidad del viento, con valores de R² de tan solo 0.54, y un sesgo medio importante (PBIAS de 12.31 %). El resto de variables (punto de rocío e insolación) presentan también buenos valores de ajuste (R² por encima de 0.93), y práctica ausencia de sesgo. La estimación de la varianza temporal de las variables, indicada por la ratio de desviaciones típicas (rSD), es también bastante satisfactoria, con valores sólo ligeramente inferiores a 1 para todas las variables, con la excepción de la velocidad del viento para la que existe una subestimación más importante de su variabilidad.

Además de los valores medios de los estadísticos se han construido gráficos de densidad para R² (Figura 5.13) y PBIAS (Figura 5.14). En estas figuras, además, se han construido curvas de densidad para cada década del periodo de estudio (con

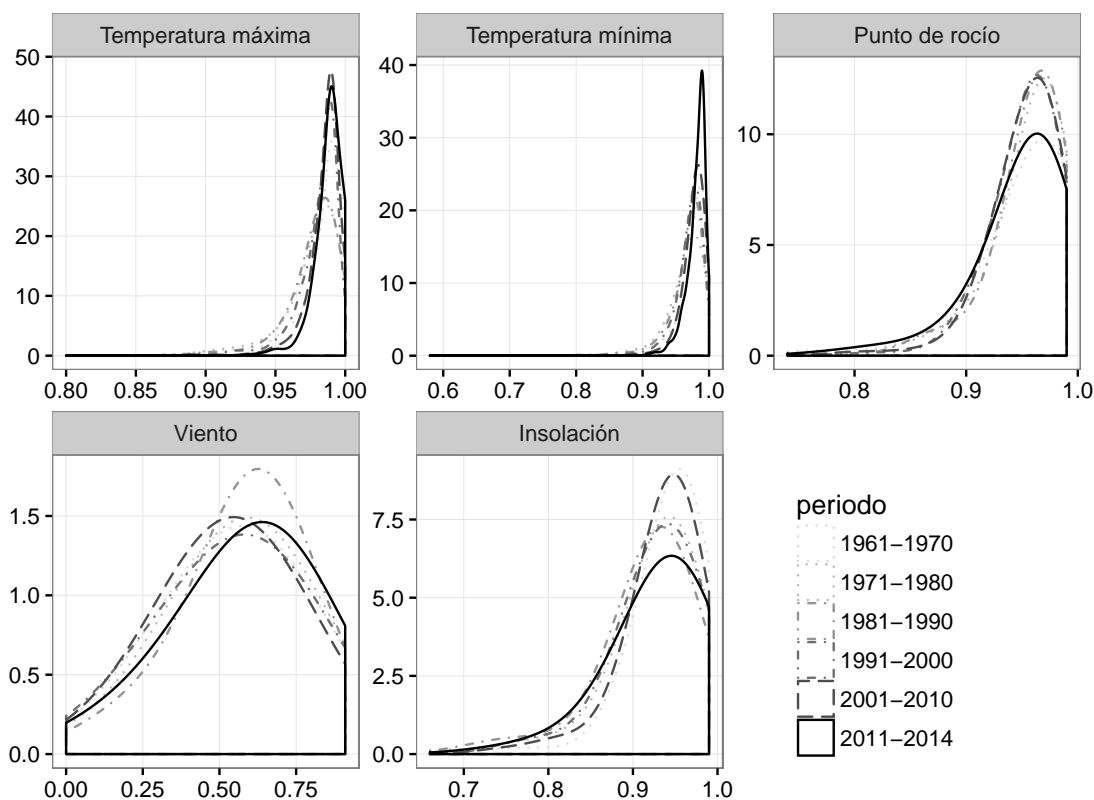


Figura 5.13: Curva de densidad *kernel density* del R^2 del proceso de interpolación calculado en sentido temporal.

excepción de la última década, incompleta), con el objetivo de verificar si existe alguna deriva temporal. Las curvas de densidad permiten comprobar que, con la excepción de la velocidad del viento, los valores de R^2 obtenidos en las distintas estaciones presentan en general una baja dispersión con respecto a los valores medios indicados en la Tabla 5.7. En el caso de la velocidad del viento, en cambio, se observa una gran dispersión, existiendo una fracción importante de los observatorios con valores muy bajos de R^2 , próximos a cero. Un resultado similar se observa con respecto al PBIAS.

En cuanto a la comparación entre décadas, no se aprecian diferencias muy importantes ni tendencias claras en cuanto al valor medio de los estadísticos. Parece existir una cierta predisposición a que exista una mayor dispersión de los estadísticos en el último período considerado (2011-2014), si bien esto puede muy bien deberse a la menor duración de este periodo con respecto a los demás, ya que tan sólo contiene cuatro años de datos.

Variabilidad espacial

Desde el punto de vista espacial, se han calculado los estadísticos para cada semana de manera independiente considerando todos los observatorios, y posteriormente se ha construido la media para cada semana (de la 1 a la 48), con lo que es posible detectar

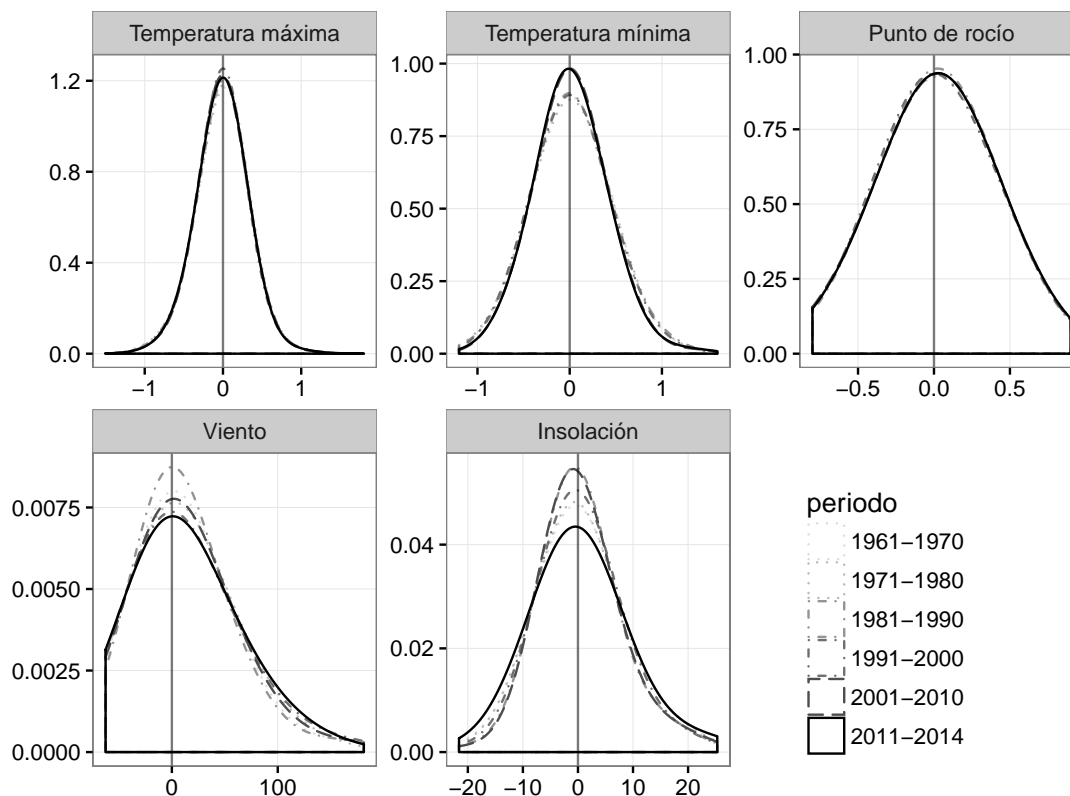


Figura 5.14: Curvas de densidad *kernel density* del PBIAS del proceso de interpolación calculado en sentido temporal.

si existe o no estacionalidad.

Los valores medios de los estadísticos, considerando todas las semanas, se muestran en la Tabla 5.8. De nuevo, las variables de temperatura son las que presentan un mejor ajuste, con valores de R^2 en torno a 0.8, al igual que la temperatura de punto de rocío y, en menor medida, la insolación. La velocidad del viento, considerada de forma espacial, obtiene unos valores muy bajos de ajuste, con R^2 cercano a cero. Existe una cierta contracción de la varianza espacial, con valores de rSD en torno a 0.9 (indicando una subestimación de la desviación típica del 10% o mayor). En el caso de la velocidad del viento este estadístico se dispara hasta 0.46, indicando una fuerte subestimación de la variabilidad espacial de esta variable.

La Figura 5.15 muestra el comportamiento semanal de la bondad de ajuste (R^2), diferenciando además en el comportamiento entre décadas. Temperatura máxima y temperatura mínima presentan valores que oscilan de forma aleatoria a lo largo del año, sin evidenciar una estacionalidad clara y con valores ligeramente por encima de 0.80 para el caso de la temperatura máxima y algo inferiores para la temperatura mínima. En el caso de la temperatura máxima se observa un ligero repunte de los valores de R^2 durante las semanas más cálidas del año. En cambio, en el caso de la temperatura de punto de rocío sí que se observa una estacionalidad muy clara, con valores más

Tabla 5.8: Estadísticos proceso de interpolación (valores medios para el conjunto de las semanas).

	MAE	R ²	ME	PBIAS	rM	rSD
Temperatura máxima	1.02	0.82	- 0.02	0.00	0.99	0.92
Temperatura mínima	1.11	0.78	0.04	0.00	1.00	0.89
Temperatura de punto de rocío	1.02	0.82	0.06	0.00	0.99	0.89
Velocidad del viento (m s ⁻¹)	0.75	0.06	0.06	2.44	1.02	0.46
Insolación	0.64	0.70	0.00	0.12	1.00	0.85

bajos en verano (aproximándose a 0.70) y más elevados en invierno (ligeramente por encima de 0.85). Este hecho podría deberse a una mayor homogeneidad espacial de la humedad durante los meses de invierno, mientras que en verano existen contrastes más marcados entre las zonas interiores más secas y las zonas costeras más húmedas, que el proceso de interpolación no ha sido capaz de capturar en su totalidad. Por su parte, en insolación los valores de R² oscilan entre 0.65 en invierno y algo más de 0.75 en la parte central de la época cálida, mostrando por tanto también estacionalidad.

Además, se analiza si la estacionalidad que se manifiesta en los valores de R² presenta algún tipo de deriva temporal a partir de la comparación del comportamiento entre distintos períodos decadales. La temperatura de punto de rocío es la variable que de manera más evidente manifiesta el mismo patrón estacional en los distintos períodos analizados. Temperatura máxima y temperatura mínima destacan por presentar unos valores R² algo más elevados en los períodos más recientes que en las décadas iniciales del tiempo. La insolación, por su parte, mantiene un comportamiento muy similar entre los distintos períodos analizados. La velocidad del viento sigue presentando, en cualquiera de los períodos analizados unos valores muy bajos.

La velocidad del viento también muestra signos de estacionalidad, dentro de los bajos valores de R² que presenta en general. Si se analiza con algo más de profundidad el caso de la velocidad del viento y se construye una figura comparando el error que se comete en su interpolación con el valor observado (Figura 5.16), se detecta un gran desajuste en la velocidad estimada del viento cuando la observada es elevada, con una fuerte tendencia a la infraestimación (valores negativos de validación) en dichos casos. De hecho, los únicos casos de sobrestimación (valores positivos de validación) de la velocidad del viento están ligados a velocidades observadas por debajo de 5 m s⁻¹.

Comparación para el período 2010-2014

En los últimos años del periodo de estudio existe un gran incremento en el número de observaciones de velocidad del viento y humedad relativa, que se pueden aprovechar para realizar un análisis en profundidad de la calidad espacial de la interpolación,

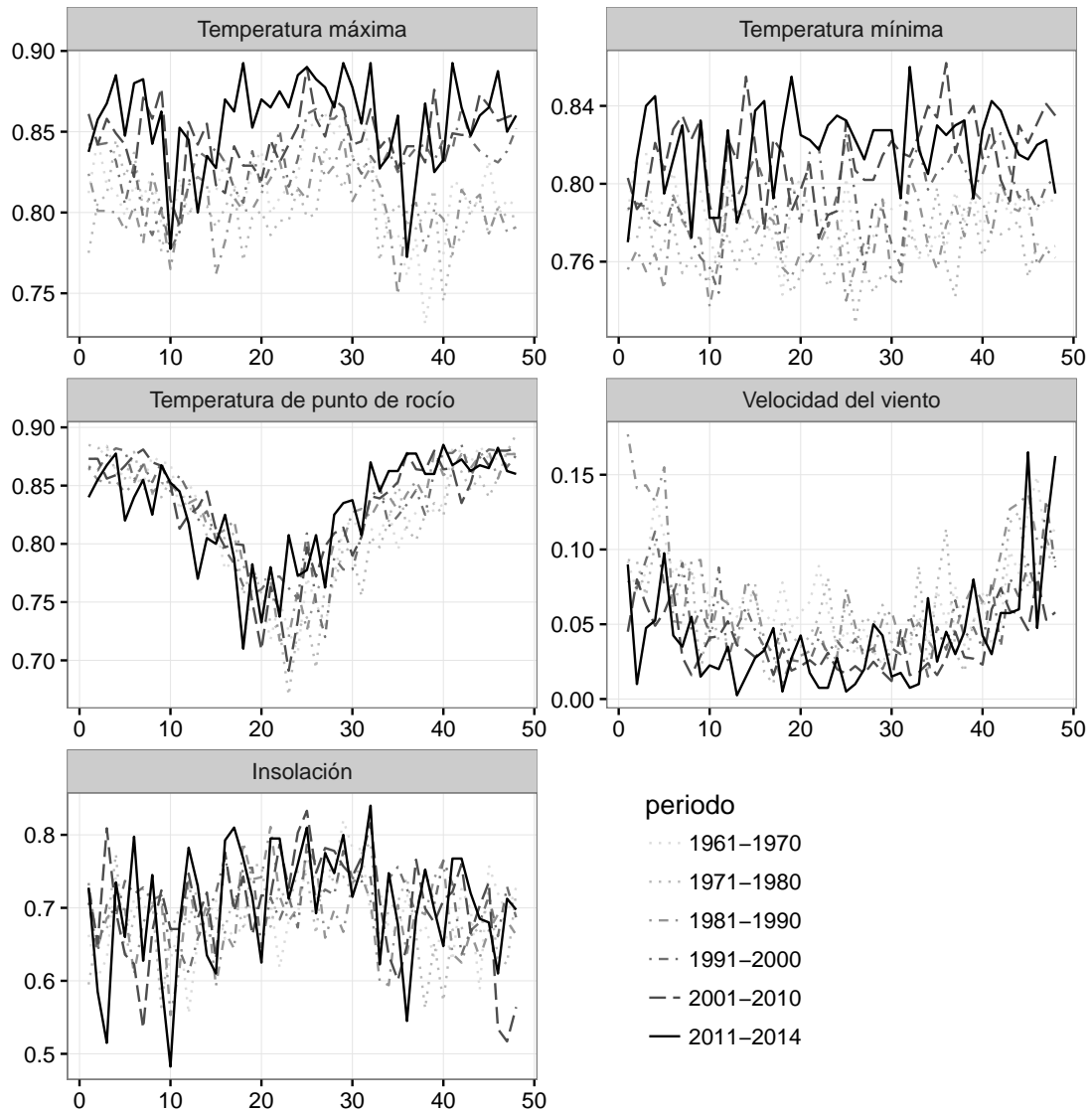


Figura 5.15: Comparación decadal de los valores medios semanales de R^2 del proceso de interpolación.

ya que aunque sea un periodo breve de tiempo nos puede permitir deducir algunas conclusiones importantes sobre el proceso. Para ello, se ha realizado un análisis en el que se comparan los datos interpolados con los datos observados en los observatorios que tienen datos para el periodo 2010-2014 y que no han sido utilizados en la generación de la interpolación. Esto permite contar con datos en zonas en las que no existe ninguna observación en el conjunto de datos que se ha utilizado para realizar la interpolación, sobre todo para las variables de temperatura de punto de rocío y velocidad del viento.

En la Figura 5.17 se puede observar, para cada variable, la distribución espacial de los observatorios utilizados en la interpolación y los que están disponibles en el periodo 2011-2014 y que no han intervenido en el proceso. La figura evidencia que para las variables indicadas se pasa de una red de observatorios muy escasa a una red de

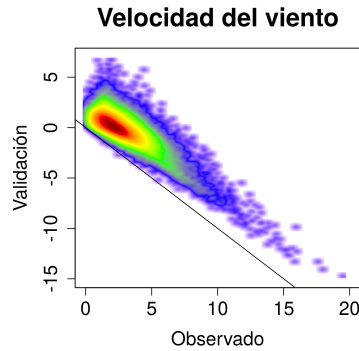


Figura 5.16: Relación entre la velocidad del viento observado y el error cometido en el proceso de interpolación (validación).

observatorios con una elevada cobertura espacial. Será, por tanto, en estas dos variables en las que se centre la comparación.

Si se observa la distribución espacial del error medio para la velocidad del viento en los observatorios nuevos (Figura 5.18), se pueden identificar dos patrones diferenciados. Por un lado, destaca la región del NE peninsular donde prevalece una sobrestimación importante por parte de la interpolación, que es mucho más marcada en los meses de invierno (en la figura se muestra el mes de enero) que en verano (julio, en la figura). Por otra parte, en el resto de la península parece existir una tendencia hacia la subestimación de los valores, que es más importante en la región costera del sur de la Península, en la zona oeste limítrofe con Portugal y en la zona Ibérica.

La sobrestimación que se produce en el NE peninsular podría estar asociada con una excesiva propagación espacial de los episodios de cierzo y tramontana que afectan al valle del Ebro, zona norte de Cataluña y norte de Baleares, hipótesis que gana peso con el hecho de que la sobrestimación sea mayor en invierno, cuando estos vientos son dominantes, que en verano. Esta excesiva propagación espacial podría estar motivada por los observatorios que se utilizan en el proceso de interpolación. Al ser una región donde la velocidad del viento presenta una elevada variabilidad espacial, tanto por los contrastes entre el valle del Ebro y el resto de la cuenca como por la presencia de varias cadenas montañosas, se necesitaría un número elevado de observatorios distribuidos de tal manera que permitieran detectar esta variabilidad. Además, hay que incidir en que los dos observatorios ubicados más al NE son dos observatorios que se encuentran ubicados en zona de montaña (Turó de l'Home a 1706 msnm y La Molina a 1703 msnm). Si se combina la presencia de dos observatorios de montaña, que probablemente registren vientos más intensos que en las zonas más bajas, junto con observatorios ubicados en el Valle del Ebro, donde el cierzo sopla con máxima intensidad, se puede entender que se dé esa sobrestimación de viento tan importante en esa región.

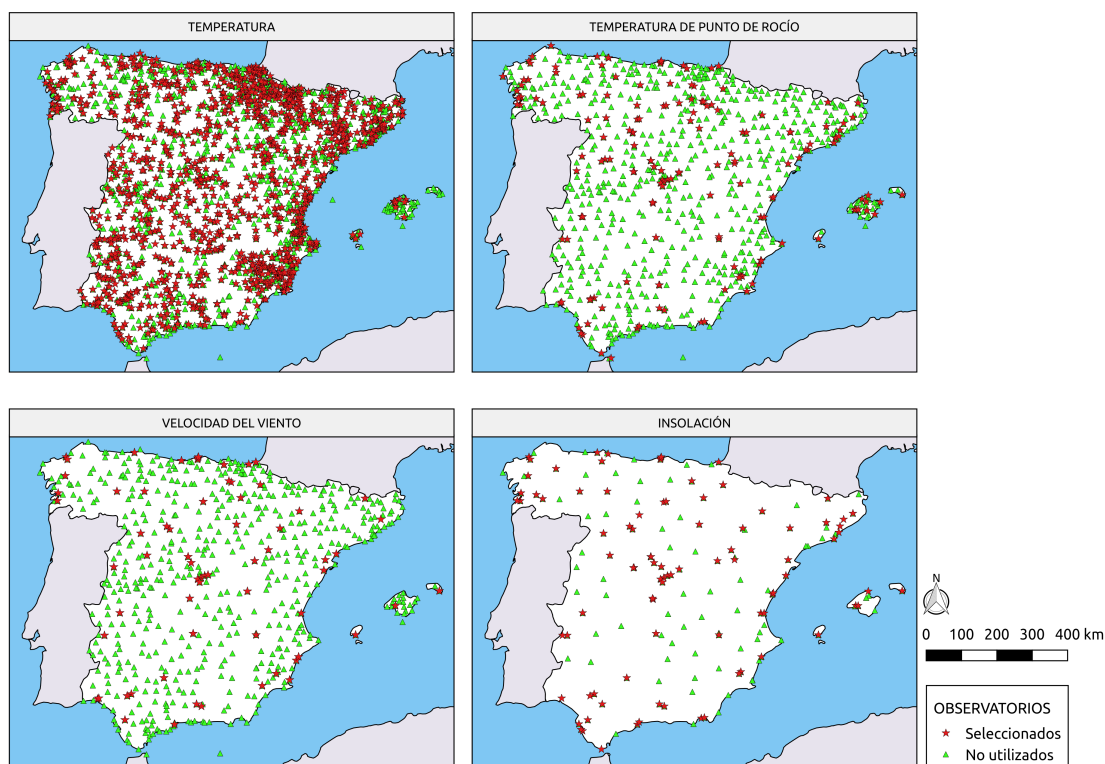


Figura 5.17: Distribución espacial de todos los observatorios disponibles en el período 2010-2014, distinguiendo entre los que han sido usados en el proceso de interpolación (rojo) y los que no (verde).

Por su parte, la temperatura de punto de rocío (Figura 5.18) presenta un comportamiento claramente diferenciado entre las zonas del interior, donde predomina la sobrestimación, y las zonas de costa, donde predomina la subestimación. Es decir, la interpolación tiende a sobrestimar la humedad relativa en las regiones más secas, y a subestimarla en las zonas más húmedas. Esta situación es más acentuada en verano.

Validación de la estimación de incertidumbre

La comparación del periodo 2010-2014 vista en los párrafos anteriores puede servir también de base para evaluar la calidad de la estimación de la incertidumbre derivada a partir de la varianza de la interpolación. Asumiendo que los datos obtenidos en el proceso de interpolación mediante UK se ajustan a una distribución normal, el valor predicho debe ser interpretado como el valor medio de la distribución mientras que la varianza de la predicción se corresponde con la varianza de la distribución. Dado que la predicción por UK es no sesgada, se deriva por tanto que aproximadamente el 68% de los datos deberán estar contenidos dentro del rango [media - desviación típica, media + desviación típica].

En la comprobación de la calidad de la incertidumbre esto significa que, aunque

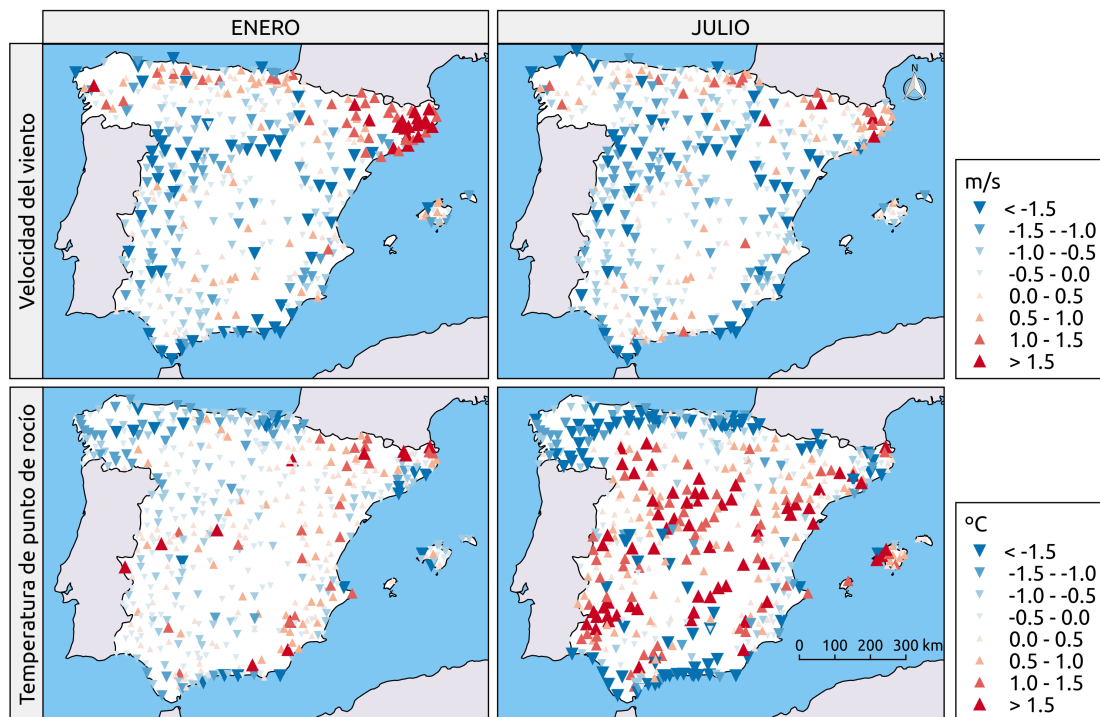


Figura 5.18: ME de la velocidad del viento y de la temperatura del punto de rocío en el periodo 2010-2014.

exista una desviación en los datos predichos con respecto a los datos observados, la predicción sería correcta siempre y cuando aproximadamente el 68% de los datos observados (o un valor ligeramente mayor, asumiendo la variabilidad espacial sub-píxel) estuvieran dentro del rango anteriormente mencionado de [media - desviación típica, media + desviación típica].

Para cada una de las variables y para cada observatorio no utilizado en el proceso de interpolación pero que contiene más de 120 semanas con datos dentro del periodo 2010-2014 se ha calculado el porcentaje de datos observados que se ajustan al rango anteriormente comentado. La Figura 5.19 muestra el porcentaje de datos observados que se sitúan fuera del rango esperado. Para la temperatura máxima y la temperatura mínima, la mayoría de observatorios presentan un porcentaje claramente superior al 68% dentro del rango. La velocidad del viento es la variable que presenta un mayor número de casos en los que el porcentaje de datos contenidos dentro del rango es inferior, detectándose además una cierta concentración espacial de estos casos en el noreste de la Península Ibérica, y que coincidiría con la región anteriormente detectada en la que el error medio de la predicción es superior.

Si se analiza el ajuste entre el error de la predicción y la estimación de incertidumbre (en forma de desviación típica) construyendo un valor medio regional para cada una

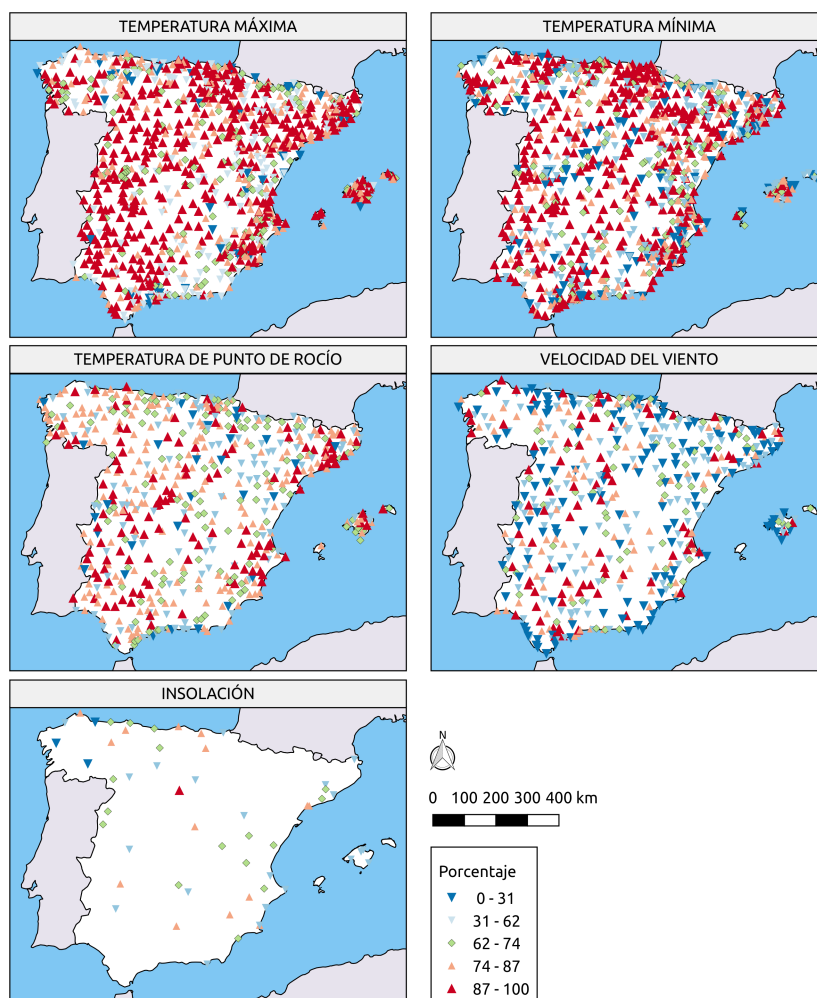


Figura 5.19: Porcentaje de datos observados para el período 2010-2014 que se encuentran dentro del rango [media - desviación típica, media + desviación típica], siendo la media el valor predicho por UK y la desviación típica la raíz cuadrada de la varianza de UK para las distintas variables.

de las semanas contenidas en el periodo 2010-2014 se obtienen unos resultados que muestran un ajuste muy bueno para todas las variables (Figura 5.20). La estimación de la incertidumbre de la temperatura máxima y de la temperatura mínima está ligeramente por encima del valor del MAE, lo que coincide con que un gran número de observatorios presente un porcentaje muy elevado (superior al 68%) dentro del rango [media - desviación típica, media + desviación típica]), tal y como se ha visto en la figura anterior. En la temperatura de punto de rocío, la situación es similar a las variables de temperatura. Sin embargo, para la velocidad del viento los valores de MAE y de estimación de incertidumbre presentan valores muy similares, resultado del contraste entre observatorios que presentan un elevado número de datos dentro del rango [media - desviación típica, media + desviación típica] y otros que presentan una mayor dispersión.



Figura 5.20: Comparación entre el error absoluto medio (MAE) y la incertidumbre (en forma de desviación típica) para el período 2010-2014.

El comportamiento de las distintas variables en cuanto al ajuste entre el MAE y la incertidumbre parece estar controlado, al menos en parte, por el número de observatorios utilizados en el proceso de interpolación. Así, para las variables con mayor densidad de observaciones la distancia entre un observatorio independiente y un observatorio utilizado en el proceso de interpolación será menor, lo que sería la causa de que los valores de MAE estén sistemáticamente por debajo de los valores de la incertidumbre. Esto se observa principalmente en temperatura máxima y temperatura mínima, pero también tiene su importancia en la temperatura de punto de rocío. Es decir, hay que tener en cuenta que el MAE subestima la verdadera incertidumbre sobre todo para aquellas variables para las que existe una gran densidad de datos, y por tanto una mayor autocorrelación entre los mismos, lo que explicaría las diferencias entre las

magnitudes del MAE y de la incertidumbre estimada.

A pesar de que en un sentido espacial se hayan detectado regiones donde la estimación de la incertidumbre no funciona de manera adecuada, lo cierto es que realizando un análisis en sentido regional, el ajuste que existe entre el error absoluto que se comete y la incertidumbre estimada (en forma de desviación típica) es muy elevado en todas las variables. Esto nos indica que si bien los valores de incertidumbre pueden no resultar adecuados para un estudio de alta resolución espacial, sí parece que a la hora de llevar a cabo análisis regionales los valores son del todo adecuados. Sin embargo, hay que tener en cuenta que dicha comprobación se ha realizado únicamente en la última parte del período de análisis, y que dicho ajuste podría estar afectado por la presencia de una deriva temporal, que no es posible detectar con este análisis.

5.3.4. Cálculo de ET_o .

Una vez se han obtenido las rejillas para cada variable se puede calcular ET_o utilizando el método FAO-PM y como datos de entrada las distintas variables. En la Figura 5.21 se muestra la media anual de ET_o para el período de referencia 1981-2010, obtenida de esta manera. Se observa un marcado contraste espacial, donde el norte de la Península y zonas de montaña presentan valores inferiores a 800 mm, mientras que en el sur de la Península pueden darse valores por encima de los 1100 mm. De hecho, en el valle del Guadalquivir y región de Murcia aparecen valores ligeramente superiores a 1300 mm, mientras que en el interior del valle del Ebro y de la isla de Mallorca aparecen valores superiores a 1200 mm. Por el contrario, en la cordillera cantábrica y en zonas de los Pirineos se dan valores por debajo de 700 mm.

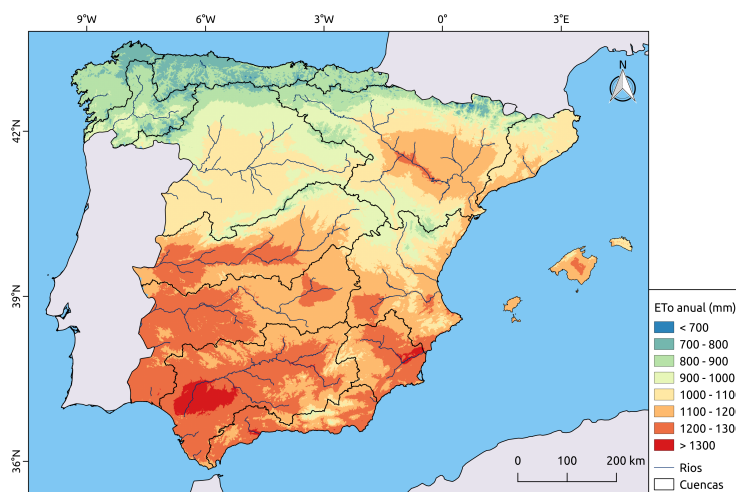


Figura 5.21: Media anual de ET_o para el período 1981-2010.

Además de obtener unos valores predichos de ET_o se obtiene también una estimación

de la incertidumbre, que se calcula a partir de la propagación de la incertidumbre de cada variable meteorológica hacia el valor de ET_o . En este caso no resulta posible realizar una verificación de los valores de incertidumbre que se obtienen debido a la no disponibilidad de un conjunto de datos independiente para el cálculo de ET_o . El bajo número de datos de insolación existentes durante el periodo 2010-2014 y que no se han utilizado en el proceso de generación de la base de datos impide el cálculo de ET_o de manera generalizada.

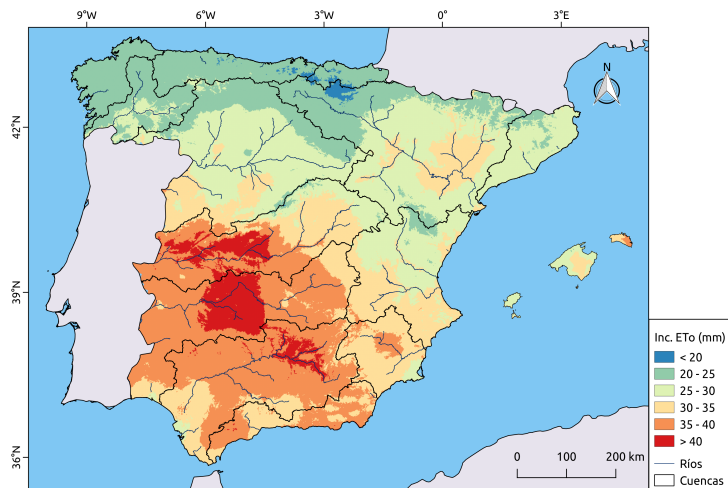


Figura 5.22: Incertidumbre de ET_o (en forma de desviación típica) para el período 1981-2010.

En la Figura 5.22 se observa que los valores de desviación típica oscilan en la mayor parte del territorio entre 20 y 40 mm coincidiendo, de manera general, los valores más elevados con las regiones que presentan mayores valores medios de ET_o y viceversa.

Se aprecian sin embargo algunas diferencias de detalle a este patrón general. Así, mientras que los valores máximos de ET_o tienden a estar concentrados en el valle del Guadalquivir, los máximos valores de incertidumbre se ubican en el valle del Guadiana y del Tajo. Además, la isla de Menorca presenta también valores importantes de incertidumbre, mayores que los de Mallorca, cuando en los valores de ET_o el comportamiento es el contrario.

5.4. Discusión y conclusiones

En este capítulo se ha evaluado el proceso de generación de una base de datos de ET_o utilizando para ello la interpolación espacial mediante kriging universal de las variables climáticas previamente a su cálculo (PM-IC). Con el objetivo de evitar los problemas que pueden aparecer derivados de la utilización de un número cambiante de observaciones, y que se han mencionado ya en la Introducción de este capítulo, se ha

tenido que utilizar, previo al proceso de interpolación, un proceso de relleno de datos, con la finalidad de completar los períodos sin datos de las series a utilizar y evitar de esta manera trabajar con un número de observaciones cambiante en el tiempo. Además, con el fin de asegurar al máximo la homogeneidad de los datos utilizados, se ha utilizado un proceso de homogenización de datos basado en SNHT (Alexandersson, 1986).

La aplicación de esta metodología permite obtener un producto de ET_0 cuyos valores medios se ajustan bien al conocimiento previo que se tiene de la variable, aunque también se han detectado y analizado pequeños problemas en la estimación de algunas variables, así como en algunas partes del proceso.

Así, se podría decir que el procedimiento utilizado en este capítulo lleva a obtener buenas estimaciones de temperatura (tanto la máxima como la mínima), ya que para esta variable se han obtenido muy buenos resultados tanto en la verificación estadística del proceso de relleno como en el de la interpolación. El caso opuesto sería el de la velocidad del viento, que es la variable que peores resultados obtiene en todos los procesos de verificación, y que además es la variable para la que menos observaciones se utilizan. De hecho, en la parte final del período de estudio se desechan un gran número de observaciones de velocidad del viento (y también de humedad relativa), al tener que utilizar un esquema con un número constante de observaciones.

En una comparativa entre los valores que se obtienen mediante la interpolación con los valores observados para el período 2010-2014 pero no utilizados en el proceso de interpolación, se detecta cómo estas observaciones podrían ayudar a mejorar la calidad de la interpolación para esos años, tanto en el caso de la velocidad del viento como para la humedad relativa (punto de rocío). Con respecto a esta última variable, si bien durante las validaciones del proceso de relleno y de interpolación se han obtenido unos resultados claramente mejores que para la velocidad del viento (y asimilables a las variables de temperatura), cuando se comparan los valores interpolados para el período 2010-2014 con el gran número de observaciones disponibles durante ese período temporal se detecta una sobrestimación de la humedad en el interior de la Península Ibérica y una subestimación en las regiones costeras. Además, mientras que en la velocidad del viento los errores son más elevados durante la época invernal, que es cuando los valores de ET_0 son menores, en el caso de la humedad relativa los errores son mayores durante el verano, lo que podría tener una importante influencia en los valores anuales de ET_0 .

Sin embargo, y a pesar de estos problemas, hay que poner en valor que esta base de datos de ET_0 es la primera base de datos a alta resolución espacial y temporal de esta variable construida en España. También es importante tener en cuenta que en un escenario PM-IC como el actual, en el que primero se lleva a cabo la estimación del

valor de las variables y después se calcula ET_o , el valor final de ET_o tiende a estar sometido a un error menor (porcentualmente hablando) que el error que se comete en la estimación de las variables, tal y como se vió en el capítulo de escasez de datos.

Los errores que se cometen en la velocidad del viento y la temperatura de punto de rocío están sometidos a un sesgo, al menos de acuerdo con la comparación realizada con todas las observaciones disponibles para el período 2010-2014. La importancia de este sesgo en los datos finales de ET_o dependerá de la interacción que tengan ambas variables en el cálculo de ET_o . Además, mientras que el sesgo más importante para la velocidad del viento aparece en invierno, el más importante para la temperatura de punto de rocío aparece en verano, con lo que, en un sentido climático, el mayor sesgo del viento coincidirá con el menor sesgo en humedad y vice versa, lo que mejora la situación con respecto a la posibilidad de solape entre ambos errores. Si se confirmara que la presencia de un sesgo en viento y en humedad acaba por dar lugar a un sesgo en los valores de ET_o , esto no tiene porque afectar a todos los usos de esta base de datos de ET_o . Por ejemplo, si el sesgo se mantiene relativamente constante en el tiempo, el cálculo de índices de sequía estandarizados a partir de los datos de ET_o obtenidos, no tendría porque verse afectado, ya que el proceso de estandarización del balance entre precipitación y ET_o eliminaría el efecto del sesgo.

Durante el análisis exhaustivo del procedimiento desarrollado se ha detectado también como el proceso de homogeneización introduce problemas de tipo temporal en las series de algunas de las variables, como es el caso de la temperatura y de la velocidad del viento. Dicho problema consiste en que durante los años iniciales del período de estudio, la homogeneización de los datos conduce a un cambio en la media espacial del campo con un sesgo de signo igual al de la tendencia que existe en esa variable. Las climatologías que se obtengan para el último período de referencia (1981-2010) podrían verse afectadas por este problema, aunque el mayor efecto se presentaría a la hora de calcular tendencias temporales de ET_o , ya que son las primeras décadas las que se encuentran más afectadas por este problema, lo que puede conducir a obtener valores de ET_o con una tendencia menor a la real.

Visto el desarrollo de esta base de datos y los distintos problemas que han surgido se entiende que es necesario mejorar el presente producto. Sin embargo, se abren en este punto dos posibilidades. Por un lado está la opción de siguiendo el mismo esquema intentar mejorar el proceso de relleno de datos y de interpolación, sobre todo pensando en obtener mejores estimaciones de la velocidad del viento. Esto podría pasar por intentar trabajar de manera individual con cada una de las dos componentes de la velocidad del viento (zonal y meridiana), o intentar ajustar los procedimientos de relleno e interpolación a la verdadera distribución de los datos de viento (mediante una

distribución Gamma, por ejemplo). También sería de gran interés mejorar el proceso de homogeneización, para intentar evitar la aparición del efecto no deseado sobre la tendencia de los datos. La otra posibilidad consistiría en explorar una metodología que nos permita trabajar con un número variable de observaciones, y que permita utilizar al máximo la información disponible en cada momento.

De entre estas dos opciones se ha elegido la segunda, y es por este motivo por el que en el próximo capítulo se explora la posibilidad de generar una base de datos de ET_0 utilizando un proceso interpolación óptima, donde se combinarán los datos de las observaciones con los datos de un modelo climático regional (RCM). Dado que el modelo espacial se deriva del RCM se tiene la hipótesis de que la utilización de un número variable de observaciones no debería generar problemas en los valores predichos de las variables sino revertir en una mayor certidumbre de los mismos. Además, en la metodología que se plantea utilizar, la estimación de la incertidumbre es algo inherente al método, ya que es necesario realizar una estimación de la incertidumbre de las distintas fuentes de datos que se utilizan.

Capítulo 6

Generación de una base de datos de ET_0 utilizando interpolación óptima ¹

6.1. Introducción

En este capítulo se expone la utilización de un esquema de interpolación óptima para generar una base de datos de ET_0 . Esta técnica está diseñada para llevar a cabo una fusión de datos de distintos orígenes, siendo un caso típico el de fusión de datos procedentes de teledetección o de un modelo atmosférico con los datos procedentes de una red de observación tradicional. Es un método de extendida aplicación en predicción meteorológica, oceanografía y climatología (Reynolds et al., 2002; Ruiz-Arias et al., 2015; Lussana et al., 2018).

Los datos de modelo o de teledetección tienen la ventaja de ofrecer una información espacial y temporal completa, mientras que las observaciones suelen ser más escasas pero más ajustadas a la realidad. Explotando estas características, los datos del modelo ofrecen una primera aproximación al valor real que se corrige posteriormente con la utilización de los datos observados. Sin embargo, para que esta corrección sea posible es necesario: i) una estimación de la incertidumbre de los datos, ya que la corrección introducida por las observaciones variará en función de la incertidumbre de las distintas fuentes de datos, asignando el método un mayor peso a los datos con menor incertidumbre; ii) una estimación de la relación espacial de los errores del modelo que se utilizará para realizar la propagación espacial de la corrección introducida por las observaciones puntuales. Por ejemplo, si sabemos que un RCM comete un error sistemático de 2°C con respecto a la realidad tanto en Barcelona como en Valencia, una observación en Barcelona serviría tanto para ajustar a la realidad el valor

¹Una parte del contenido de este capítulo ha sido publicada en el siguiente artículo: Tomas-Burguera, M., Beguería, S., Vicente-Serrano, S., Maneta, M. 2018. Optimal Interpolation scheme to generate reference crop evapotranspiration. *Journal of Hydrology* **560**, 202-219. DOI:10.1016/j.jhydrol.2018.03.025

resultante de Barcelona como el valor resultante de Valencia. Dicho modelo espacial depende exclusivamente del modelo utilizado, ya que se asume que las observaciones son independientes entre sí. En cambio, se asume que los errores del modelo están vinculados espacialmente.

Además, la utilización del modelo espacial procedente del RCM permite desvincularse de la construcción de un semivariograma basado en las observaciones. En el kriging, la propagación de los datos en el espacio depende del modelo de semivariograma ajustado a las mismas observaciones, con lo que un cambio en las mismas observaciones puede provocar un cambio en el modelo de semivariograma y, por lo tanto, en la manera en que la información de las observaciones se distribuye en el espacio. En cambio, en un esquema de interpolación óptima esto no sucede, ya que el modelo de propagación espacial no depende de las observaciones. Por otro lado, el kriging se basa en la asunción de estacionariedad de segundo orden, es decir, que la covarianza entre dos puntos cualesquiera depende sólo de la distancia entre ellos y es por tanto independiente de su ubicación espacial. Dicho con otras palabras, en el kriging se asume que un mismo modelo de semivariograma es de aplicación en todo el dominio espacial. Esta asunción no existe en el caso de la interpolación óptima, que en cambio calcula una matriz de covarianzas, en este caso a partir de la información contenida en el RCM elegido.

Bajo la misma premisa que en el capítulo anterior, es decir utilizando el esquema PM-IC consistente en interpolar primero los datos de las variables faltantes para luego aplicar la ecuación de Penman-Monteith y calcular ET_o , se propone en este capítulo implementar un esquema de interpolación óptima para cada una de las variables implicadas en el cálculo de ET_o . Frente a la utilización de interpolación óptima directamente sobre las estimaciones de ET_o , este método es el que permite la utilización de un mayor número de observaciones, maximizando por tanto la información utilizada en el proceso.

Las fuentes de datos que se utilizan son los datos observados de la red de AEMET y los datos de modelo HIRHAM 5 (Christensen et al., 2007) (como RCM) para el período 1989-2011 a una resolución espacial de 9 km y resolución temporal de un mes. Dicho modelo se obtiene a partir de un downscaling dinámico de ERA-INTERIM (Dee et al., 2011) dentro del proyecto CORDEX (*Coordinated Regional Climate Downscaling Experiment*) (Giorgi et al., 2009). Dado que se utiliza un modelo a 9 km de resolución espacial, y considerando las pequeñas dimensiones que tienen las Islas Baleares, se ha preferido dejarlas al margen de este análisis.

La hipótesis más importante con la que se arranca este capítulo es que la combinación entre: i) la utilización de un modelo de base física para determinar el

modelo espacial; y ii) la consideración de todos los datos (tanto los de entrada como los de salida) como distribuciones normales (siendo caracterizados a partir de su media y su varianza), permite trabajar con un número cambiante de observaciones sin que ello afecte a los valores predichos finales. Para el cálculo de ET_o esto significaría poder hacer un uso exhaustivo de todos los datos disponibles en cada momento.

6.2. Metodología

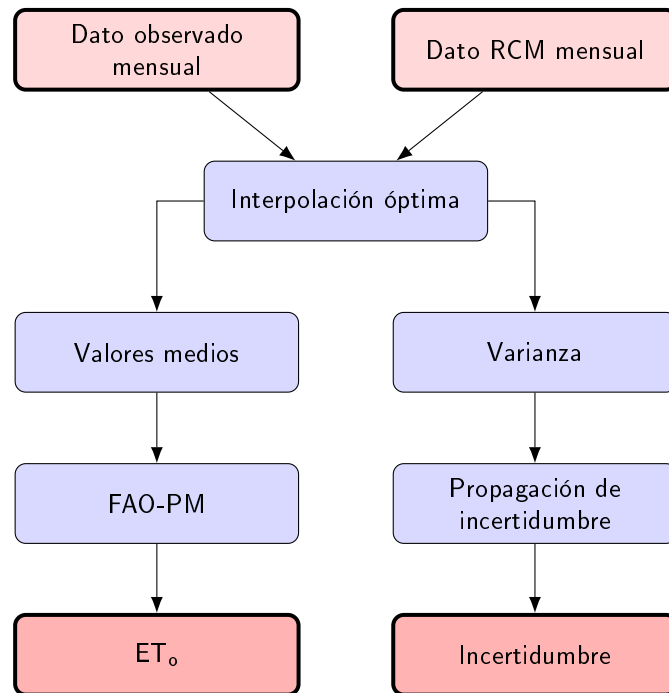


Figura 6.1: Diagrama de flujo de la generación de la base de datos de ET_o .

Se asume que los datos de las distintas variables siguen una distribución normal (asunción imprescindible para la utilización de este esquema), y por tanto, los datos se pueden caracterizar a partir de su media y su varianza.

El proceso de interpolación óptima utilizado se resume en el esquema de la Figura 6.1, y se implementa un proceso independiente para cada variable meteorológica necesaria para el cálculo de ET_o .

Para cada variable, las dos fuentes de datos son: i) las observaciones de la red de estaciones de AEMET; y ii) los datos del RCM. Mientras que en ambos casos se dispone de los valores medios, es necesario estimar las varianzas, proceso que se explica con posterioridad.

Finalmente, se aplica la ecuación de FAO-PM a los valores medios de las variables meteorológicas para obtener los datos de ET_o , mientras que las varianzas se utilizan

para el cálculo de la incertidumbre final con el método de propagación de incertidumbre.

El método de interpolación óptima se fundamenta en la aplicación de tres ecuaciones diseñadas para calcular la distribución final de los datos a partir de la distribución inicial de las dos fuentes de datos originales (Wikle y Berliner, 2007). A pesar de que dichas ecuaciones ya se han explicado de manera breve en el capítulo de Metodología (ecuación 2.43), se considera oportuno explicar de nuevo dichas ecuaciones, esta vez con mayor detalle y mayor concreción sobre su aplicación en este capítulo.

$$\begin{aligned}
 x^a &= x^b + K(y - Hx^b) \\
 K &= (PH^\top)(HPH^\top + R)^{-1} \\
 P^+ &= (I - KH)P
 \end{aligned}
 \tag{6.1}$$

donde:

x^a es el vector que contiene los valores medios finales (longitud: m).

x^b es el vector que contiene los valores predichos del modelo (longitud: m).

y es el vector que contiene los valores medios de las observaciones (longitud: n).

\mathbf{K} es la matriz de pesos, también conocida como ganancia de Kalman (dimensiones: m x n).

\mathbf{H} es una matriz que actúa de máscara para proyectar los datos del modelo al espacio de las observaciones (dimensiones: n x m).

\mathbf{P} es la matriz de varianza-covarianza del modelo (dimensiones: m x m).

\mathbf{R} es la matriz de varianza-covarianza de las observaciones (dimensiones: n x n).

\mathbf{P}^+ es la matriz de varianza-covarianza de los datos finales (dimensiones: m x m).

\mathbf{I} es la matriz identidad (dimensiones: m x m).

m es el número de celdas del modelo.

n es el número de celdas con observación.

La matriz de pesos \mathbf{K} es central en el proceso y se determina, como se puede ver, a partir de la relación entre las matrices de varianza-covarianza de las dos fuentes de datos. El valor de \mathbf{P} y \mathbf{R} , por tanto, adquiere especial relevancia en el funcionamiento de este método. Cuando se tiene una gran confianza en el dato procedente de las observaciones el valor de \mathbf{R} tiende a 0, con lo que \mathbf{K} tiende a 1, lo que implica que x^a tenderá a y y \mathbf{P}^+ tenderá también a 0. Es decir, el campo resultante tenderá a igualarse a las observaciones donde estas existan, con una incertidumbre prácticamente inexistente en esos mismos puntos. En el caso contrario, cuando la mayor confianza reside en los datos del modelo, el valor de \mathbf{K} tiende a 0 lo que implica que x^a tenderá a ser igual a x^b y \mathbf{P}^+ tenderá a \mathbf{P} . En este caso, el campo final tenderá a igualarse al modelo, con una incertidumbre prácticamente idéntica a la incertidumbre estimada

para el modelo.

Además, la matriz \mathbf{K} es la encargada de que las correcciones que introducen las observaciones se propaguen en el espacio. Dado que se asume que las observaciones son independientes entre sí, la matriz \mathbf{R} es una matriz diagonal, y por tanto no contiene ninguna información referente a la estructura espacial. Por lo tanto, la información espacial contenida en \mathbf{K} procede de \mathbf{P} , es decir, del modelo.

A pesar de la relevancia que tienen los valores de \mathbf{P} y \mathbf{R} , su estimación requiere de varias asunciones, ya que su conocimiento exacto no es posible debido a que se desconoce la realidad. En los siguientes apartados abordaremos la estimación de estas dos matrices.

6.2.1. Estimación de la matriz de varianza-covarianza del modelo, \mathbf{P}

Para estimar \mathbf{P} , y ante el hecho de que la norma general es que los RCM no ofrezcan información de incertidumbre asociada, se ha decidido ligar su valor a la climatología del modelo. Cuando se trabaja con modelos climáticos es habitual estimar la incertidumbre a partir de la varianza de un conjunto de modelos. Sin embargo, esto no tiene por qué ser un buen estimador de la incertidumbre.

En este caso se ha preferido trabajar con otra asunción, y es la de que la incertidumbre de los datos del modelo es igual a su varianza-covarianza temporal, aplicando el cálculo de manera individual a cada uno de los 12 meses del año. Así, se asume que la incertidumbre de cada variable está relacionada con la variabilidad interanual que muestra, de tal manera que las celdas del modelo que presentan una mayor variabilidad interanual serán también aquellas que presentan una mayor incertidumbre.

Por otro lado, la propagación espacial estará controlada por la covarianza entre los distintos puntos. Una de las ventajas del método de interpolación óptima es que no se asume un modelo único y simplificado de relación espacial entre los puntos del dominio, como se hace en el kriging, sino que se calcula una matriz de covarianza entre todos los puntos. El punto débil de esta asunción, sin embargo, es que se trabaja con un modelo de propagación espacial climático, en el que se asume que la relación entre los distintos puntos del territorio se mantiene invariante en el tiempo, lo que sería asimilable a la utilización de un semivariograma *lumped model* en UK, que como se ha comentado en 5.2.5, supone la pérdida de flexibilidad para ajustarse a configuraciones particulares que puedan darse en un momento temporal concreto. Específicamente, esto implica que aquellos meses en los que la distribución espacial de las variables se aleje más de la media climática podrían verse afectados.

Concretamente, el cálculo de \mathbf{P} , que es único para cada variable (v) y para cada uno de los 12 meses del año (j), se obtiene a partir de la siguiente ecuación:

$$P_{jv} = \frac{1}{N-1} \left(\mathbf{x}_{jv}^b - \mathbf{1} \overline{\mathbf{x}_{jv}^b}^\top \right)^\top \left(\mathbf{x}_{jv}^b - \mathbf{1} \overline{\mathbf{x}_{jv}^b}^\top \right), \quad \forall \mathbf{j} = \{1, \dots, 12\} \quad (6.2)$$

donde \mathbf{x}_{jv}^b es una matriz donde cada columna es una celda de la rejilla y cada fila un mes j único (hay tantas filas como años); $\mathbf{1}$ es un vector columna de unos y tamaño N ; y $\overline{\mathbf{x}_{jv}^b}$ es un vector columna que contiene los valores mensuales medios de cada celda.

6.2.2. Estimación de la matriz de varianza-covarianza de las observaciones, \mathbf{R}

Mientras que las observaciones son una representación de un valor puntual, los datos del modelo se corresponden con la media espacial en un área que viene definida por la resolución espacial de la rejilla de interpolación. Así, dentro de un píxel caracterizado por un único valor del modelo se pueden tener un número teóricamente infinito de observaciones puntuales, cada una de ellas diferente. En una aplicación determinada, es posible que existan varias observaciones dentro de un mismo píxel, por lo que para poder operar es necesario construir el vector y con un único valor para cada píxel, mientras que \mathbf{R} representará la incertidumbre de ese valor.

El esquema seguido para la obtención de los valores de y y de \mathbf{R} es muy similar al utilizado por (Brohan et al., 2006) en la elaboración de una base de datos global de temperatura (HadCRUT3), donde se asume que el valor de una celda, en nuestro caso y , se puede obtener a partir de la media de las observaciones existentes dentro de la misma. A su vez, los mismos autores explican que el error que se comete en el cálculo de este valor puede proceder de tres fuentes principales: error en los datos observados, error en el paso de punto a píxel y posibles inhomogeneidades. En el caso que nos ocupa, y al igual que hacen Hofstra et al. (2009), se considera que la principal fuente de error es el paso de punto a celda, cuya magnitud depende a su vez de la variabilidad climática dentro de la celda, del número de observaciones utilizadas y de la distribución espacial de dichas observaciones dentro de la celda.

Por simplicidad, se ha considerado que el valor de R depende únicamente del número de observaciones utilizadas. Así, un sistema con infinitas observaciones en una celda sería capaz de reproducir con total exactitud el valor medio de la misma, y la incertidumbre sería por tanto igual a cero. El cálculo de la incertidumbre de las observaciones se realiza, así, según la ecuación que sigue:

$$\mathbf{R} = \mathbf{I}\beta/n_{obs} \quad (6.3)$$

donde β es un parámetro y n_{obs} el número de observaciones en una celda. De esta manera, a mayor número de observaciones en una celda, menor valor de \mathbf{R} .

El valor de β se ha fijado inicialmente en 4.5 para temperatura máxima y temperatura mínima, 9 para humedad relativa y 0.9 para velocidad del viento e insolación. Debido a la importancia que puede tener este parámetro en la estimación de \mathbf{R} , se lleva a cabo un análisis de sensibilidad del proceso al valor de β .

6.2.3. Estimación de valores en la zona de Portugal

En este capítulo se ha utilizado la información del RCM en toda la Península Ibérica, pero únicamente se han utilizado observaciones procedentes de la base de datos de AEMET, restringiéndonos por tanto a datos de España. Se asume que la utilización de OI permite obtener valores finales suficientemente buenos en regiones en las que no existen datos observados, a partir de la combinación entre la información espacial extraída del RCM y las observaciones existentes en otros puntos. Esto será así, siempre y cuando la covarianza existente entre la región que no dispone de datos y los puntos concretos que sí tienen datos sea suficientemente alta como para que el esquema pueda corregir adecuadamente los valores del modelo en la región no muestreada, en este caso Portugal.

Para intentar verificar si esta asunción es correcta se comprueba, para cada punto del espacio, el número de celdas de Portugal que presentan una correlación superior a 0.6 con el punto en cuestión, siendo 601 el número máximo posible, ya que es el número de celdas que tiene el modelo en Portugal. De esta manera, a nivel espacial se comprueba si existe dentro de la parte española de la Península una región suficientemente extensa que presente una alta correlación climática con Portugal, posibilitando de esta manera obtener un producto de ET_o en el que las observaciones utilizadas estén ubicadas únicamente en España.

6.3. Resultados

6.3.1. Número de datos utilizados

El número de observaciones utilizado en cada momento presenta una gran variabilidad temporal, como se ha visto anteriormente. Sobre todo algunas variables como la humedad relativa y la velocidad del viento, presentan un incremento sustancial de observaciones en los últimos años del período de estudio. Así, tanto para la velocidad del viento como para la humedad relativa, existían a principio de los años 90 observaciones en unos 100 puntos de malla, mientras que la red al final del período

ya permitía cubrir con datos más de 400 puntos de malla en viento y más de 500 en humedad relativa.

En cuanto a temperatura, ésta presenta durante todo el período más de 1000 puntos de malla con datos, pero con un pico a mitad de los años 90, a partir del que las observaciones decrecen hasta prácticamente el final del período.

Caso aparte suponen las observaciones de insolación, con un número que decrece a lo largo del período, pasando de casi 90 puntos con observación a menos de 70 al final del período.

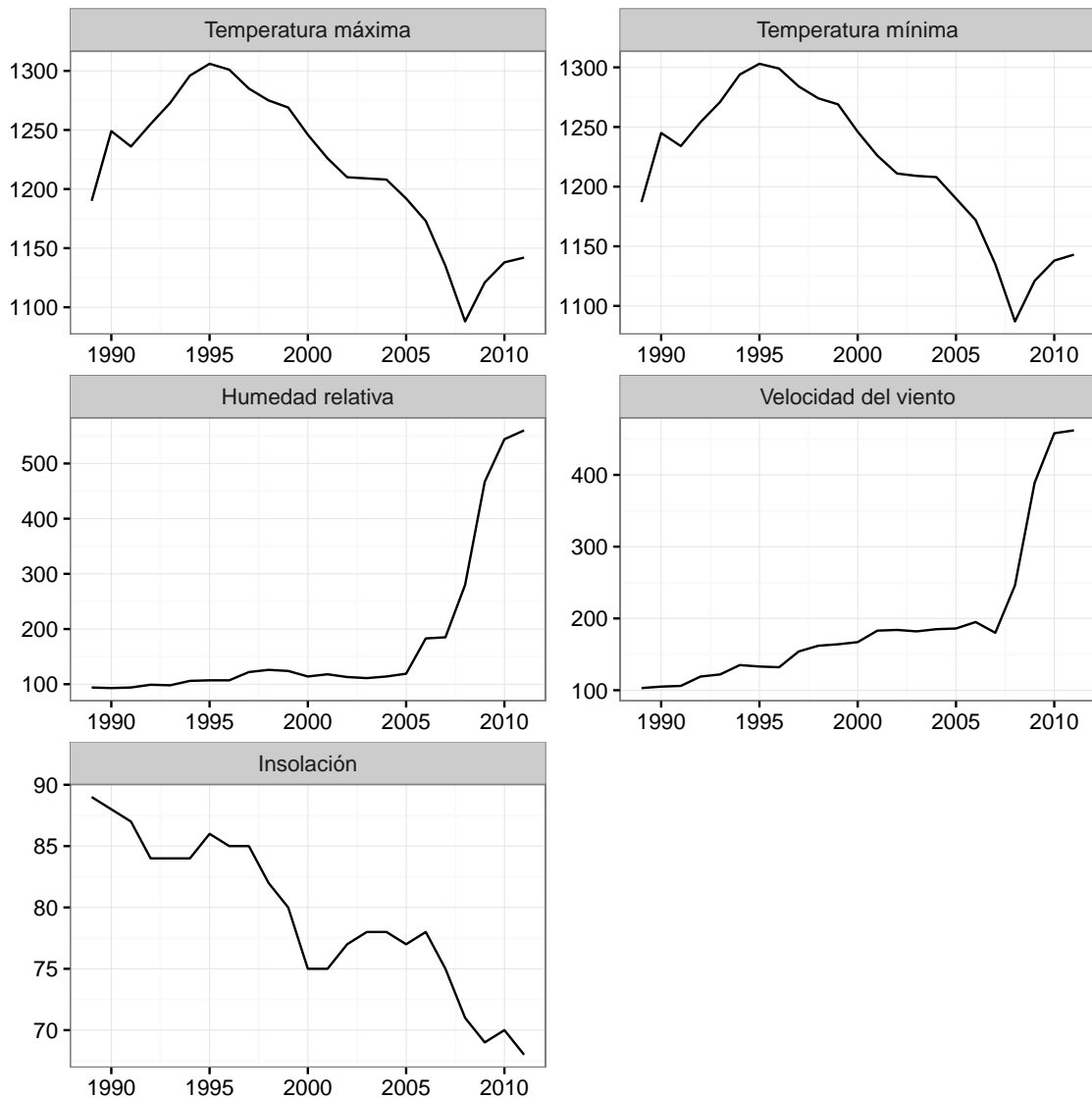


Figura 6.2: Número de celdas que contienen al menos una observación.

A diferencia del método de kriging utilizado en el capítulo anterior, en el que se utilizaba un número fijo de observaciones a lo largo de todo el dominio temporal (lo que conllevaba la necesidad de rellenar los huecos existentes en las series observadas y la pérdida de mucha información sobre todo en la última fase del estudio), en el proceso

de interpolación óptima se utilizan todas las observaciones existentes en cada momento. Como el número de observaciones interviene en algunos aspectos de la estimación por interpolación óptima, como hemos visto en el apartado anterior, se deduce que la variación del número de observaciones puede tener consecuencias relevantes en el producto resultante de la interpolación. Debemos prestar especial atención, por tanto, a los posibles efectos de esta variación.

Además del número variante de observaciones, en este esquema no se ha comprobado la homogeneidad de las series, ni por tanto se ha realizado corrección por inhomogeneidades. La estimación de un valor de incertidumbre asociado a las observaciones puede mitigar, en parte, los posibles problemas que se pudieran derivar de ello. Hay que tener también en cuenta que, atendiendo a los resultados obtenidos de la homogeneización de las series climáticas en el capítulo anterior (Figura 5.10), los datos que presentan problemas de homogeneidad se reducen de manera significativa en el tiempo, siendo muy escasos a partir de los años '90.

6.3.2. Ejemplo del producto obtenido

Con la aplicación de la interpolación óptima se obtiene, para cada mes y cada variable, un valor medio estimado y una incertidumbre asociada. A modo de ejemplo se analizan en esta sección los valores obtenidos para las cinco variables y ET_o para el mes de julio de 1994 (Figura 6.3).

En cuanto a la distribución espacial de los valores medios de las variables (\mathbf{x}^a_v), se observa que las temperaturas máximas se registraron en todo el sur peninsular, afectando de manera más importante la zona del valle del Guadalquivir y también en el centro del valle del Ebro y los valles de los ríos Cinca y del Segre (en las provincias de Lleida y Huesca). En cambio, el norte de la Península presenta valores más bajos, así como las zonas de montaña tanto del sistema central como de Pirineos, Sierra Nevada y en menor medida la Ibérica.

En temperaturas mínimas el patrón espacial es similar, aunque destaca el SE de la Península por sus valores más elevados.

En cuanto a la humedad relativa, los valores mínimos se corresponden en gran medida con las regiones que presentan valores térmicos más acusados, reflejándose muy bien un patrón costa-interior. Además, la región costera atlántica tiende a presentar valores de humedad mucho más elevados que el área mediterránea.

En cuanto a la velocidad del viento, los valores medios de este mes en concreto se muestran especialmente elevados en el valle del Ebro, la zona costera del SE peninsular, el interior de Castilla la Mancha y el extremo SW de Portugal.

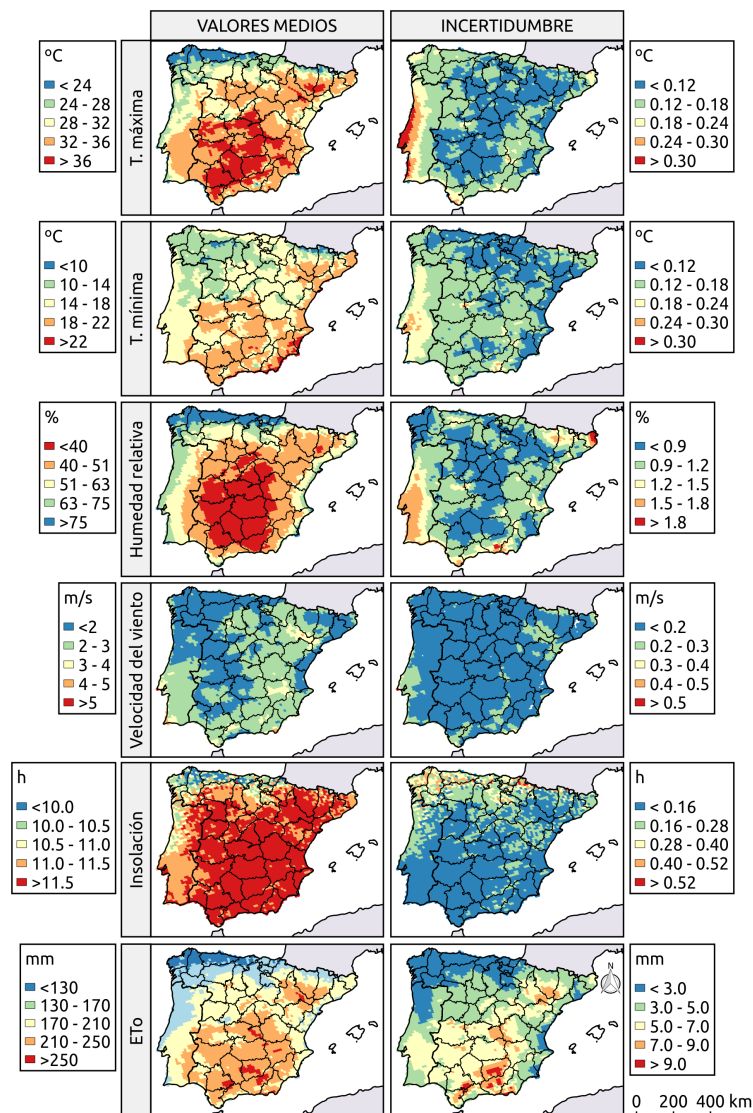


Figura 6.3: Ejemplo de producto obtenido para julio de 1994.

El número de horas de sol presenta el típico patrón latitudinal, con una insolación mucho más importante al sur que al norte.

Todo ello da lugar a que los valores de ET_0 presenten una distribución espacial similar a la de los valores de temperatura máxima, pero con una modulación introducida por la humedad relativa y la velocidad del viento. Así, los valores máximos se dan en el sur de la Península Ibérica, zona interior de Castilla la Mancha y el valle del Ebro. En cambio, los valores más bajos aparecen en la región del norte de la Península Ibérica y en las zonas de montaña.

Por lo que se refiere a la incertidumbre (σ^a_v), tanto en temperatura máxima como en temperatura mínima los valores son muy bajos en gran parte del territorio peninsular. Eso sí, apareciendo valores superiores en el área portuguesa y en algunos enclaves

puntuales.

La humedad relativa presenta un patrón similar al de la temperatura. Sin embargo, los valores máximos de incertidumbre se presentan en el NE de la Península y en la zona de Sierra Nevada.

En cuanto a la velocidad del viento, los máximos de incertidumbre parecen estar ligados a los valores predichos de la misma variable, siendo mayor la incertidumbre en las regiones que presentan valores mayores.

En cambio, para la insolación la incertidumbre está inversamente relacionada con el valor de la variable, siendo muy baja el sur peninsular y más alta en la región norte. En este caso, parece que la incertidumbre está vinculada a la incertidumbre climática debida a una mayor variabilidad temporal de la insolación en el norte Peninsular, y que el bajo número de observaciones de insolación existentes no es capaz de reducir.

En cuanto a ET_0 , los mayores valores de incertidumbre aparecen ligados a los mayores valores predichos y viceversa. Además, el Cap de Creus, región en la que existe una importante incertidumbre en cuanto a la humedad relativa, aparece un valor de incertidumbre mayor que el de su entorno, aunque el valor medio predicho sea similar.

En cierta manera, la distribución espacial de la incertidumbre nos da una pauta sobre los enclaves en los que sería necesario incrementar el número de observaciones.

6.3.3. Predicción para Portugal

En la Figura 6.4 se representan para cada variable y para los meses de enero y julio, el número de celdas de Portugal que presentan una correlación superior a 0.6 con cada una de las celdas de la Península Ibérica.

En los meses de invierno, el comportamiento de las distintas variables en Portugal se puede inferir, con una incertidumbre relativamente baja a partir del comportamiento de las mismas variables en el resto del territorio peninsular, ya que las zonas de la España peninsular que presentan correlaciones elevadas con Portugal son extensas, especialmente en temperatura máxima y temperatura mínima. En humedad relativa, la máxima correlación con Portugal se obtiene en el suroeste de la Península Ibérica y en la zona de prepirenaica, lo que podría estar relacionado con un comportamiento similar en los valores de humedad relativa en todas estas regiones con la entrada de vientos del suroeste. Además, la insolación presenta un patrón espacial de correlación similar al de la humedad relativa y que otorga coherencia a la hipótesis planteada, ya que las mencionadas entradas de suroeste van comúnmente acompañadas de nubosidad que afecta al oeste-suroeste de la Península Ibérica y a la región Pirenaica. Sin embargo, la velocidad del viento muestra un patrón ligeramente diferente. Si bien es cierto que las máximas correlaciones se alcanzan también en el oeste, el Sistema Central parece

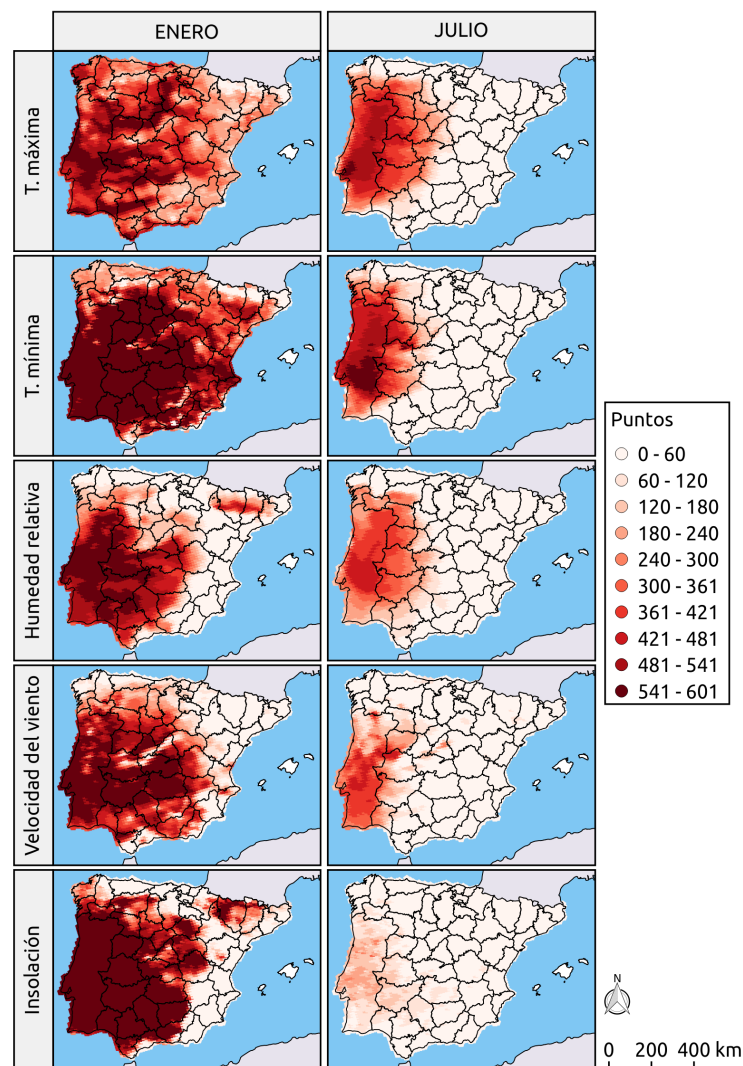


Figura 6.4: Número de celdas de Portugal que presentan una correlación superior a 0.6 con cada uno de los puntos de la Península Ibérica.

quedar al margen de la correlación con Portugal, lo que se podría explicar por un efecto orográfico.

En cambio, en verano las correlaciones están mucho más acotadas espacialmente en todas las variables, quedando siempre muy restringidas a la zona de frontera entre ambos países. (Figura 6.4).

En sentido climático, que las correlaciones elevadas se extiendan más en el territorio en invierno se puede explicar por el tipo de circulación atmosférica que predomina en esos meses. Así, cuando en los meses de invierno se impone la entrada de frentes por el oeste, éstos tienen una elevada probabilidad de acabar cruzando la Península Ibérica, con lo que la correlación es elevada. En caso de existir un patrón de bloqueo anticiclónico, es común que éste afecte a todo el territorio peninsular de manera simultánea. En cambio, en los meses de verano las circulaciones de oeste que se puedan

establecer no son tan intensas como en invierno, hecho que provoca que la correlación de Portugal con el resto del territorio peninsular sea menor.

Una vez analizada la información espacial contenida en el RCM para predecir los valores de las variables en Portugal se detecta que las peores correlaciones aparecen en los meses de verano, que es precisamente cuando los valores de ET_0 son más destacables, y tienen también una mayor importancia para determinados usos (como el agrícola o la gestión de recursos hídricos), con lo que se desaconseja la utilización de los valores de ET_0 obtenidos en la zona de Portugal mediante esta metodología.

6.3.4. Evolución temporal en una celda aleatoria

Para realizar un análisis temporal del comportamiento del sistema, y comprobar si la utilización de un número cambiante de estaciones tiene impacto sobre los valores obtenidos en la malla se ha construido, a partir de la selección de una celda de manera aleatoria, una serie temporal para cada una de sus variables (\mathbf{x}^a_v) y la incertidumbre de las mismas (σ^a_v) (Figura 6.5)

En líneas generales se observa una clara señal estacional en las variables de temperatura, humedad relativa, insolación y la ET_0 resultante, pero sin que se evidencie ningún tipo de problema de homogeneidad en las series temporales. En cambio, si se analiza la serie temporal de la incertidumbre vinculada a cada una de las variables, sí que se observa un cambio temporal importante. En las variables de temperatura dicho cambio es progresivo, con un incremento ligero pero continuado de la incertidumbre, que se podría ligar a la disminución en el número de observaciones. Para la humedad relativa y la velocidad del viento el cambio en la incertidumbre es mucho más abrupto, presentándose un descenso acusado al final del período que está claramente relacionado con el incremento también abrupto en el número de observaciones en el mismo periodo.

La incertidumbre final de ET_0 es consecuencia de todo lo anterior, y presenta también una disminución progresiva de sus valores, más evidentes en la última parte del período.

Sin embargo, el análisis del comportamiento de una única celda no permite concluir que el número cambiante de observaciones utilizado no provoque ningún problema en el campo final de alguna de las variables. Por este motivo, en algunos apartados de los que siguen se incide en este aspecto, que se considera clave en el desarrollo de este capítulo.

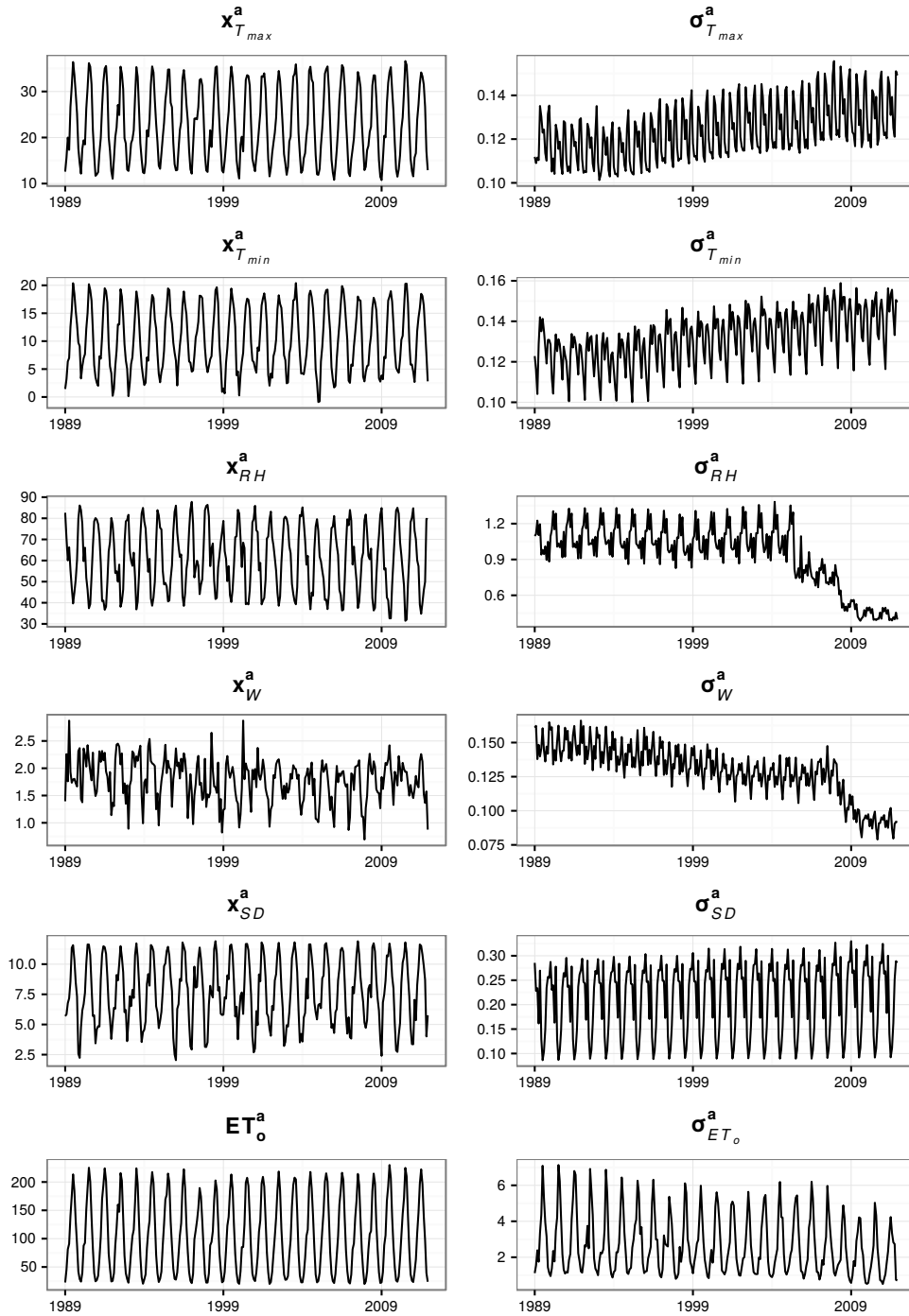


Figura 6.5: Evolución temporal para una celda seleccionada de manera aleatoria del campo análisis. x^a_v representa el valor predicho por el análisis para cada variable v en ese punto concreto. σ^a_v representa la incertidumbre predicha (en desviación típica) por el análisis en ese píxel en concreto.

6.3.5. Corrección introducida por las observaciones

La introducción de las observaciones supone una corrección con respecto al producto obtenido directamente del RCM. En la Figura 6.6 se representan, para cada variable, los valores medios del modelo ($\overline{x^b}$), los valores resultantes del proceso de interpolación

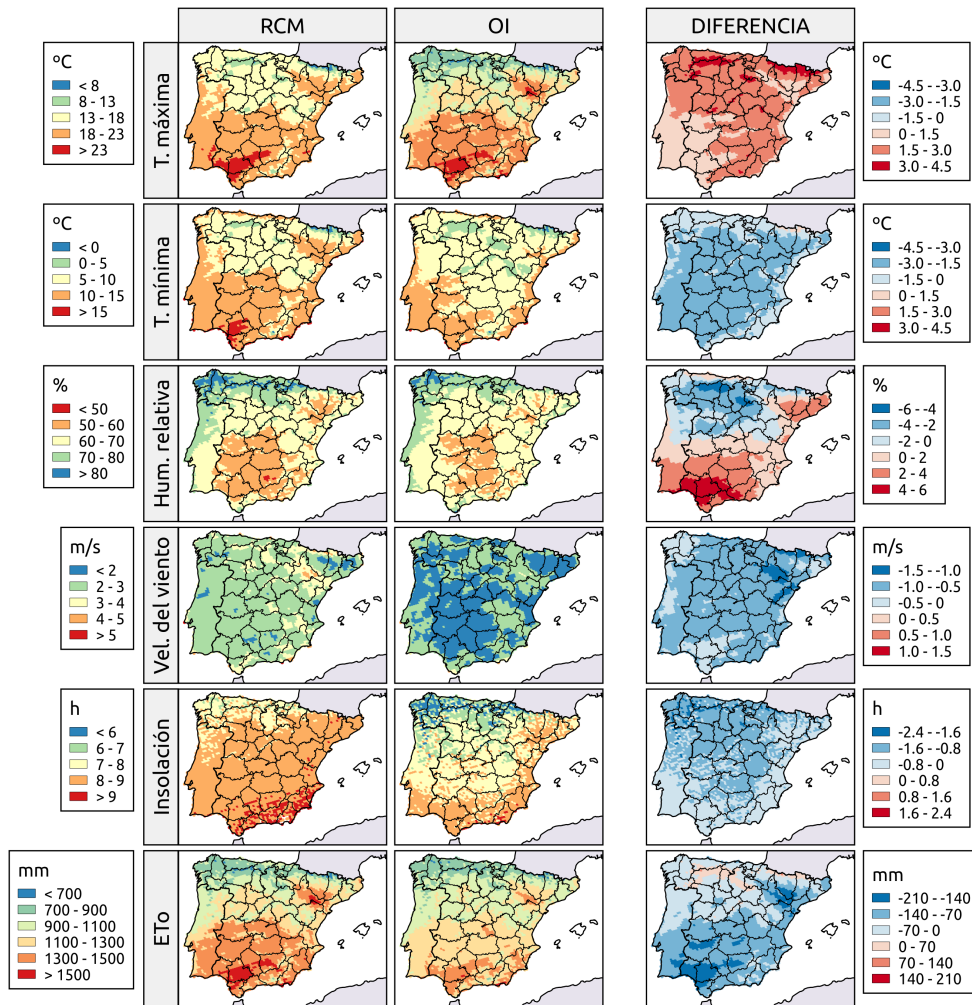


Figura 6.6: Corrección introducida por las observaciones en el proceso de interpolación óptima: valores medios de las variables y de ET_o según el modelo (RCM), tras el proceso de interpolación óptima (OI), y corrección aplicada (DIFERENCIA).

óptima (\bar{x}^a), y la diferencia entre ambas mallas.

Para las variables de temperatura se observa que la introducción de las observaciones amplía el rango térmico de la malla resultante, ya que se produce un incremento en los valores medios máximos (superior en las zonas de montaña), y una disminución en las temperaturas mínimas. Las observaciones, al suponer un dato puntual, son datos más extremos en cuanto a amplitud térmica que los datos de un modelo que representan la media en una celda, que en este caso es de unos 81 km^2 . En general, un modelo físico que trabaja con el valor medio de una superficie grande tendrá tendencia a presentar valores de temperatura menos extremos que los datos obtenidos directamente a partir de las observaciones de las estaciones meteorológicas que se encuentran sobre el terreno.

En cuanto a la humedad relativa, se produce una leve disminución de la humedad relativa en la España húmeda (región norte) y un ligero incremento en el sur de la Península y zona mediterránea.

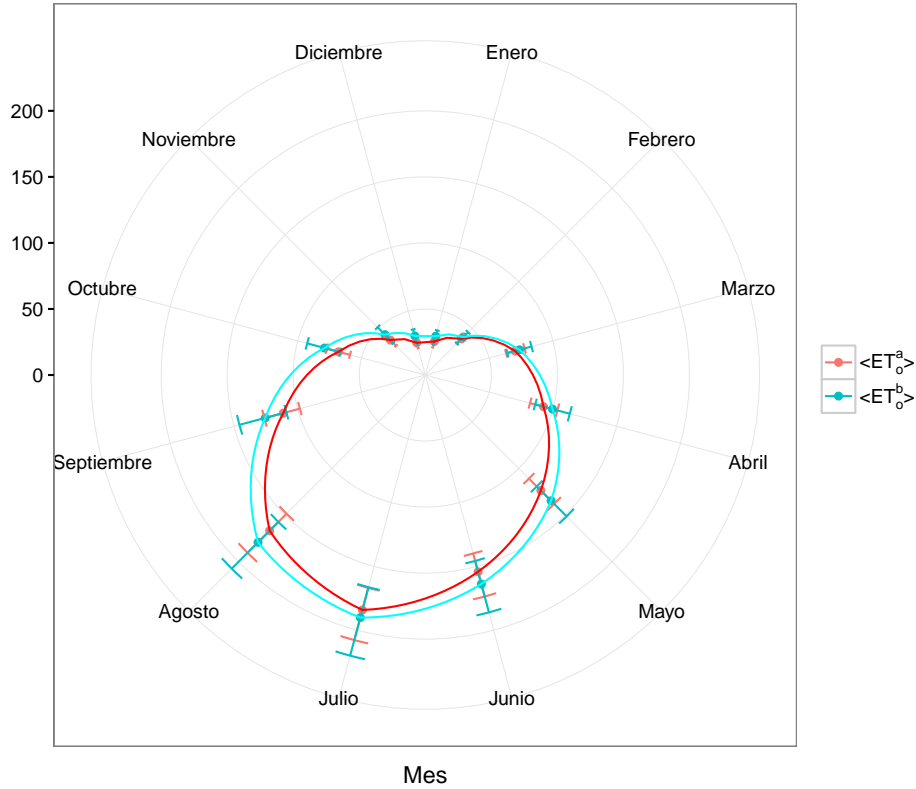


Figura 6.7: Estacionalidad del valor medio espacial de ET_o del modelo ($\langle \overline{ET_o^b} \rangle$) y del análisis ($\langle ET_o^a \rangle$). Las barras de error representan el rango existente entre el percentil 25 y el percentil 75 de la media espacial.

De manera generalizada se produce un descenso en la velocidad del viento, que es más acusado en la zona del Valle del Ebro. Este descenso es un reflejo de la sobrestimación del viento por parte del modelo, que llega a indicar vientos superiores a 4 m s^{-1} en el valle del Ebro.

El número de horas de sol (insolación) sufre una corrección al descenso generalizada, y además, se incrementa el contraste espacial. En este sentido es importante tener en cuenta que el RCM sigue la recomendación de la OMM de contabilizar como horas de sol todas aquellas que superen los 120 W m^{-2} , mientras que en los datos observados es más difícil trabajar con este límite, sobre todo cuando se trabaja con heliógrafos de tipo Campbell-Stokes. Aunque Kerr y Tabony (2004) obtuvieron un buen ajuste en una

comparativa entre heliógrafos Campbell-Stokes (CS) y sensores automáticos, lo cierto es que se detectaron algunas diferencias debido principalmente a que los heliógrafos CS presentan un rango variable a partir del cual empiezan a registrar medidas, y este puede variar desde 106 hasta 285 W m^{-2} de acuerdo con los resultados obtenidos por Painter (1981). Además, Wild et al. (2013) detectaron que los modelos climáticos tienden a realizar predicciones excesivas con respecto a la radiación solar, y podría ser que este mismo efecto estuviera afectando al RCM que utilizamos en este capítulo, y que por este motivo la corrección sea en sentido descendente. Por otro lado, las correcciones realizadas en este trabajo están en la línea de las obtenidas por Ruiz-Arias et al. (2015) en un trabajo exclusivamente dedicado a la radiación solar.

El resultado final es una reducción generalizada de ET_o con respecto al RCM en prácticamente toda la Península, siendo más acusada en la zona del valle del Guadalquivir y en el valle del Ebro, que son las dos regiones con mayores valores absolutos de esta variable. En zonas de montaña del norte, preferentemente de la zona cantábrica, es donde se produce un ligero incremento de los valores anuales de ET_o , que coincide con las zonas donde se produce un mayor ascenso de la temperatura máxima, combinado con un mayor descenso de la humedad relativa.

Así, los valores máximos anuales de ET_o , que según el modelo superan los 1500 mm en extensas regiones del valle del Guadalquivir y del valle del Ebro se reducen sensiblemente, aunque siguen apareciendo enclaves en el sur de la Península y en el tramo medio del valle del Ebro con valores ligeramente superiores a los 1500 mm.

Repitiendo este análisis a escala mensual (Figura 6.7), se observa que los valores medios obtenidos tanto en el análisis como por el modelo son bastante similares durante todo el año, presentándose las mayores diferencias durante los meses de primavera, al final de verano y a principios de otoño, cuando el modelo tiende a presentar valores ligeramente superiores a la interpolación óptima.

6.3.6. Evolución temporal de la corrección

Debido a que el proceso de interpolación óptima hace uso de toda la información disponible en cada momento, y dado que el número de observaciones presenta cambios importantes durante el periodo de estudio, resulta relevante preguntarse si la magnitud de la corrección presenta una variación en el tiempo. Para verificarlo, se han analizado las series temporales, para cada mes del año, de la corrección aplicada (Figura 6.8). Lo que se observa en la mayoría de meses es una variabilidad inter-anual importante de los valores de corrección pero sin que se observen inhomogeneidades (rupturas bruscas) o tendencias. Sin embargo, hay que tener en cuenta que el período temporal con el incremento de observaciones es muy corto, lo que puede jugar en contra de la detección

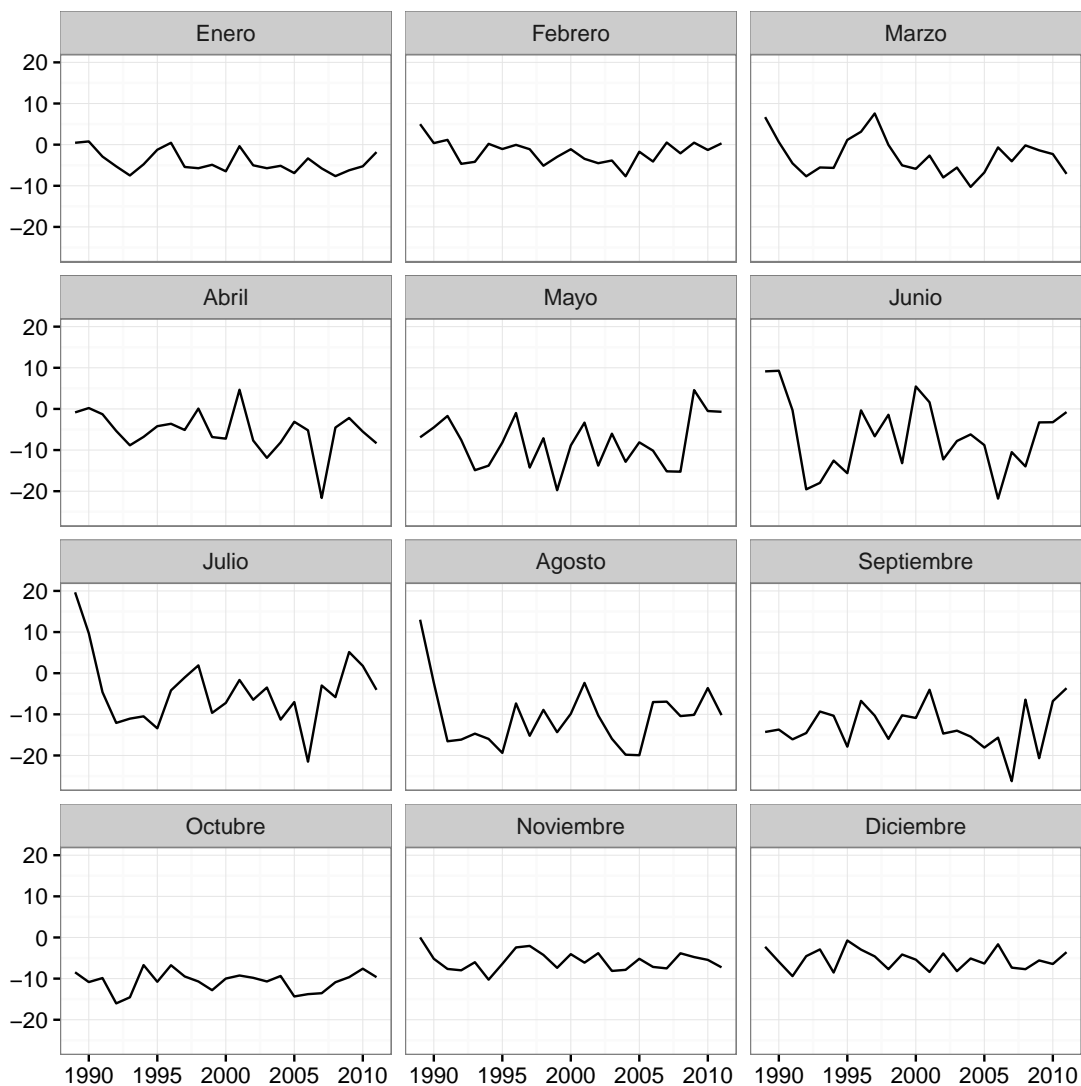


Figura 6.8: Evolución temporal de la corrección aplicada a ET_o .

de sus efectos. Además, existe para los dos primeros años de estudio (1989-1990) un comportamiento contrastado con el resto de la serie temporal, más notable en los meses de junio, julio y agosto. Mientras que en estos primeros años la corrección es claramente positiva, en el resto de años del período la corrección presenta una mayor oscilación en torno a valores negativos, sin que se haya podido detectar una causa a este comportamiento.

6.3.7. Evolución temporal de la granularidad espacial

Otro posible efecto de un uso variable de observaciones, es la obtención de un campo resultante con un mayor contraste espacial. Para evaluar la existencia de este posible efecto, se ha representado la evolución temporal de la desviación típica espacial (« x_v^a ») de cada variable (Figura 6.9). Se utilizan distintos tonos de gris para representar años

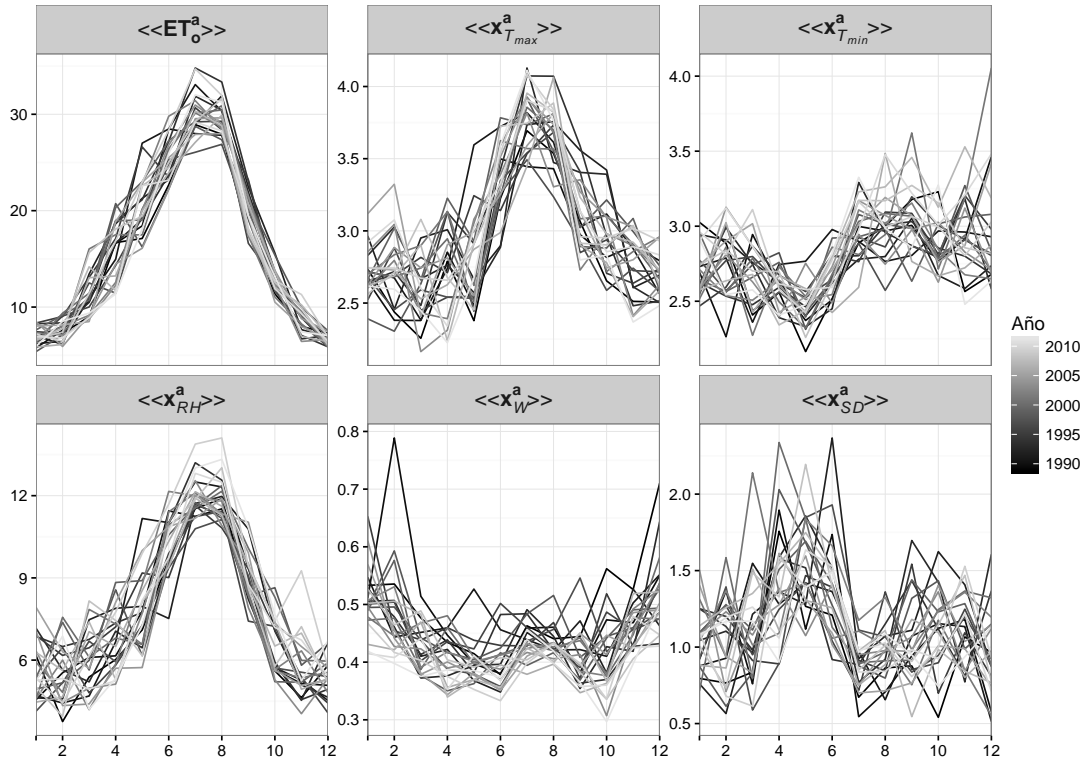


Figura 6.9: Evolución temporal de la granularidad espacial de las variables y de ET_0 . « x_v^a » representa la desviación típica espacial de cada variable.

distintos, mientras que en el eje de las abscisas se representan los meses del año. A la vista de la figura no se detecta ningún patrón de cambio en la granularidad espacial que se pueda relacionar con el número cambiante de observaciones utilizadas.

A nivel climático resulta muy interesante comprobar que existe una estacionalidad muy marcada en ET_0 . En los meses de invierno, los valores bajos de ET_0 dominan todo el territorio, con lo que la desviación típica espacial es baja (inferior a 10 mm). En cambio, en verano aparecen valores elevados en el sur y en el valle del Ebro al tiempo que en el norte de España los valores se incrementan con respecto a invierno, pero sin llegar a ser tan extremos, lo que resulta en una elevada variabilidad espacial (desviación típica próxima a 40 mm).

Los valores de temperatura máxima y humedad relativa presentan un patrón hasta cierto punto similar. Mientras que en el caso de temperatura máxima los mayores valores de variabilidad espacial están también ligados a un incremento de los valores máximos durante el verano, en el caso de la humedad relativa éste está ligado a la aparición durante el verano de valores muy bajos en el interior peninsular, al tiempo que las regiones costeras (especialmente del Atlántico y Cantábrico) continúan presentando valores de humedad relativa elevados.

6.3.8. Evolución temporal de la incertidumbre

Además de cambios en los valores medios, en la intensidad de la corrección por las observaciones y en la granularidad espacial, el número cambiante de observaciones afecta también, como hemos visto, a la incertidumbre de la estimación. De forma similar a como se ha hecho en el apartado anterior, se ha analizado la evolución temporal de la incertidumbre para cada variable y para ET_o ($\langle \sigma_v^a \rangle$) (Figura 6.10).

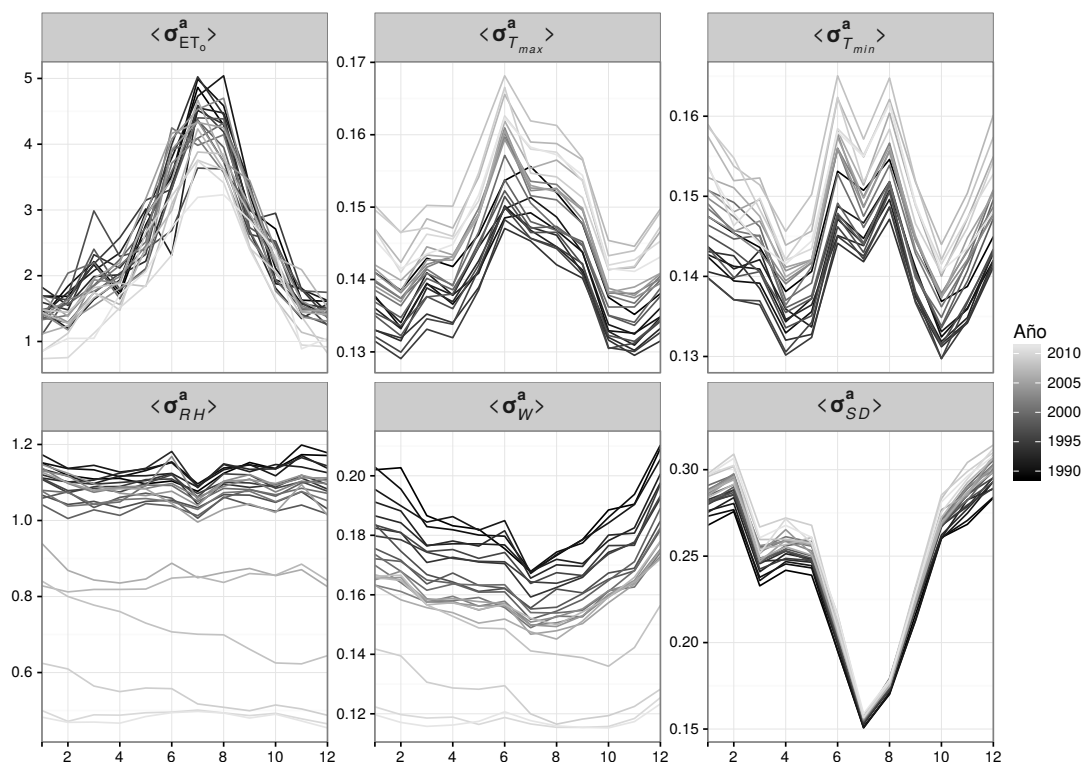


Figura 6.10: Evolución temporal de la incertidumbre de las variables y de ET_o . $\langle \sigma_v^a \rangle$ representa la media espacial de la incertidumbre considerada como la desviación típica de la estimación (error típico).

Contrariamente a lo visto hasta ahora, en este caso sí que se aprecia un efecto temporal, que cabe atribuir al cambiante número de observaciones. Así, para temperatura máxima y temperatura mínima la incertidumbre resultante tiende a incrementarse con el paso de los años, fenómeno que afecta a todos los meses del año y que está vinculado a la disminución en el número de observaciones de estas variables que se produce durante gran parte del período de estudio de este capítulo (Figura 6.2).

Por su parte, tanto para la humedad relativa como para la velocidad del viento se observa un descenso muy marcado de la incertidumbre hacia el final del período de análisis, vinculado con el incremento en el número de observaciones de estas variables. Por su parte, la insolación presenta una leve tendencia al incremento en la incertidumbre en los meses de invierno, mientras que este patrón es prácticamente imperceptible en

los meses de verano.

La combinación de los distintos efectos que actúan sobre las variables da como resultado un descenso de la incertidumbre en el resultado final de ET_o hacia el final del periodo de análisis, evidenciando que el incremento de observaciones de viento y humedad compensan el leve decremento en el número de observaciones de temperatura en cuanto a la incertidumbre final del producto.

Los valores de incertidumbre asociados a ET_o presentan una clara estacionalidad, con los valores mínimos en invierno y los más elevados en verano, que es cuando se dan los valores máximos de la variable. Incluso los valores de verano presentan una magnitud bastante baja, con unos valores máximos (en términos de desviación estándar) que alcanzan los 5 mm al inicio del periodo y que se quedan en torno a 3 mm hacia el final del periodo. Los valores de invierno, siempre muy inferiores a los valores de verano, están ligeramente por debajo de 2 mm al inicio del periodo y en los últimos años del análisis presentan valores por debajo de 1 mm.

Este patrón afecta de manera similar a la temperatura máxima, pero no así a la temperatura mínima, que presenta valores máximos tanto en los meses de verano como en los de invierno, mientras que los valores mínimos están asociados a la primavera y otoño. La velocidad del viento y la insolación presentan una incertidumbre totalmente contrastada con la temperatura máxima, con unos valores mínimos en verano y máximos en invierno. Desde una óptica climática, la menor incertidumbre en verano de la velocidad del viento y la insolación se relaciona con la mayor estabilidad atmosférica que domina durante esta época del año. Por su parte, la incertidumbre asociada a la humedad relativa presenta valores similares todo el año, sin un patrón estacional apreciable.

6.3.9. Sensibilidad al valor de \mathbf{R}

Como se ha visto anteriormente, la matriz de varianza-covarianza de las observaciones, \mathbf{R} , tiene un papel importante en el cálculo de los pesos de la interpolación. En su cálculo interviene un parámetro, β (ecuación 6.3), que se ha fijado empíricamente (tras un proceso de prueba y error) en una serie de valores arbitrarios.

Para analizar la sensibilidad del proceso de interpolación óptima al valor del parámetro β se han reproducido los cálculos con cuatro escenarios diferentes, considerando en cada uno de ellos un valor distinto del parámetro. La elección de estos cuatro valores se ha hecho a partir de la comparación con los valores de $\langle \mathbf{P} \rangle$, de tal manera que los cuatro escenarios abarcan desde una gran confianza en la observación (valor de β menor que el valor de $\langle \mathbf{P} \rangle$) hasta una mayor confianza en el dato del RCM (valor de β mayor que el valor de $\langle \mathbf{P} \rangle$).

Variable	$\langle \mathbf{P} \rangle$		valores testeados de β			
	Mínimo	Máximo	1°	2°	3°	4°
T_{max}	1.1	4	0.9	3.6	6.3	9
T_{min}	1.3	3	0.9	3.6	6.3	9
RH	28	48	9	36	63	90
W	0.06	0.37	0.009	0.09	0.9	9
SD	0.03	0.74	0.009	0.09	0.9	9

Tabla 6.1: Media espacial de \mathbf{P} ($\langle \mathbf{P} \rangle$), y valores de β utilizados en el análisis de sensibilidad.

Debido al gran número de observaciones utilizadas, la variación de β parece no tener un gran efecto en el caso de la temperatura mínima o máxima (Figura 6.11), ya que el valor medio de dichas variables no cambia apenas. Para la humedad relativa se aprecia un ligero cambio en el valor medio de la variable, especialmente en los momentos en que hay un menor número de observaciones, aunque estos cambios son pequeños.

En cambio, los valores medios estimados de velocidad del viento y de insolación sí muestran una sensibilidad importante al valor de β utilizado. Para ambas variables se cumple que a mayor confianza en los valores observados se obtienen menores valores medios de la variable, lo que conjuga perfectamente con la corrección a la baja de los valores predichos por el modelo con la introducción de las observaciones que se ha visto en la Figura 6.6.

Entre las pruebas que se han llevado a cabo, los resultados son prácticamente idénticos para los dos primeros casos (que asumen gran confianza en las observaciones). La diferencia entre estos dos casos y el tercer valor de β empieza a ser notable y en el caso de la cuarta prueba (que asume una gran desconfianza en los datos observados) la diferencia es notable.

Además, para la velocidad del viento se aprecia que la diferencia entre las distintas pruebas se minimiza en los últimos años, hecho que podríamos relacionar con el incremento en el número de observaciones. Al haber asumido que las observaciones son independientes entre sí, incluso en el caso de que se tenga poca confianza en ellas, el hecho de disponer de un buen número de ellas supone una clara ventaja.

Es necesario, de todas maneras, entender que el cuarto escenario se ha introducido para completar el rango de valores que va desde una gran confianza en las observaciones hasta una gran desconfianza en las mismas. Es decir, se trata de un escenario extremo de gran desconfianza en las observaciones, que muy difícilmente se podría justificar de utilizarse en un caso real. Para tener una referencia, asumir un valor de β igual a 9 para velocidad del viento o insolación lleva a la situación de que la desviación típica de una observación de velocidad de viento o insolación se cuantifica como 3 (m s^{-1} en el

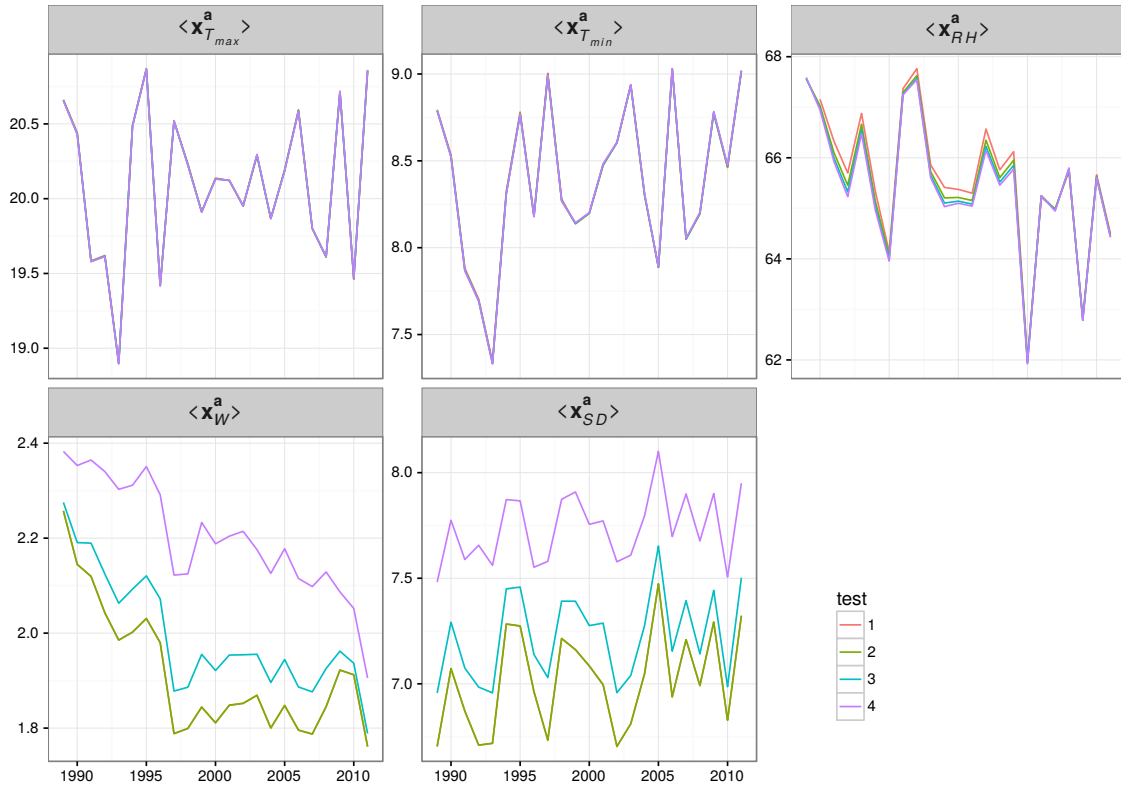


Figura 6.11: Evolución temporal del valor medio de las variables a nivel espacial ($\langle \mathbf{x}_v^a \rangle$) dependiendo del valor asignado de β .

caso del viento y h en el caso de insolación), lo que son valores claramente excesivos. Lo más probable es, por tanto, que la cuarta prueba de este análisis de lugar a valores irreales.

A diferencia de lo que sucede con los valores medios, donde únicamente la velocidad del viento e insolación padecen el impacto del cambio de los valores de β , en la incertidumbre ($\langle \sigma_v^a \rangle$) los cambios se hacen evidentes para todas las variables (Figura 6.12). Así, cuanto mayor es la incertidumbre otorgada a las observaciones a través del parámetro β , mayor es la incertidumbre final. Este hecho, sin embargo, no debe sorprendernos, ya que la incertidumbre final del proceso de interpolación óptima depende directamente de la incertidumbre inicial que estimemos para el RCM y para las observaciones.

Representada como la desviación típica, los valores obtenidos para los campos de temperatura son muy bajos, siempre inferiores a 0.2°C , y mostrando una leve oscilación temporal que se podría ligar con la evolución en el número de observaciones.

La evolución temporal es más exagerada para humedad relativa y velocidad del viento, con un claro descenso de la incertidumbre al final del período, coincidiendo con el incremento de observaciones. En cuanto a los valores concretos de la incertidumbre, para la humedad relativa oscilan entre 0.5% y 2% . Para la velocidad del viento, los

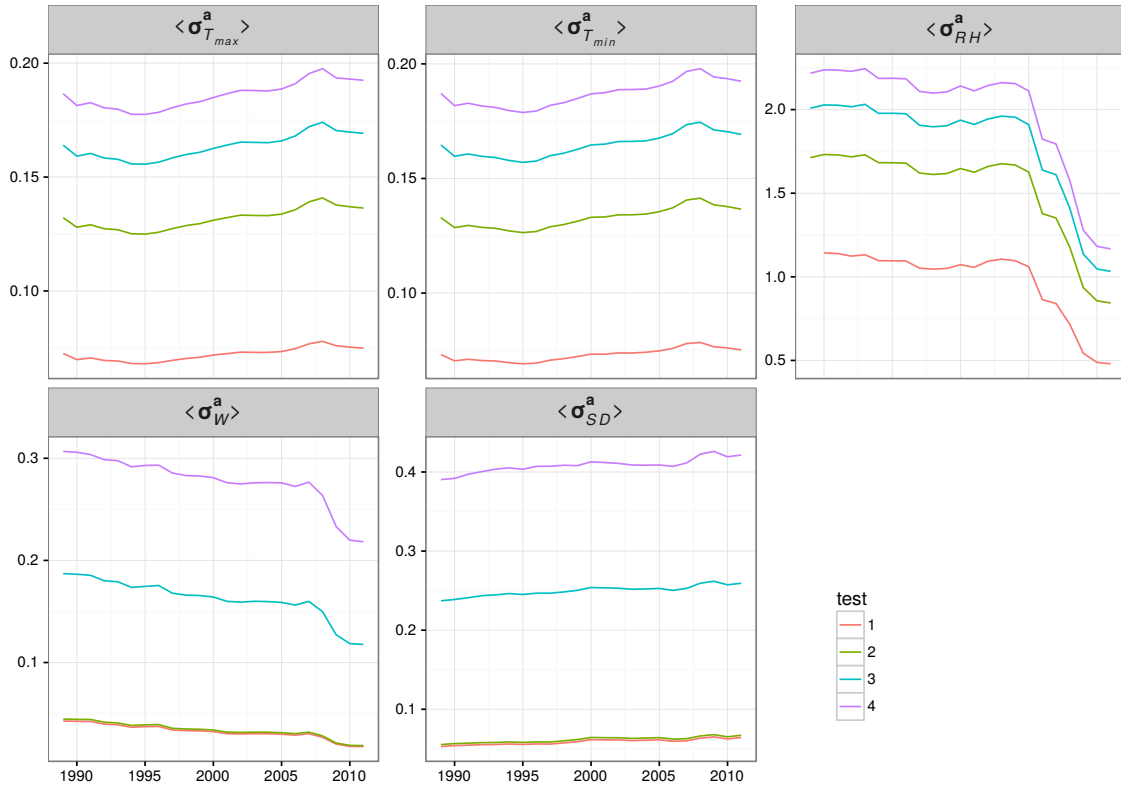


Figura 6.12: Evolución temporal de la incertidumbre de las variables ($\langle \sigma_v^a \rangle$) (representada como desviación típica) dependiendo del valor asignado a β .

valores oscilan entre prácticamente 0 para los escenarios de gran confianza en las observaciones hasta valores de 0.3 para una desconfianza muy grande, valores muy similares a los obtenidos para la insolación.

6.3.10. Sensibilidad del campo medio al número de observaciones

Después de haber visto cómo los valores medios estimados de velocidad del viento tienen una cierta dependencia de los valores de β , pero que además existe una cierta deriva temporal vinculable al número de estaciones, se ha analizado la sensibilidad del campo predicho por interpolación óptima al número de observaciones utilizado en el proceso. Así, para un mes concreto se ha llevado a cabo la interpolación óptima utilizando un número variable de observaciones, partiendo del número máximo de observaciones en ese mes y reduciendo este progresivamente. Para cada escenario de número de observaciones se han realizado 100 iteraciones aleatorias, con selección aleatoria de las observaciones utilizadas entre todas las observaciones disponibles.

Esta prueba se ha implementado tanto para la velocidad del viento como para la humedad relativa, y se ha elegido el mes de enero de 2011 ya que pertenece al final del período de estudio que es cuando hay más observaciones disponibles.

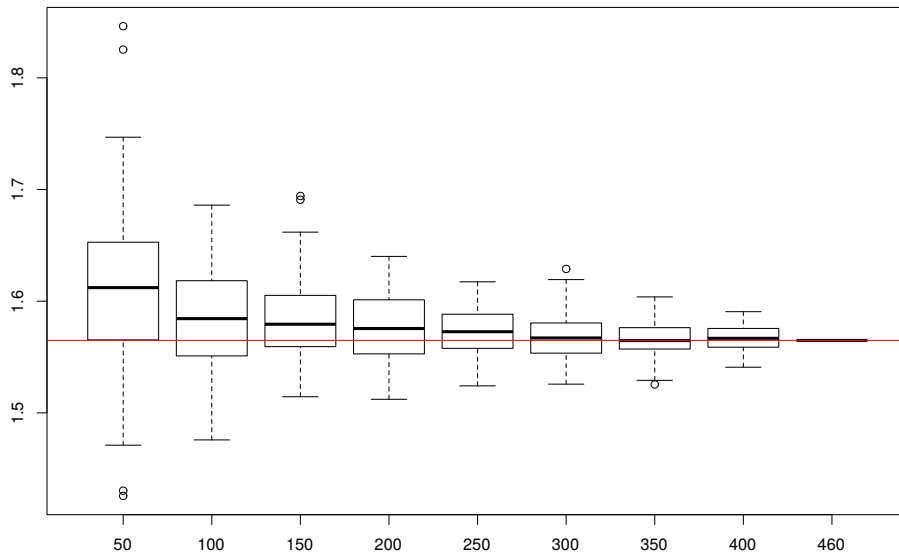


Figura 6.13: Velocidad media del viento en enero de 2011 en función del número de observaciones utilizadas en el proceso de interpolación óptima.

En el caso del viento, el número de observaciones utilizadas oscila entre un mínimo de 50 y un máximo de 460, en saltos de 50 observaciones, excepto el último salto que es de 60 observaciones con el fin de utilizar el máximo número de observaciones disponible en ese momento concreto. Los resultados se muestran en la Figura 6.13. Cuando se tiene un número pequeño de observaciones la dispersión de la velocidad media estimada es muy grande, existiendo una tendencia a la sobrestimación con respecto al valor medio que se obtiene utilizando todas las observaciones. Cuando se usan 50 observaciones, en torno al 75 % de las realizaciones conducen a una sobrestimación de la media. Esto es debido a que ante la poca información proporcionada por las observaciones, el campo final está muy condicionado por el RCM, que como se ha visto anteriormente, sobrestima de manera importante la velocidad del viento. Por su parte, la gran dispersión sobre la media es un síntoma de que, aparte de la importancia del número de observaciones, la distribución espacial de éstas juega también un papel relevante. Como es de esperar, tanto el sesgo como la dispersión con respecto a la media, utilizando todas las observaciones, decrece a medida que se incrementa el número de observaciones utilizado.

La presencia de un sesgo positivo en la estimación de la media de la velocidad del viento con un número bajo de observaciones nos lleva a pensar que, al inicio del período cuando el número de observaciones es bajo (entre 100 y 150 hasta el año 2000 según lo visto en la Figura 6.2), el valor la velocidad del viento predicho por la interpolación

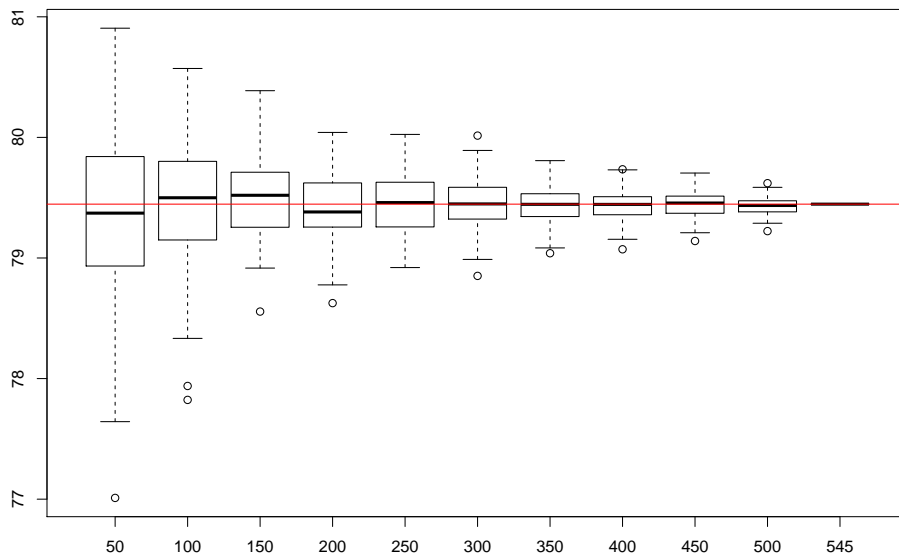


Figura 6.14: Humedad relativa media para enero de 2011 en función del número de observaciones utilizadas en el proceso de interpolación óptima.

óptima puede estar afectado por una sobrestimación. Así, que los valores medios más elevados se observen en el tramo inicial del período de estudio podría ser consecuencia del incremento de observaciones en el tiempo, ya que se tardaría un tiempo en llegar a un número suficiente como para obtener una estimación no sesgada. Poco antes del año 2000, cuando se alcanzan y superan las 150 observaciones, la velocidad media del viento obtenida tiende a estabilizarse (Figura 6.11) y desaparece la tendencia descendente que afecta a los primeros años y que podría venir causada por la combinación de un bajo número de observaciones y una distribución espacial poco representativa de las mismas.

El caso de la humedad relativa es notablemente diferente (Figura 6.14). Aunque existan también diferencias con respecto a la media estimada (sesgo) en función del número de observaciones utilizado, estas son de pequeña importancia, ya que la oscilación no es superior al 3% en el peor de los casos. Además, para un valor medio del 79% de humedad relativa, los efectos sobre ET_o de obtener una predicción del 81% o del 77% son mínimos. Además del efecto sobre el sesgo en la predicción, que como hemos dicho es muy limitado, se aprecia una mayor dispersión de la predicción media cuando el número de observaciones utilizadas se vuelve excesivamente pequeño para el área de estudio considerada.

6.4. Discusión y conclusiones

En este capítulo se ha comprobado que es posible calcular ET_o mediante un proceso de interpolación óptima, que permite liberarse de algunos de los presupuestos del kriging (estacionariedad de segundo orden) y que además permite hacer un uso exhaustivo de todos los datos que están disponibles, combinando para ello los datos observacionales con los datos procedentes de un modelo climático regional. En la mayoría de variables, la utilización de un número cambiante de observaciones no tiene grandes efectos en el campo final predicho debido principalmente a que el modelo de propagación espacial depende del RCM, que conserva su estructura espacial y temporal a lo largo de todo el período de estudio, y también debido a que las observaciones existentes son suficientes, durante todo el periodo, para llevar a cabo una corrección adecuada y que ésta se propague en el espacio a través del modelo espacial extraído del RCM. Sin embargo, dichos efectos sí que se presentan cuando se trabaja con los datos de velocidad del viento, debido a que el número de observaciones durante al menos una parte del periodo de estudio no es suficiente para garantizar una corrección completa del campo espacial procedente del RCM. Se desconocen los efectos que este esquema puede tener sobre los datos de insolación debido a que el número de observaciones permanece muy bajo durante todo el período.

Además de la dependencia del número de observaciones, existe también una dependencia de la incertidumbre asociada a dichas observaciones, ya que en las pruebas realizadas con distintos valores de β se han detectado algunos cambios en los valores medios de la velocidad del viento y la insolación. En humedad relativa, al principio del período, cuando existen pocas observaciones, parece existir también una ligera sensibilidad de los valores medios al valor asignado a β , pero estos efectos son mucho menores que en el caso de las otras dos variables comentadas.

Por lo tanto, se puede afirmar que mediante la utilización de la interpolación óptima se ha conseguido obtener un método que permite hacer un uso intensivo de los datos de humedad relativa. En cambio, la situación de la velocidad del viento no ha mejorado excesivamente sobre lo visto anteriormente en el caso del kriging, ya que el número cambiante de observaciones implica cambios en los valores medios, lo que podría dar lugar a las inhomogeneidades o tendencias espúreas, que se pretendían evitar. Hay varios factores a tener en cuenta que pueden explicar estos resultados:

1. La propagación espacial de las observaciones depende también de \mathbf{P} , calculado en sentido climático a partir de la variabilidad temporal de los datos del modelo. Es posible que los valores de \mathbf{P} utilizados no sean óptimos, y que se pueda mejorar el sistema mejorando estos.

2. Los valores de velocidad del viento del modelo tienden a sobrestimar en exceso, lo que implica que el sistema tiene que hacer una corrección elevada a partir de las observaciones. Relacionado con la sobrestimación del modelo, existen estudios previos (Ishak et al., 2010; Jiménez y Dudhia, 2012), en los que los autores ya mencionan las dificultades de los modelos regionales en simular correctamente la velocidad del viento.
3. Este último efecto se une al hecho de que existen relativamente pocas observaciones de velocidad del viento, especialmente si se considera la elevada variabilidad espacial que presenta esta variable.

El impacto que estos problemas detectados en la estimación de la velocidad del viento puede llegar a tener sobre los valores de ET_o se analizarán en un capítulo posterior. Sin embargo, se sabe que los valores de la velocidad del viento obtenidos en la primera parte del periodo de estudio tienden a estar sobrestimados, y debido a que la velocidad del viento tiene una contribución positiva en ET_o , esta sobrestimación es probable que lleve también a una sobrestimación de los valores medios de ET_o obtenidos en el periodo completo, hecho que debería solucionarse en la parte final del periodo. Si se analizan los valores medios anuales máximos obtenidos en la Figura 6.6 se comprueba la existencia de valores por encima de 1500 mm anuales en unos pocos puntos del valle del Guadalquivir. Si bien es cierto que en estudios previos de ET_o Estévez et al. (2009) obtuvieron valores anuales de más de 1500 mm en algunos enclaves de Andalucía, y Espadafor et al. (2011) obtuvieron valores superiores a 1450 mm, es posible que los valores máximos que aparecen en el campo final de ET_o estén parcialmente influenciados por la sobrestimación en la velocidad del viento. De hecho, si bien se han cogido como ejemplo aquellos puntos que presentan valores más elevados de ET_o , es posible que la sobrestimación de valores medios anuales para el periodo 1989-2011 afecte al conjunto del territorio.

El impacto que este problema pueda tener en la utilización final de este producto se solventaría con la obtención de unos valores adecuados de la incertidumbre asociada al producto final, que como se ha visto presenta valores siempre muy bajos, aunque la tendencia temporal sí sigue un patrón adecuado en el que la incertidumbre se reduce a medida que se incrementan el número de observaciones, y por tanto, crece la confianza sobre el resultado final que se obtiene.

De hecho, ser capaces de obtener estimaciones adecuadas de la incertidumbre de las dos fuentes de datos (**R** y **P**) es una de las máximas preocupaciones a la hora de implementar esquemas de este estilo, y hay varias mejoras que podrían implementarse con el objetivo de mejorar los resultados. Por una parte, la estimación de **R** podría

mejorarse incluyendo en su cálculo, además del número de observaciones utilizadas, una estimación de la variabilidad climática de la celda y de la distribución espacial de las observaciones dentro de la celda. Para ello podría ser de utilidad considerar que la variabilidad climática de una celda en concreto es proporcional a la variabilidad topográfica, cuyos valores se conocen gracias a la disponibilidad de modelos digitales de elevación de una resolución espacial mucho mayor que la del RCM.

Por otra parte, debería trabajarse también en la mejora de la estimación de P , principalmente para obtener valores que se ajustaran a las condiciones meteorológicas de cada momento temporal, y no únicamente a las condiciones climáticas generales.

En este capítulo queda también patente que el uso de los modelos (RCM) a la hora de llevar a cabo estudios de ET_o (y posiblemente otras variables climáticas) permite abordar esquemas de cálculo más sofisticados y capaces de extraer mas información, pero que este proceso debe ser utilizado con cautela ya que no está exento de problemas. Aunque únicamente se haya trabajado con un modelo, se ha detectado que los valores de ET_o calculados a partir de RCM estaban claramente por encima de la climatología de ET_o de la región, y que la introducción de las observaciones conlleva una corrección general a la baja.

A futuro, este tipo de métodos que trabajan de manera explícita con la incertidumbre de las variables pueden ser de gran utilidad para implementar esquemas que permitan combinar dentro de un mismo producto las observaciones que proceden de la red de AEMET con las que proceden de otras redes como SIAR, que como se ha comentado en el capítulo de datos tienen unas características diferentes que a día de hoy exigen que se trabajen por separado.

Sin embargo, todas estas mejoras que se comentan quedan pendientes, y se procede en el próximo capítulo a comparar los dos esquemas de generación de bases de datos de ET_o , que se han implementado en este trabajo.

Capítulo 7

Comparación entre las bases de datos de ET_0 obtenidas mediante kriging universal e interpolación óptima

7.1. Introducción

En los dos capítulos anteriores se ha explicado el desarrollo de dos bases de datos de ET_0 utilizando metodologías diferentes: una haciendo uso de kriging universal (UK) y otra haciendo uso de interpolación óptima (OI). En el capítulo anterior, dedicado al esquema OI, se han detallado algunas de las ventajas de este procedimiento sobre el UK, y se ha comprobado la robustez del resultado frente a una serie de posibles efectos no climáticos, aunque también se han detectado algunos problemas, especialmente vinculados con las observaciones disponibles de velocidad del viento al inicio del periodo. Una vez se han obtenido los dos productos, sin embargo, es conveniente llevar a cabo una comparación, tanto metodológica como climática, entre ambas bases de datos.

A nivel metodológico, la utilización del esquema basado en UK presenta la ventaja de ser más sencillo de implementar, ya que utiliza únicamente los datos de la red de observaciones de AEMET, lo que a su vez ha permitido construir una base de datos de mayor duración temporal que en el caso de OI, empezando en el año 1961 en lugar de en 1989. Sin embargo, el requisito de utilizar un número constante de observaciones para evitar cambios importantes en el modelo de semivariograma y en la granularidad del campo predicho presenta varias complejidades asociadas, como son la necesidad de implementar un esquema de relleno de datos faltantes y la necesidad de desechar un número importante de observaciones, especialmente durante los últimos años, y que para algunas variables pueden resultar especialmente importantes.

En cambio, la implementación de OI es algo más compleja, ya que requiere de la utilización de un método de asimilación de datos en el que consideramos dos fuentes de

datos distintas (observaciones puntuales y campos simulados), y que además requiere llevar a cabo asunciones que afectan al resultado final, como la estimación de la incertidumbre de los datos de entrada (tanto del modelo como de las observaciones). Sin embargo, el hecho de que permita la utilización de un número cambiante de observaciones permite sacar el máximo partido del conjunto de datos disponible, pero únicamente para el período en el que se disponga de un modelo climático con una resolución espacial y temporal suficiente para obtener un producto adecuado, que en el caso que nos ocupa ha sido desde 1989.

En el método de UK la estabilidad temporal del proceso se ha verificado a partir de la no detección de tendencias temporales en los estadísticos de validación, aunque sí existen algunas diferencias temporales tanto en el rendimiento del proceso de relleno como en el de homogeneización.

Por su parte, en el caso de OI la estabilidad temporal se ha verificado a partir de comprobar si el uso de un número cambiante de observaciones provoca, o no, saltos incontrolados en los valores medios predichos, cosa que sí sucede con los datos de la velocidad del viento, y que puede tener varios efectos en ET_o . En cambio, la afectación del número de observaciones sobre la incertidumbre se detecta en todas las variables, disminuyendo cuando se incrementan las observaciones (velocidad del viento y humedad relativa) y aumentando si estas disminuyen (temperatura máxima y mínima).

En UK la utilización de un único semivariograma para todo el dominio espacial (requisito conocido como estacionariedad de segundo orden) nos lleva a asumir una distribución espacial dominante para las distintas variables interpoladas, hecho que en la Península Ibérica, con una gran complejidad orográfica y climática, no tiene por qué cumplirse. En cambio, en OI los pesos de interpolación dependen en gran medida de la covarianza entre puntos existente en el modelo de base física que se haya utilizado. Asumiendo que un RCM presenta una distribución espacial coherente con la realidad física (lo que no significa necesariamente que los valores concretos sean correctos), es razonable asumir que el modelo de patrón espacial con el que se reparte la información que representan las observaciones es más correcto en el caso de OI que en el caso de UK.

Sin embargo, la información espacial en OI nace también de una asunción, y es la de la estimación que se haga del modelo de covarianza de errores del modelo RCM. Dado que en la actualidad no se dispone de ningún modelo meteorológico que ofrezca información en cuanto a la incertidumbre de sus valores predichos, se ha considerado que la incertidumbre del valor concreto ofrecido por el modelo está ligada a la variabilidad temporal de la variable en cada punto. Además, no se ha impuesto ningún límite espacial a la influencia que una celda ejerce sobre otra. Esto nos puede llevar a que un

valor observado en Barcelona nos condicione el valor resultante de A Coruña, por poner un ejemplo extremo, si en el resultado del modelo RCM existiera también esta relación. Si bien a la hora de utilizar técnicas geoestadísticas (kriging) se intenta imponer un límite espacial basado en la distancia de decaimiento, lo cierto es que la existencia de correlaciones inversas (como la que presentan, siguiendo con el ejemplo, en muchas variables A Coruña y Barcelona) puede ser también una información valiosa a la hora de hacer reconstrucciones de variables climáticas.

Otro problema inherente al método de OI que se ha implementado es que se obtiene un modelo espacial único para cada uno de los doce meses del año, sin variación de un año a otro, lo que significa que se asume como cierto un modelo espacial basado en las condiciones medias de cada variable. Esto pudiera llevar a que en aquellos meses que presentan un comportamiento espacial más alejado de las condiciones medias, el esquema introduzca una corrección espacial excesiva hacia las condiciones medias.

El hecho de utilizar los datos de un RCM a 9 km de resolución espacial supone también un reto para la utilización de OI. En este caso, los valores predichos por el modelo se refieren a un valor medio en una superficie aproximada de 81 km², mientras que los valores observados se refieren a un punto concreto. Para combinar ambas informaciones es necesario trasladar el valor medido en un punto a valor de referencia para un área dada, entrando en juego la representatividad de punto a celda cuya estimación resulta de una elevada complejidad. En OI se ha decidido que la incertidumbre del paso de punto a celda de las observaciones constituye el valor de **R**, y que varía en función del número de observaciones. Sin embargo, no se ha tenido en cuenta ni la ubicación específica de las estaciones dentro de la celda, ni la variabilidad de la propia celda, que podría aproximarse a partir de algún índice de variabilidad topográfica, como ya se ha indicado en las conclusiones del capítulo anterior. Este tipo de refinamientos, cabe precisar, no son todavía de uso común en la disciplina climática, por lo que su implementación exigiría de nuevas investigaciones.

Consideramos que la metodología más adecuada sería aquella que permitiera aplicar OI y obtener un producto de una resolución espacial y temporal similar al producto de UK. A día de hoy, existen para predicción meteorológica modelos de alta resolución espacial (AROME/HARMONIE, WRF) que permitirían trabajar en esta dirección para crear productos de ET₀ centrados en el tiempo presente. Sin embargo, a la hora de trabajar en un sentido climático (es decir, con una cobertura temporal suficientemente larga) existe todavía un vacío en este tipo de productos.

A pesar de la dificultad de comparar dos productos con una resolución espacial tan contrastada como el producto de UK, con unas celdas de 1.1 km², y el de OI, con unas celdas de 81 km², en la sección de resultados de este capítulo se llevan a cabo

una serie de comparativas entre ambos productos tanto a nivel espacial como a nivel temporal, encaminadas principalmente a determinar si ambos productos presentan la misma evolución a nivel temporal y el mismo comportamiento espacial. Además, en aquellos casos en que se detectan discrepancias de peso entre ambos productos se intenta evaluar el posible origen de las discrepancias, determinando cuál de los dos productos presenta algún problema.

Si bien el producto de UK podría ser comparado directamente con las observaciones, debido a su elevada resolución espacial, no se considera adecuado realizar lo mismo con el producto de OI, y por ese motivo en este capítulo únicamente se realiza una comparativa entre las mallas obtenidas por UK y OI.

7.2. Resultados

7.2.1. Evolución temporal

Se analiza en este apartado la evolución temporal de los valores de ET_o obtenidos por las dos bases de datos. Para cada mes del período común 1989–2011 se calcula la media espacial del valor de ET_o de cada base de datos, y se comparan los valores entre sí.

Si se compara el acumulado anual para cada uno de los productos (Figura 7.1), se observa que los valores de ET_o obtenidos mediante OI están sistemáticamente por encima de los obtenidos mediante UK. Además, se detecta que la diferencia entre ambos productos no es estable en el tiempo, sino que existe una tendencia en el residuo que hace que a medida que nos acercamos al final del período la diferencia sea menor. Mientras que los valores de ET_o que presenta UK parecen seguir una tendencia ascendente (no significativa para el período 1989-2011, como se verá más adelante), los datos de OI permanecen más estacionarios en el tiempo.

En la figura se muestran también las incertidumbres de ambos productos (en forma de desviación típica). Se observa que la incertidumbre obtenida con OI es siempre inferior a la incertidumbre de UK. Entendiendo los valores de la gráfica como distribuciones normales, no es hasta el año 2000 cuando, de manera sistemática, se produce un solape entre las dos distribuciones, solape que se incrementa a medida que nos acercamos al final del período de estudio. Una interpretación posible sería que las incertidumbres estimadas, sobre todo al principio del período, son excesivamente optimistas (reducidas), especialmente en el caso de OI, ya que al tratarse de una misma variable sería de esperar que existiera un solape entre las distribuciones de los dos productos, que no se produce de manera sistemática hasta la mitad del período de análisis, como se ha mencionado.

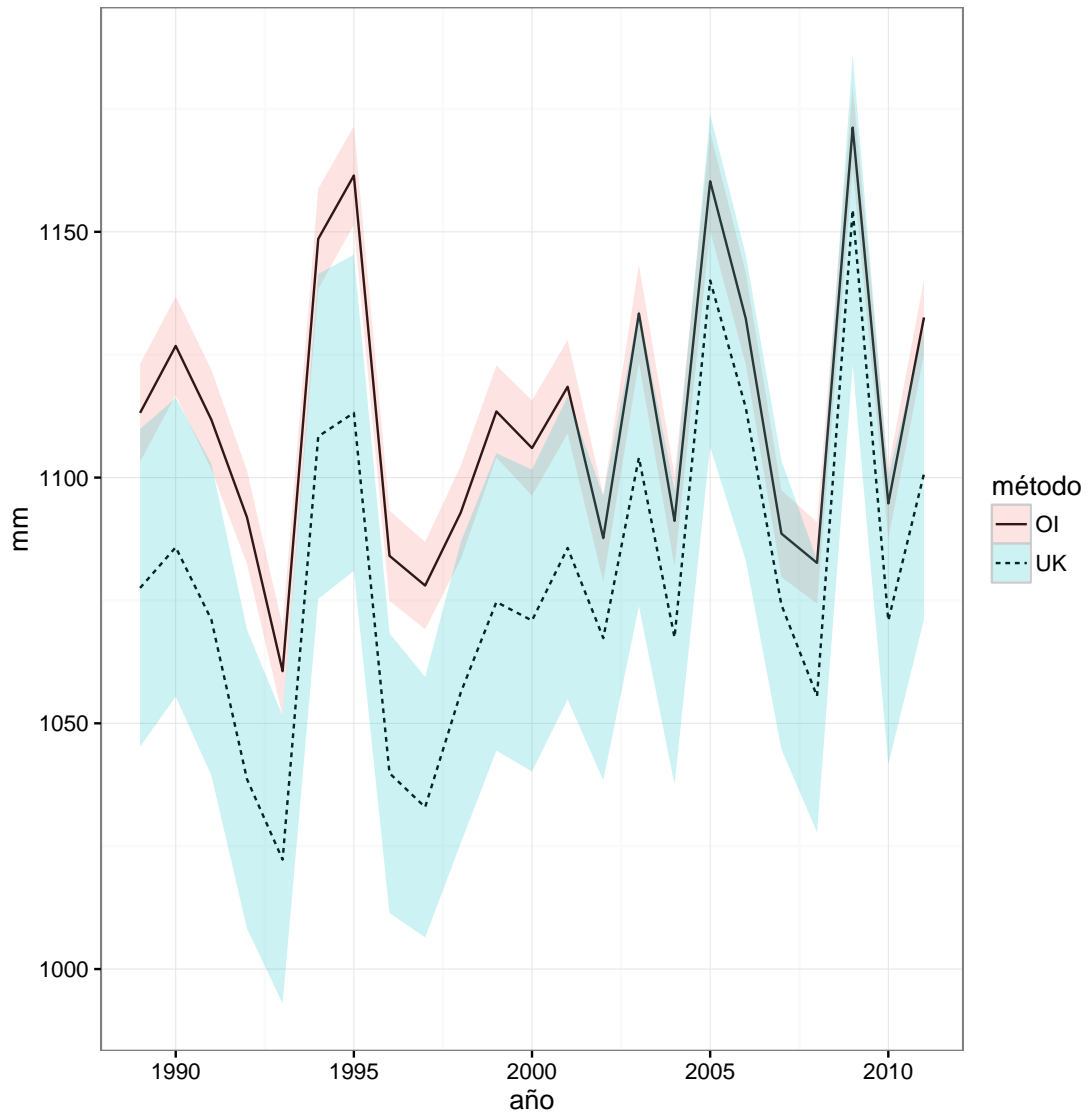


Figura 7.1: Evolución temporal del valor anual de ET_0 para las dos bases de datos con su incertidumbre asociada (en forma de desviación típica).

Para explorar el origen de las diferencias entre ambos productos se han construido gráficas comparativas para cada una de las variables (Figura 7.2).

Excepto la velocidad del viento, el resto de variables presentan valores ligeramente superiores para OI que para UK, coincidiendo con lo que acabamos de ver para ET_0 . Además, para la velocidad del viento se detecta a simple vista una tendencia temporal en la diferencia entre ambos productos, siendo las diferencias menores al principio del período que al final. En el capítulo de OI se ha visto que cuando el número de observaciones de velocidad del viento utilizadas es bajo (como sucede al inicio del período), OI tiende a sobrestimar los valores obtenidos de velocidad del viento. Además, en el capítulo de UK se ha visto que el producto resultante de velocidad del viento tiende a la sobrestimación de la velocidad del viento, un efecto que se aprecia de

manera especial en el NE de la Península Ibérica (Figura 5.18). Considerando esto último, la velocidad del viento más ajustada a la realidad sería la obtenida mediante OI hacia el final del período cuando el número de observaciones es elevado, mientras que los valores al inicio del período estarían sobrestimados, al igual que los valores de UK durante todo el período. El hecho de que UK se mantenga en valores similares a OI al inicio del período es consecuencia de la sobrestimación vista en UK. Esto sería indicativo de un sesgo positivo en la estimación de ET_o por parte de UK, aunque el hecho de que este sesgo sea estable a lo largo de todo el período representaría una ventaja a la hora de realizar análisis de tendencias, mientras que la aparición de una tendencia espúrea en OI podría llevar a la detección de tendencias no climáticas en ET_o para el periodo de estudio. Este problema resulta muy significativo a la hora de realizar estudios climáticos, que junto con el periodo temporal limitado con el que se ha trabajado en OI, puede derivarse en la recomendación de que los posibles análisis de tendencia deban realizarse utilizando el producto de UK.

En cuanto a la contribución a la diferencia en ET_o , los valores superiores de temperatura máxima, temperatura mínima e insolación que ofrece OI contribuyen a que este método obtenga mayores valores de ET_o . En cambio, mayores valores de humedad relativa y menores de la velocidad del viento (sobre todo en el período final), contribuyen a disminuir los valores de ET_o .

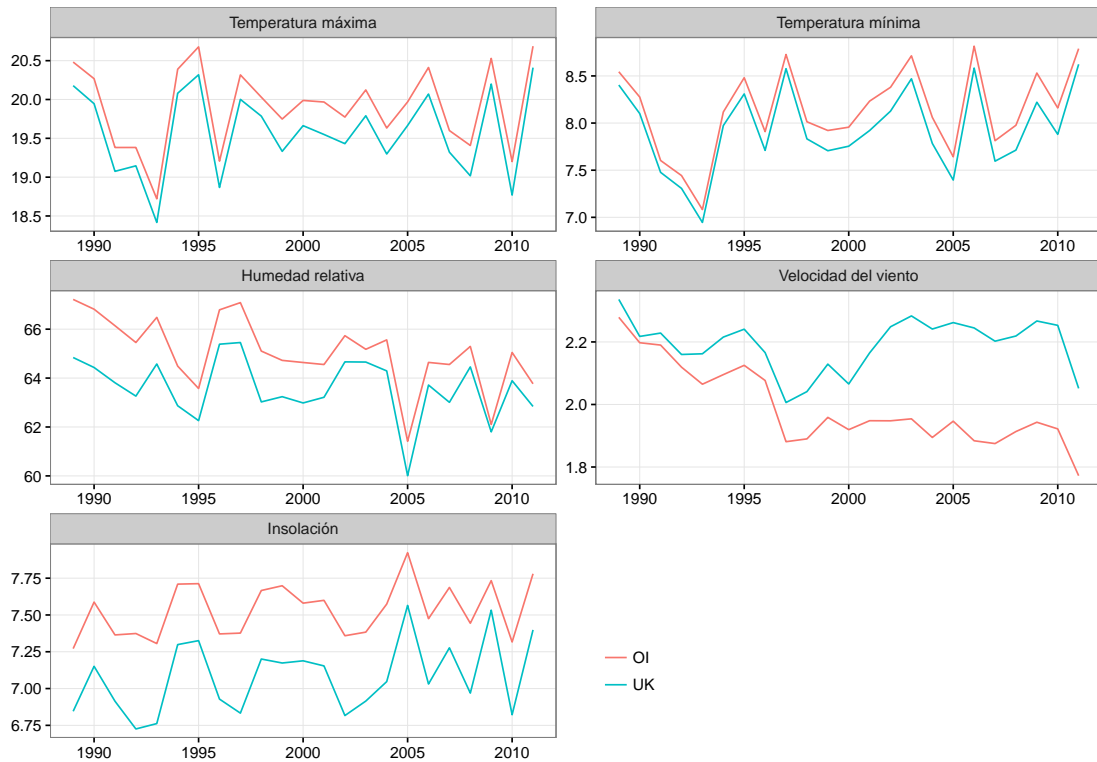


Figura 7.2: Evolución temporal del valor medio anual de las distintas variables para las dos bases de datos.

Para analizar con mayor detalle las diferencias entre ambos productos se ha construido una gráfica en la que se representa la evolución temporal de la diferencia entre las dos bases de datos para cada variable (Figura 7.3). En temperatura, tanto máxima como mínima, se trata de diferencias que oscilan siempre entre 0.15°C y 0.40°C , presentando una importante oscilación interanual. En humedad relativa las diferencias están en torno al 2% en el inicio del período y bajan hasta el 1% durante los últimos años de la comparación, presentando una leve tendencia decreciente. En velocidad del viento se pasa de una diferencia de -0.1 m s^{-1} al inicio del período a -0.3 m s^{-1} al final del período. En insolación, la diferencia oscila en torno a 0.4 h .

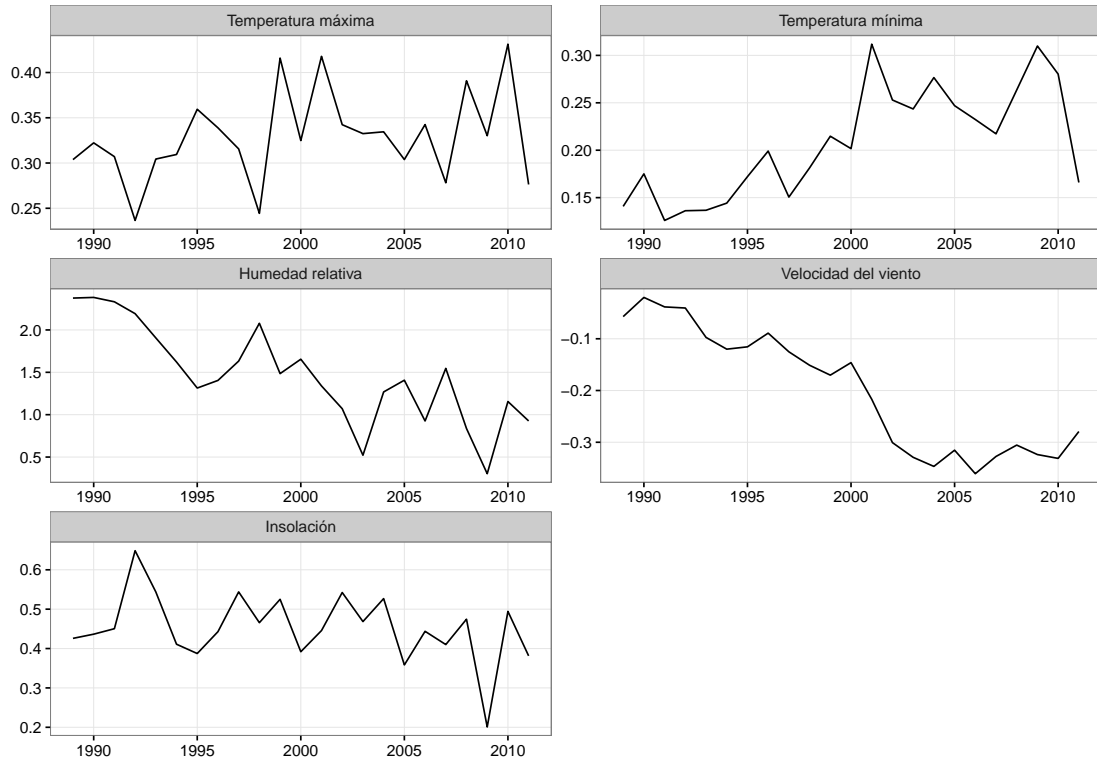


Figura 7.3: Evolución temporal de la diferencia entre las estimaciones obtenidas por UK y OI (residuo) para las distintas variables.

Evaluando la significación de la tendencia en el residuo se obtienen como significativas las tendencias en temperatura mínima, humedad relativa y velocidad del viento (Tabla 7.1). Sin embargo, en el capítulo de OI no se detectaron efectos importantes relacionados con el cambio en el número de observaciones para las variables de temperatura mínima y humedad relativa, que además, presentan una tendencia temporal en el residuo muy poco importante. En cambio, la tendencia en la diferencia de la velocidad del viento sí que se puede achacar al número cambiante de observaciones utilizadas en OI, ya que en el capítulo anterior se ha detectado un impacto del número de observaciones utilizadas sobre el valor predicho de la velocidad del viento utilizando OI.

Tabla 7.1: Pendiente de sen decadal del residuo (diferencia entre las estimaciones por UK y OI) de las distintas variables.

	Pendiente de sen	p-valor
Temperatura máxima	0.02 (0.00,0.04)	0.14
Temperatura mínima	0.07 (0.04,0.09)	9×10^{-5}
Humedad relativa	-0.70 (-0.95,-0.44)	2×10^{-5}
Velocidad del viento	-0.16 (-0.19,-0.13)	1×10^{-6}
Insolación	-0.02 (-0.09,0.02)	0.39

Sin embargo, la diferencia existente entre ambos productos de ET_o no se puede achacar únicamente a la diferencia en la velocidad del viento, ya que al principio del periodo, cuando la velocidad del viento de ambos productos es muy similar es cuando los valores de ET_o obtenidos por OI son claramente superiores a los de UK. Es probable que la diferencia existente en insolación, con valores permanentemente más elevados en el producto obtenido por OI, sea la responsable de este comportamiento. Con el paso del tiempo, y la disminución de la velocidad del viento en OI, la diferencia entre ambos productos se reduce.

7.2.2. Estacionalidad

Dado que ET_o es una variable con una elevada componente estacional, se ha decidido reproducir el mismo análisis de la sección anterior de manera individualizada para cada mes del año. En este caso se ha optado por no incluir la información respecto a la incertidumbre para facilitar la lectura de las gráficas (Figura 7.4).

Las mayores diferencias de ET_o entre UK y OI se detectan entre los meses de julio y septiembre, presentando OI valores superiores a UK, diferencia que llega a tener magnitudes de hasta 10 mm. En invierno, en cambio, UK tiende a dar valores ligeramente superiores, pero las diferencias son, salvo algún año puntual, despreciables, y no son capaces de compensar los mayores valores que da OI durante los meses de verano. Durante la primavera, sobre todo entre marzo y junio, ambos productos presentan un gran ajuste.

Por tanto, el desajuste existente en los valores anuales de ambos productos guarda relación con un desajuste importante que se produce durante algunos de los meses que más contribuyen al valor anual de ET_o , siendo además estos meses críticos para algunos de los usos de ET_o , como el agrícola.

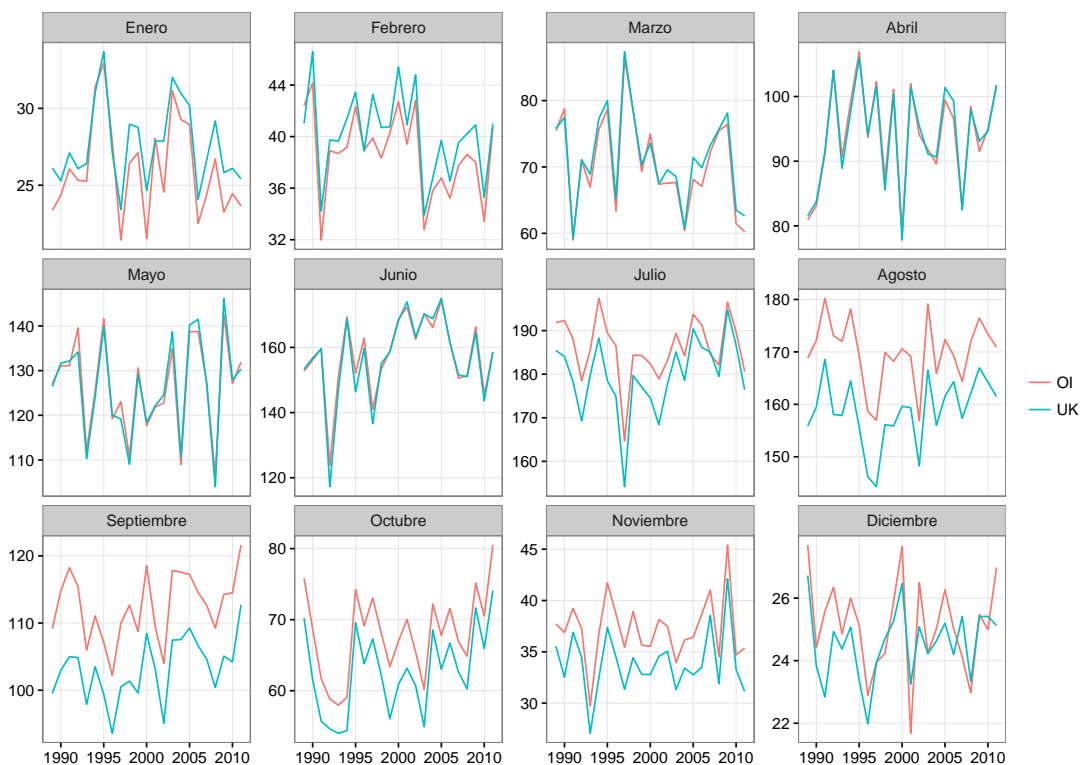


Figura 7.4: Evolución temporal del valor mensual de ET_o para las dos bases de datos.

El motivo fundamental por el que la diferencia en ET_o es importante en verano y a principios de otoño es la diferencia existente en la insolación estimada por ambos productos (Figura 7.5). Mientras que durante todo el año las diferencias entre ambos productos de insolación son poco importantes, éstas se amplían entre julio y septiembre, cuando el producto de OI estima valores superiores a los de UK. Además, y especialmente en julio y agosto, el producto de OI tiene una variabilidad temporal mucho menor que el producto de UK. Tal y como se había visto previamente en el capítulo de OI, la insolación es una variable que se ve afectada por la confianza otorgada a las observaciones (\mathbf{R} en notación de OI), debido al bajo número de observaciones existentes. A nivel general, OI tiene que corregir la insolación predicha por el modelo, ya que éste se sitúa sistemáticamente está por encima de las observaciones. Por su parte, UK haciendo uso únicamente de las observaciones, presenta valores más bajos, pero con una mayor variabilidad temporal.

Una vez comparada la insolación entre ambos métodos, se deduce que la insolación del modelo es, además de más elevada que la realidad, excesivamente estable en su variabilidad temporal. Dado que la confianza en los datos del modelo guarda relación con la varianza temporal, se otorga al modelo un exceso de confianza, con lo que las observaciones corrigen, pero no de manera suficiente, a los datos del modelo.

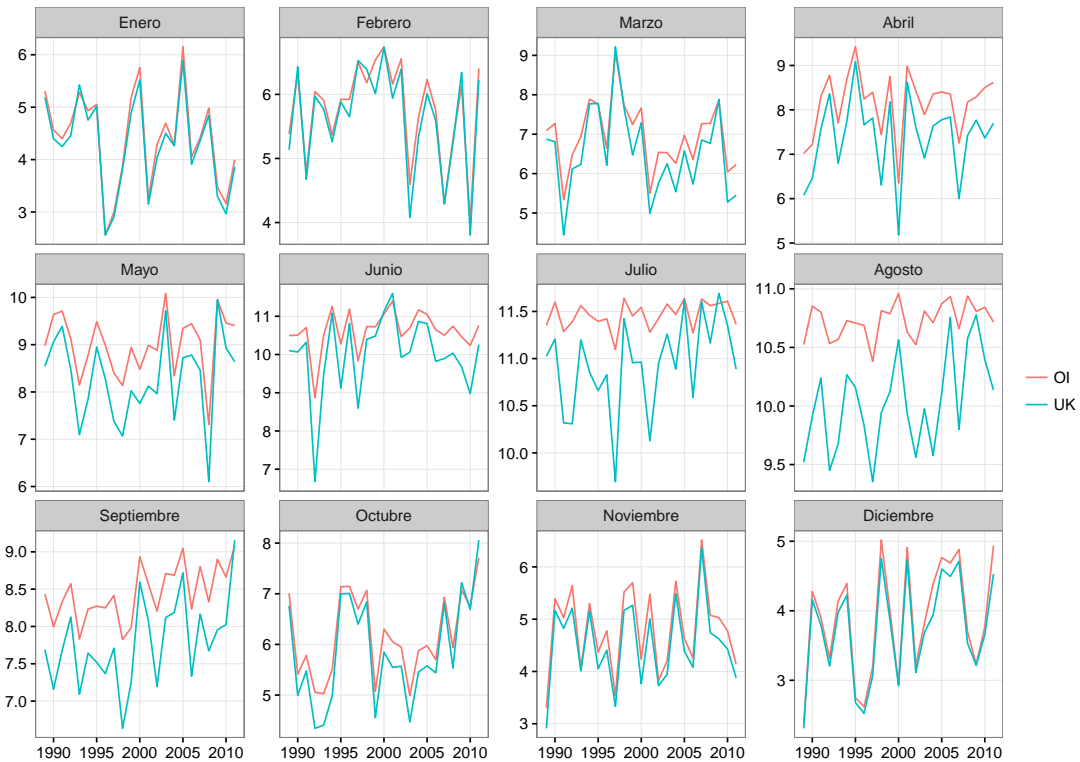


Figura 7.5: Evolución temporal del valor mensual de insolación para las dos bases de datos.

Es en este punto en el que se detecta que la confianza dada a los valores observados de insolación es, para el producto generado en el capítulo de OI, demasiado bajo. Mientras que en el capítulo de OI no teníamos ninguna información que nos permitiera evaluar qué valor era mejor, la baja variabilidad detectada durante los meses de verano del producto de OI con respecto a UK (que utiliza únicamente las observaciones), parece más un efecto introducido por los datos del modelo que una situación real.

Por su parte, una comparación a nivel mensual de los datos de velocidad del viento (Figura 7.6) confirma lo que se había observado con los datos anuales. Es decir, la existencia de un corto período inicial en el que los valores de ambos productos son muy similares, para, a continuación, presentar la velocidad de OI una importante caída (más evidente en unos meses que en otros). Así, para todos los meses del año, al final del período OI presenta valores claramente inferiores a UK, aunque la diferencia varía de un mes a otro.

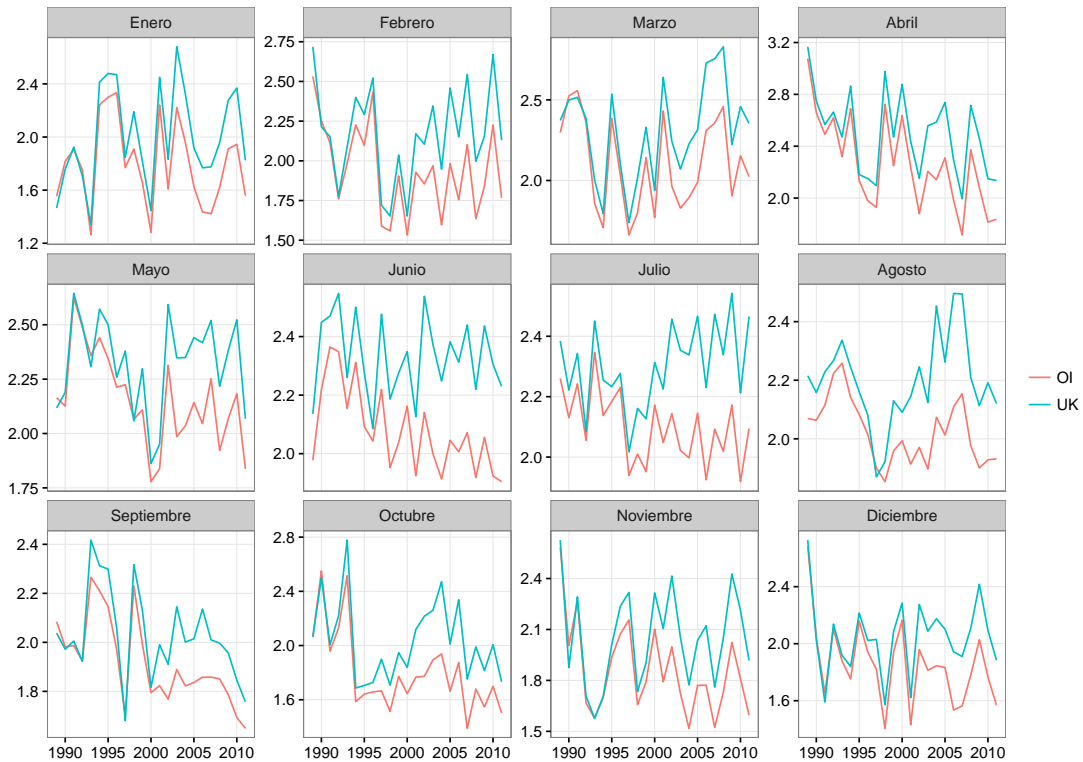


Figura 7.6: Evolución temporal del valor mensual de la velocidad del viento para las dos bases de datos.

En cambio la humedad relativa, que recordemos presenta una evolución en el número de observaciones muy similar a la del viento, sí que presenta estabilidad temporal entre ambos productos (Figura 7.7). Dicha estabilidad temporal se refleja mes a mes, ya que la diferencia entre ambos productos es muy similar a lo largo de los años. Sí que es cierto que existe algún mes concreto que supone una anomalía con respecto al comportamiento general, como son febrero y agosto de 2009.

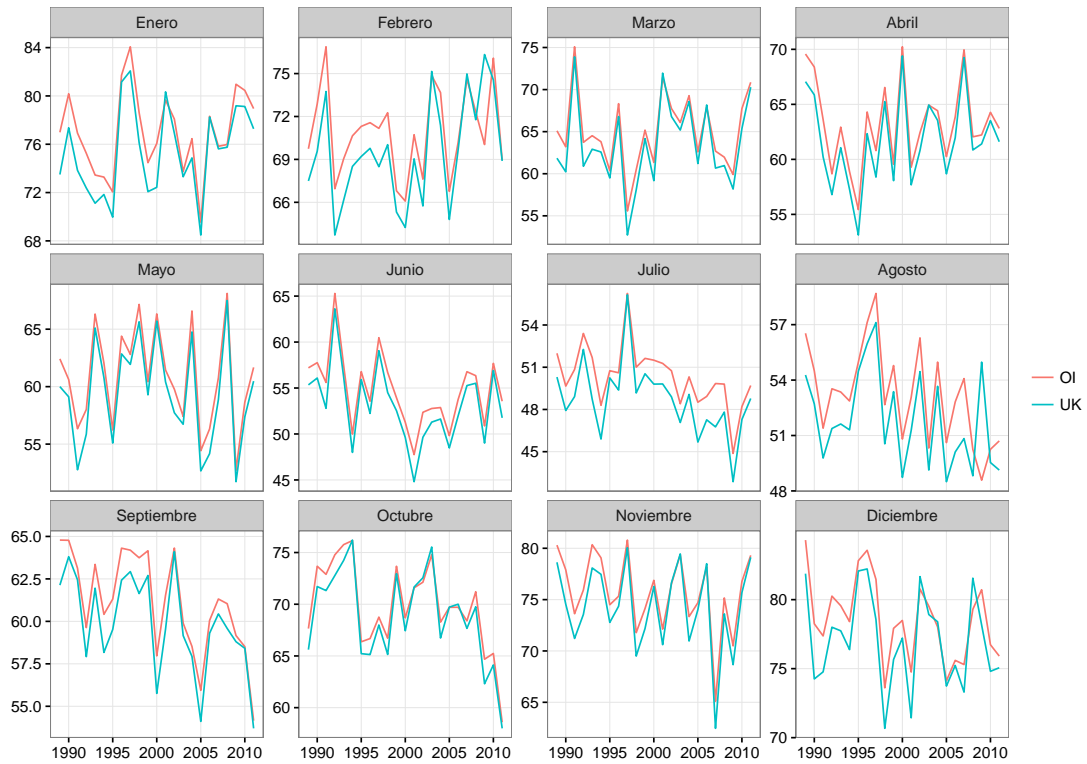


Figura 7.7: Evolución temporal del valor mensual de la humedad relativa para las dos bases de datos.

Por lo que respecta a las variables de temperatura, éstas presentan a lo largo de todo el período una gran coincidencia en sus valores entre las dos bases de datos. En líneas generales, se observa que el producto de UK está sistemáticamente por debajo del producto obtenido con OI.

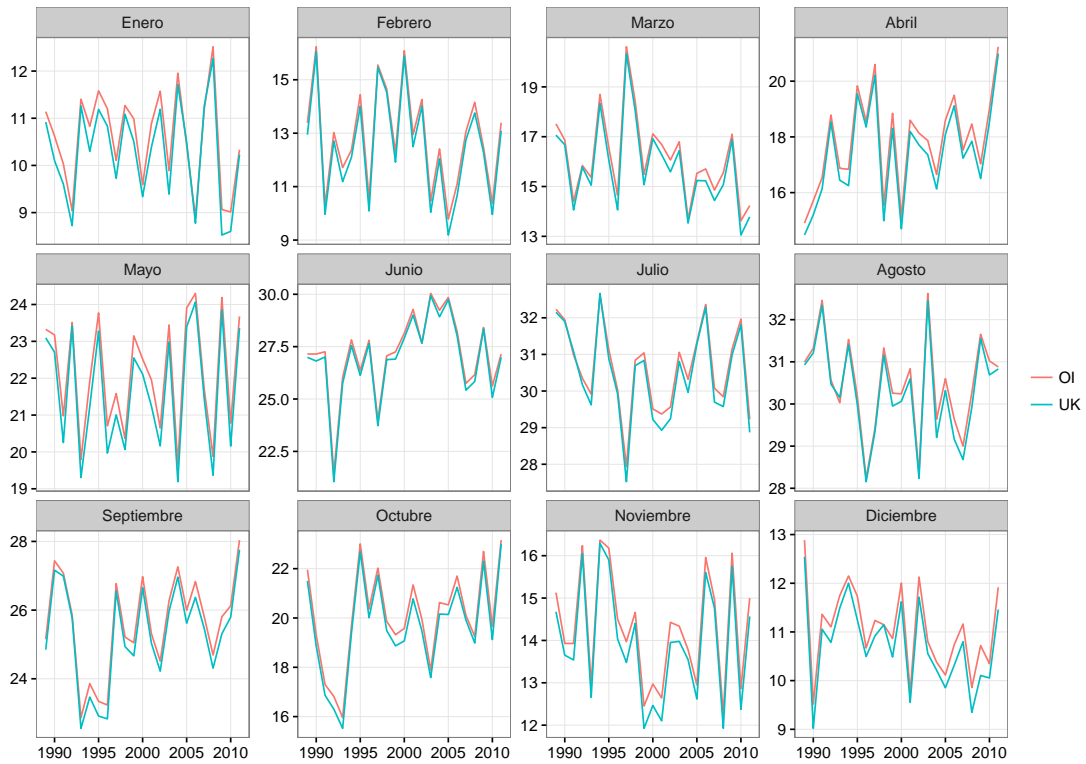


Figura 7.8: Evolución temporal del valor mensual de la temperatura máxima para las dos bases de datos.

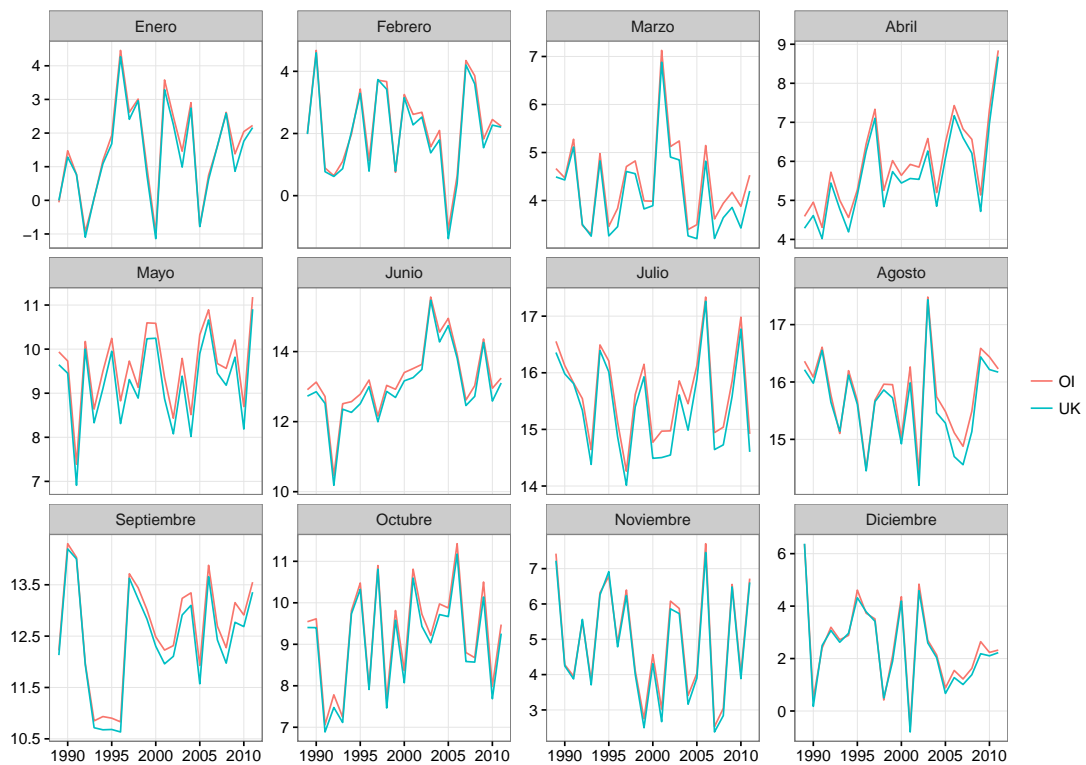


Figura 7.9: Evolución temporal del valor mensual de la temperatura mínima para las dos bases de datos.

7.2.3. Comparación espacial

En esta sección se comparan, a nivel espacial, tanto los valores medios de las variables como las tendencias en las variables.

En la Figura 7.10 se observa la comparación para cada variable entre los dos productos. Temperatura máxima y temperatura mínima presentan una distribución espacial muy similar entre ambos productos.

En humedad relativa, y a pesar de tener una menor resolución espacial, el producto de OI presenta una mayor granularidad espacial (variabilidad de alta frecuencia). En el sur de la Península, las zonas con menores valores de humedad alcanzan valores más bajos para OI, que para UK. Además, la zona húmeda del norte de la Península presenta también en OI valores más contrastados con respecto a los de su entorno. Es muy probable que esta diferencia se derive de la diferencia existente entre los modelos espaciales utilizados entre ambos productos.

La velocidad del viento es la variable que presenta mayores diferencias entre ambos productos. En base al conocimiento climático de la Península Ibérica, la distribución espacial obtenida por OI resulta más coherente. Así, aparecen valores máximos a lo largo del eje del valle del Ebro (vinculados a los episodios de norte), en torno al estrecho de Gibraltar (vinculados a la constancia de los vientos de levante o poniente en esa área), en el entorno del cabo de Gata y en algunas zonas del norte Peninsular.

Sin embargo, en el producto de UK, los valores máximos de viento están muy concentrados en el noreste de la Península Ibérica. Tal y como ya se mencionó en el capítulo referido a la generación de la base de datos de UK, a partir de la comparación con los datos observados para el período 2010-2014 parece existir una excesiva propagación espacial de los valores elevados de velocidad del viento que se registran durante los episodios de Cierzo-Tramontana, debido a la específica configuración espacial de las estaciones disponibles. Esto redundaría en que las diferencias entre ambos productos alcancen su punto máximo en el noreste de la Península Ibérica.

Además, dado que existe para la velocidad del viento una tendencia en el residuo entre ambos productos, se ha generado también una comparativa espacial para el período 2000-2011, que es el período en el que el residuo entre ambos productos permanece estable (Figura 7.11). Tanto la distribución espacial como los valores son muy similares a los de la figura para el período completo. Debe tenerse en cuenta que el salto experimentado por la media regional de la velocidad del viento está en torno a 0.2 m s^{-1} .

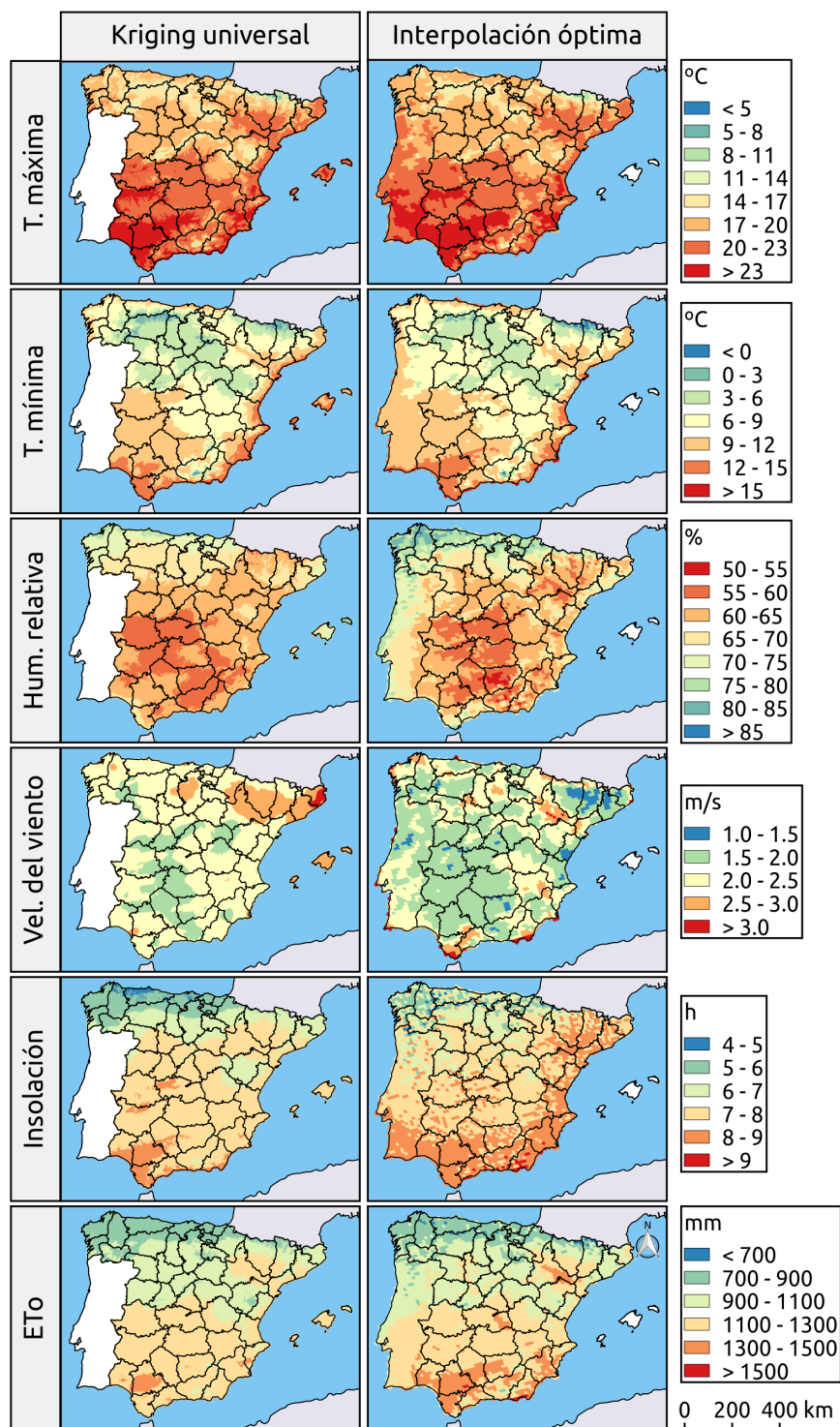


Figura 7.10: Media anual (1989-2011) de las variables meteorológicas y de ETo para las dos bases de datos.

En insolación, el producto de OI tiende a presentar valores superiores a los del producto de UK, además de presentar una granularidad espacial que parece algo excesiva, especialmente en el sur de la Península Ibérica y en algunas zonas próximas al Mediterráneo. En este aspecto se aprecia la influencia ya comentada del RCM.

En cuanto a los valores mínimos, ambos productos los sitúan en la zona cantábrica, lo que casa con el paso constante de nubosidad por esa región (ya sea asociada a borrascas o a situaciones de norte que acumulan nubosidad en la vertiente norte). Sin embargo, resulta importante destacar que mientras UK tiene tendencia a ubicar los valores mínimos en la región más pegada a la costa, OI ubica los valores mínimos coincidiendo con la zona más montañosa, mientras que en la zona costera los valores son algo superiores. En este sentido, y aunque se haya demostrado que el RCM tiende a estimar un exceso de horas de sol, la simulación de los efectos orográficos parece estar mejor reflejada en el RCM (y por tanto en el producto de OI), que sólo con los datos observados (en UK).

El resultado de la combinación de todas las variables es una distribución espacial de ET_o muy similar entre ambos productos, si bien el mapa de OI presenta un mayor grado de detalle (granularidad), a pesar de su menor resolución espacial. En relación con lo anterior, el producto generado con OI tiende a generar valores más extremos que el producto de UK. En el norte de la Península Ibérica y en el Sistema Central, por ejemplo, se localizan algunos puntos con valores mínimos que el producto de UK no llega a reflejar. De manera opuesta, los valores del valle del Ebro y del valle del Guadalquivir son sensiblemente superiores en OI que en UK.

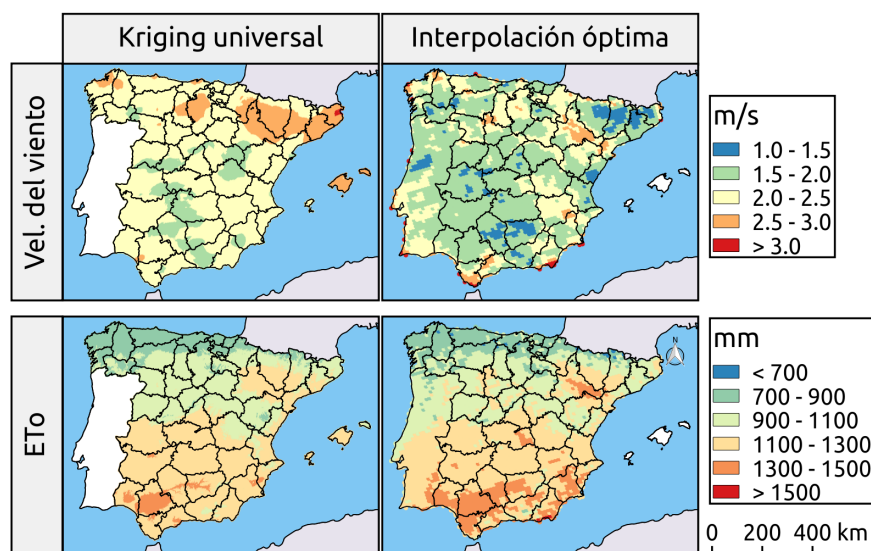


Figura 7.11: Media anual para el período 2000-2011 de las velocidad del viento y ET_o para las dos bases de datos.

En cuanto a la comparación espacial de las tendencias anuales (Figura 7.12), se observan en general grandes similitudes espaciales entre ambas bases de datos, pero también algunas diferencias importantes. Desgranando la información, variable a variable, se observa que en temperatura máxima no existe una tendencia significativa en ninguno de los dos productos. Además, existe una región importante que presenta una

tendencia negativa no significativa. Esta falta de tendencia en la temperatura máxima seguramente está influenciada por el corto período de datos analizados (1989-2011), y por el hecho de que dentro de dicho período está contenido un período de estabilización de las temperaturas. De hecho, Gonzalez-Hidalgo et al. 2016 ya habían detectado que cuando se analizan los datos más recientes las tendencias en temperatura máxima tienden a desaparecer en toda la España peninsular.

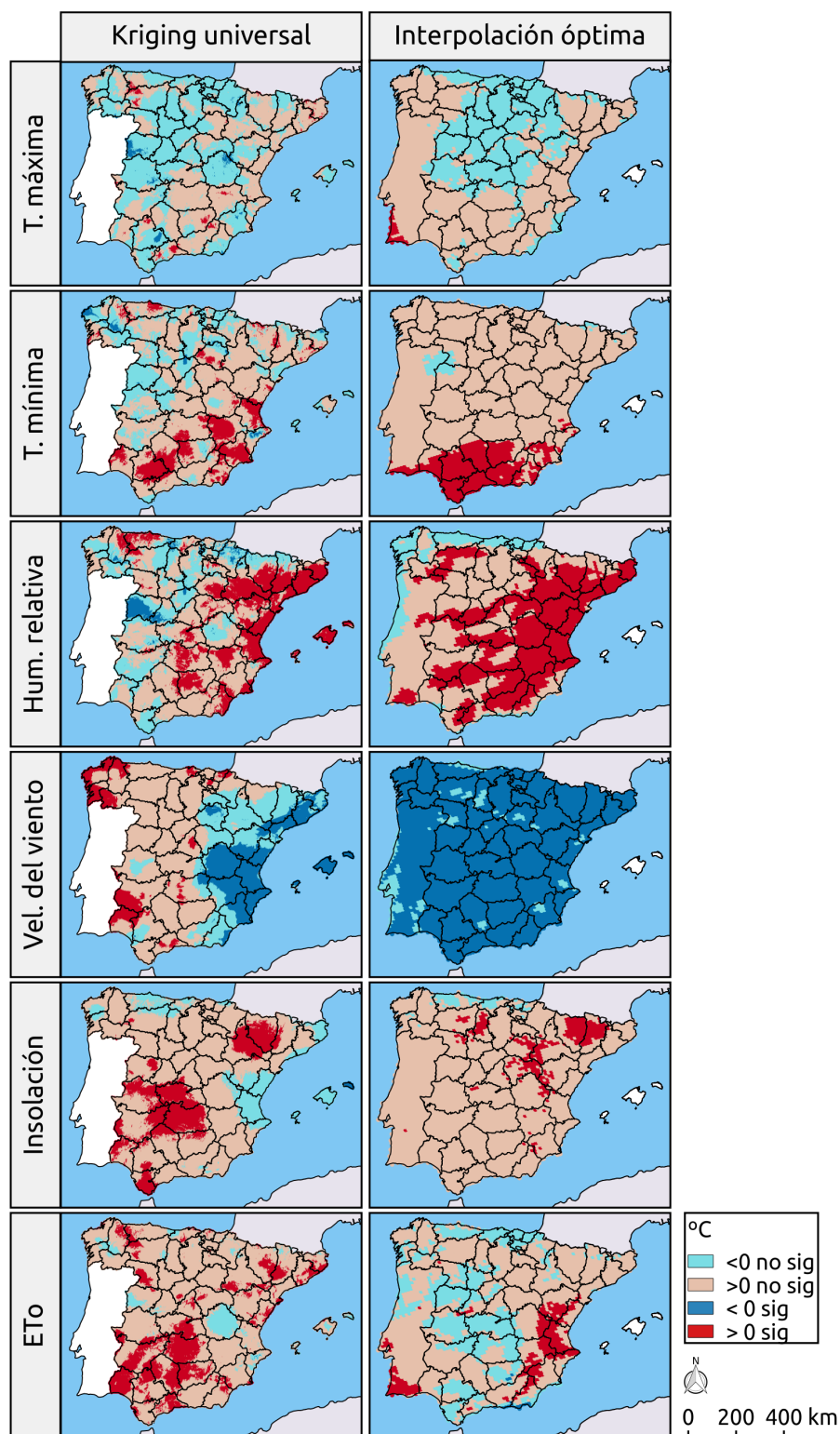


Figura 7.12: Signo y significación de la tendencia (1989-2011) de las variables meteorológicas y de ETo para las dos bases de datos.

En cuanto a temperatura mínima sí que se detectan algunos enclaves de tendencia positiva significativa, que están mayoritariamente ubicados en el sur de la Península

Ibérica. Entre ambos productos existe una cierta similitud en la localización de esta región, aunque presenta algunas diferencias. En rasgos generales, la base de datos de OI se caracteriza por una mayor homogeneidad espacial en la delimitación de la zona que presenta tendencias negativas significativas, y que coincide casi íntegramente con la comunidad autónoma de Andalucía, mientras que UK presenta una mayor indefinición espacial, con numerosas manchas desconexas.

Por su parte, la humedad relativa presenta una tendencia negativa significativa en la fachada mediterránea peninsular (nótese que los colores de la leyenda están invertidos para humedad relativa, con el objetivo de que el color rojo signifique siempre una contribución positiva a ET_0 y el color azul una contribución negativa). Mientras que en el producto de OI dicha tendencia se extiende hacia el interior de la Península Ibérica, en el producto de UK el área afectada es menor. De hecho, en la zona de frontera entre Castilla y León y Portugal el producto de OI muestra una tendencia negativa significativa, mientras que el producto de UK presenta una tendencia positiva significativa, siendo esta situación una de las discrepancias más notables entre los dos productos en cuanto a tendencias temporales. La tendencia decreciente de la humedad relativa había sido previamente detectada en la Península Ibérica por otros autores (Vicente-Serrano et al., 2014a).

Donde se detectan las mayores diferencias entre ambos productos es, de nuevo, en la velocidad del viento. Debido a la problemática de la velocidad del viento en OI, con la introducción de más observaciones se genera una tendencia decreciente significativa que afecta a todo el territorio peninsular, por lo que se considera que la generalización espacial de la tendencia negativa en la velocidad del viento es un resultado no climático introducida por la metodología de OI. Por su parte, en UK esta tendencia parece afectar únicamente a la zona este de la península Ibérica y Baleares, mientras que existen algunos puntos en el oeste que presentan una tendencia creciente.

La tendencia decreciente de la velocidad del viento también había sido previamente detectada (Azorin-Molina et al., 2014), y se asocia al fenómeno denominado *wind stilling*, o tendencia decreciente que afecta a la velocidad del viento en amplias regiones de las latitudes medias del hemisferio norte. En algunas regiones este descenso en la velocidad del viento parece ser el responsable de que los valores de ET_0 presenten una tendencia negativa, a pesar del incremento de temperatura acompañado en algunos casos de un descenso en la humedad relativa.

Comparación espacial de la incertidumbre

Si comparamos a nivel espacial la incertidumbre de los resultados de ET_0 de las dos bases de datos, se observa que los valores de incertidumbre de OI son inferiores

a los de UK (Figura 7.13). Los valores de incertidumbre de OI oscilan en el rango de 5 mm a 15 mm, mientras que los de UK oscilan entre 20 mm y 40 mm. Esta diferencia de magnitudes entre ambos productos se había detectado ya al analizar la evolución de las series temporales de ET_o , y se deriva de las diferencias metodológicas existentes entre las dos bases de datos. Los buenos resultados obtenidos en la verificación de la incertidumbre de las distintas variables interpoladas mediante UK podrían hacernos pensar en que la incertidumbre de UK es algo mejor (en el sentido de que representa mejor la incertidumbre real del campo) que la de OI. Sin embargo, es importante tener en cuenta que se trata de dos productos a una resolución espacial muy diferente, lo que puede influir en que los valores de incertidumbre sean tan dispares entre sí.

A pesar de las diferencias existentes en las magnitudes de la incertidumbre, el patrón espacial que se obtiene guarda relación entre ambos productos, detectándose los mayores valores de incertidumbre en las regiones que presentan los mayores valores de ET_o . La incertidumbre de UK presenta un patrón latitudinal mucho más marcado que el patrón de OI. Así, todo el sur de la Península Ibérica se encuentra dominado por elevados valores de incertidumbre en UK, mientras que en OI los valores más elevados aparecen de manera mucho más localizada en el espacio. Además, la ubicación exacta de los valores más elevados es también diferente entre ambos productos. En UK los valores más elevados aparecen en las zonas del valle del Tajo y del Guadiana, mientras que en OI aparecen en el valle del Guadalquivir y valle del Ebro, mucho más vinculados con la aparición de los valores máximos de ET_o que en el caso de UK.

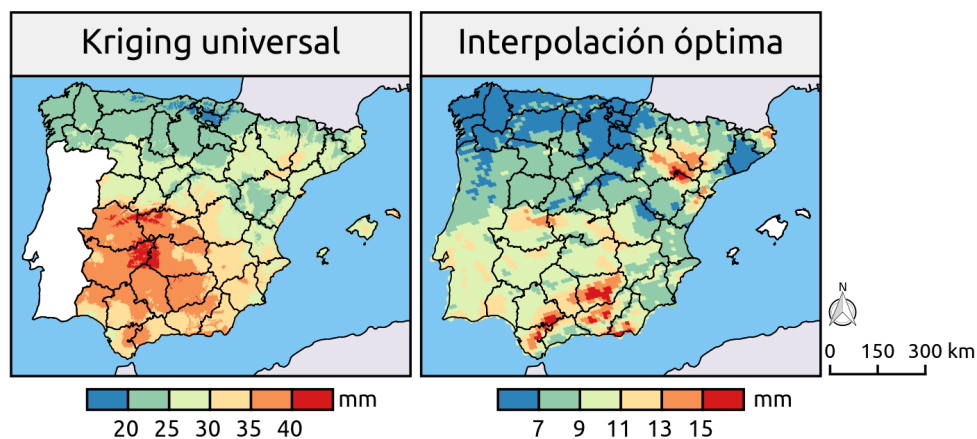


Figura 7.13: Comparación de la incertidumbre (en forma de desviación típica) entre el producto de ET_o de OI y el de UK.

7.2.4. Correlación de las distintas variables con ET_o

Para las dos bases de datos se ha elaborado un conjunto de mapas que representan la correlación espacial a nivel mensual que existe entre las variables meteorológicas

y los valores de ET_o . Para simplificar la información, se han representado solo cuatro meses (enero, abril, julio y octubre), representantes de cada estación climática (Figuras 7.14 y 7.15).

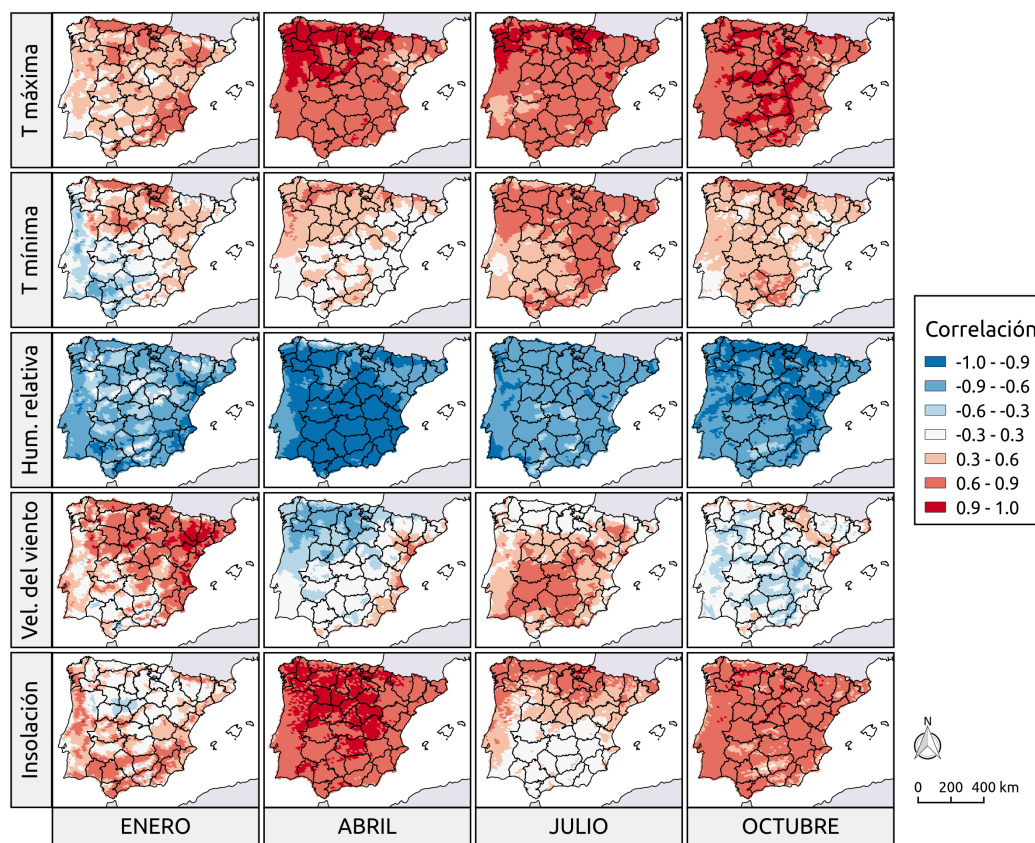


Figura 7.14: Correlación espacial de las distintas variables con ET_o para el producto de OI.

En temperatura máxima aparece una correlación positiva fuerte a lo largo de todo el año y prácticamente en todo el territorio. Además, ambos productos presentan un elevado grado de similitud. En enero, ambos productos presentan algunas regiones con una correlación no significativa entre ambas variables, aunque en menor medida en el caso de UK.

De nuevo, en temperatura mínima aparece una coincidencia importante entre los productos. La correlación es más débil que en el caso de la temperatura máxima, y cuando se hace máxima es en verano. En enero se llegan a presentar regiones con correlación negativa, de nuevo en menor medida en el caso de UK. En ambos productos estas correlaciones negativas aparecen en el suroeste de la Península Ibérica, y de manera más limitada, en las proximidades del Pirineo.

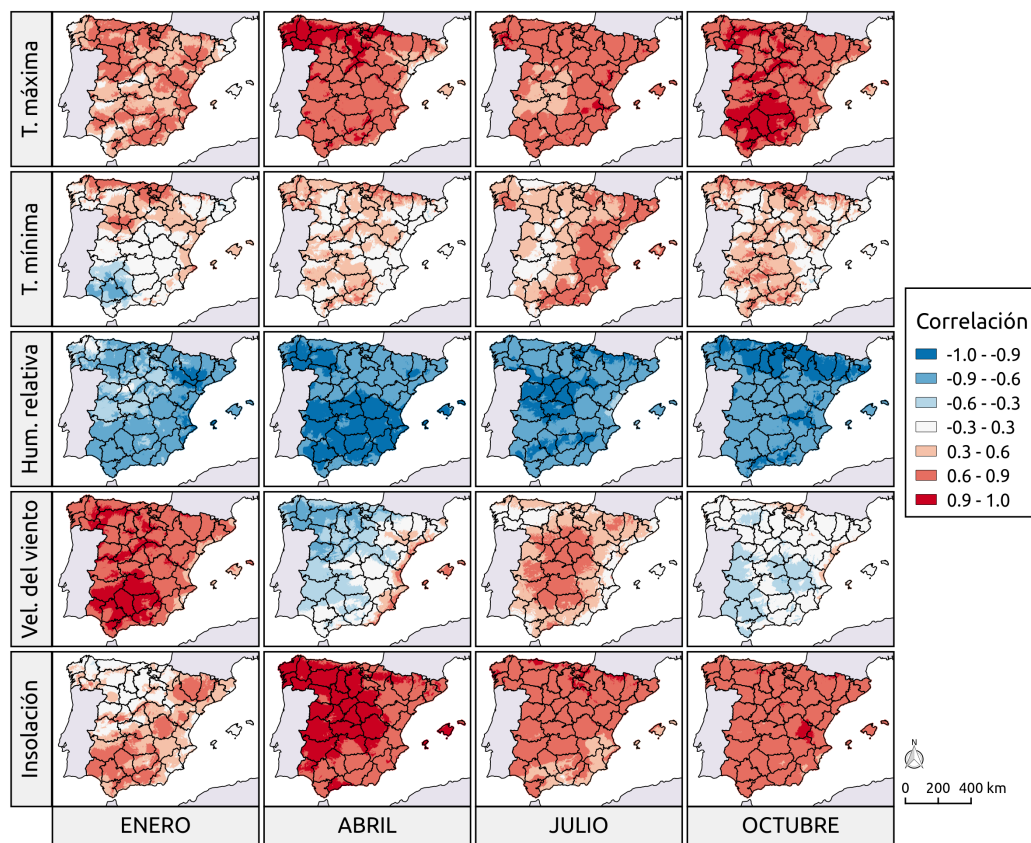


Figura 7.15: Correlación espacial de las distintas variables con ET_0 para el producto de UK.

En humedad relativa, y durante todo el año, dominan las correlaciones negativas, siendo éstas más intensas en abril. En enero aparecen algunos puntos de correlación muy baja, con cierta coincidencia espacial entre productos al norte del Sistema Central.

Dado que se ha demostrado que existe una tendencia no realista en los datos de velocidad del viento en OI, los valores de correlación que se obtienen cabe esperar que no respondan a la correlación real entre ambas variables. Es por eso que para esa variable en concreto se considera que los valores de correlación derivados de la base de datos de UK reflejan mejor la importancia de esta variable.

Las correlaciones tienden a ser positivas en la práctica totalidad del territorio durante el mes de enero, mes que además presenta las correlaciones más altas en ambos productos. Son más importantes en el valle del Ebro debido a la importancia del Cierzo. En abril aparece un patrón contrastado, con correlación negativa en el oeste de la península y positivo en la fachada mediterránea. Este aspecto es capturado de manera muy similar por las dos bases de datos. Los vientos del oeste podrían ser los responsables de este patrón, ya que con vientos de oeste, que son los dominantes en latitudes medias,

se produce una acumulación de nubosidad en el oeste de la península Ibérica. En el mes de abril, el descenso en la insolación provocado por la nubosidad contribuiría negativamente a ET_0 más que el ascenso provocado por la velocidad del viento, lo que explicaría esta correlación negativa y por tanto contra-intuitiva. En cambio, en enero, cuando el número de horas de sol es muy bajo, la contribución positiva de la velocidad del viento es capaz de ganar claramente a la contribución negativa del descenso de insolación, y por ese motivo este patrón no aparece.

En julio, el patrón de correlación con la velocidad del viento es predominantemente positivo en todo el territorio, a excepción de la franja norte donde la correlación es próxima a cero, aspecto que se aprecia sobre todo en el producto de OI. En octubre se repite, aunque con menor claridad, la situación de primavera, con correlaciones negativas en la mitad más occidental de la Península.

Por su parte, la insolación presenta correlaciones positivas prácticamente todo el año. Sin embargo, en el noroeste de la península y durante los meses de invierno, presenta correlaciones muy bajas. Este hecho se reproduce en ambas bases de datos, localizándose este efecto en la misma región.

7.3. Discusión y conclusiones

A pesar de la diferencia tan notable en la resolución espacial de ambos productos, en este capítulo se ha llevado a cabo una comparativa de las dos bases de datos. A nivel de representación espacial se ha comprobado que la base de datos de OI, a pesar de tener una resolución espacial mucho menor (celdas de 9x9 km frente a celdas de 1x1 km en el caso de UK), tiene una mayor granularidad espacial (nivel de detalle, o variación de alta frecuencia), y es capaz de capturar mejor algunos patrones espaciales climáticos bien conocidos, como los asociados al relieve o a la influencia oceánica.

Aparte de este hecho, se ha comprobado que las mayores diferencias existentes entre ambos productos tienen como origen los problemas relacionados con la velocidad del viento y la insolación que ya se habían detectado de manera individual en los dos capítulos anteriores. Así, mientras que el producto de UK parece sobrestimar de manera continuada la velocidad del viento y presenta algunos problemas importantes en cuanto a su distribución espacial, la base de datos de OI, a pesar de ofrecer una representación espacial de esta variable mucho más fina y acorde con el conocimiento previo de la misma, introduce una tendencia no climática con valores excesivamente elevados al inicio del periodo como consecuencia de la combinación de un bajo número de observaciones y de la tendencia del RCM a sobrestimar la velocidad del viento con respecto a las observaciones.

Evidentemente, estos problemas con la velocidad del viento acaban teniendo un impacto en la estimación de ET_o , que se aprecia especialmente en la diferencia que existe en las tendencias de ambos productos, lo que supone un problema de primera magnitud a la hora de utilizar los valores de ET_o obtenidos por OI en análisis climáticos.

Por su parte, el problema detectado en la insolación, que da valores medios más elevados en el caso de OI que en UK, tiene su mayor impacto en la diferencia de magnitud entre ambos valores de ET_o , que se evidencia de manera más clara al inicio del periodo de comparación, ya que con el paso de los años el descenso de la velocidad del viento en el producto de OI provoca que esta diferencia tienda a disminuir o incluso desaparecer.

Existen varias soluciones que deberían explorarse en el futuro para intentar ajustar adecuadamente los valores de velocidad del viento a la realidad. Por un lado, los resultados de OI podrían mejorar con la utilización de un RCM que no sobrestime el viento de manera tan importante. Sin embargo, ya se ha comentado anteriormente que los RCM tienen un problema sistemático con la estimación de los valores de viento en superficie, con lo que no se puede garantizar que implementar esta mejora resulte un proceso sencillo, ya que seguramente se deberían comprobar un número importante de modelos.

La ventaja del proceso de OI es que permite, mediante la incorporación de las observaciones, corregir los sesgos existentes en el RCM de partida. Sin embargo, se ha podido comprobar que el número (y, posiblemente, distribución geográfica) de las observaciones de viento no es suficiente, durante gran parte del periodo de estudio, para hacer esta corrección de manera adecuada. Esta es una situación difícil de solucionar, ya difícilmente se va a conseguir mejorar la base de datos observacional. Sin embargo, asumiendo que durante el final del periodo nos acercamos más a la realidad debido a la mayor disponibilidad de observaciones, se podría plantear la utilización de un proceso de corrección de sesgo del producto resultante de OI en base al conocimiento aportado por las observaciones disponibles en la última parte del periodo. Este proceso de corrección, sin embargo, no es trivial y supone una modificación importante del mecanismo clásico de OI.

En este punto puede surgir la duda de si la metodología de OI aporta realmente algo nuevo sobre UK a la hora de trabajar con la velocidad del viento. Bajo la hipótesis de que la distribución espacial del modelo nos permitiría obtener un producto estable en el tiempo con respecto a la relación espacial entre puntos, la utilización de OI nos ha permitido explorar el problema de la velocidad del viento desde otra óptica, a la vez que sí se ha demostrado que es una estrategia útil con el resto de variables y que, a partir de un número elevado de observaciones, también es una metodología adecuada

para trabajar con los datos de velocidad del viento. El problema es que el número mínimo de observaciones necesarias para no tener sesgo en la estimación de velocidad del viento es bastante elevado, y no se alcanza hasta finales de la década de los '90.

Por lo tanto, y para finalizar este capítulo, se debe recomendar que el estudio climático de ET_o se lleve a cabo utilizando los resultados obtenidos mediante UK debido a dos razones principales. La primera es que es la única base de datos que cubre un periodo temporal superior a 30 años. La segunda de las razones son los problemas detectados en la velocidad del viento y la insolación en OI, y que pueden llevar a que se atribuyan a la Climatología de ET_o resultados que son consecuencia directa del cambio en el número de observaciones (en el caso del viento) o de la combinación entre un bajo número de observaciones utilizado con un modelo que presenta problemas de variabilidad temporal (en el caso de la insolación).

Capítulo 8

Climatología de ET_0

8.1. Introducción

En base a los resultados obtenidos en los capítulos anteriores es posible construir una climatología de ET_0 . Aunque se haya visto que las dos bases de datos generadas presentan algunos problemas, la obtención de ambas bases de datos supone un primer paso hacia un mejor conocimiento de esta variable en el territorio español, ya que se trata de las primeras bases de datos de esta variable que se generan en este ámbito territorial. Además, el hecho de que se utilice Penman-Monteith para obtener los valores de ET_0 permite que los resultados que se obtienen tengan en cuenta la variabilidad temporal y espacial de todas las variables implicadas en la evapotranspiración de referencia, cosa que no sería posible si se utilizara un método más simple, como podría ser Hargreaves.

Dado que en Climatología se trabaja habitualmente con períodos de 30 o más años, es necesario construir este capítulo utilizando el producto generado a partir de UK, dada su mayor cobertura temporal. De todas maneras, siempre que se estime que los resultados presentados están sujetos a alguna limitación derivada de los problemas mencionados en capítulos anteriores será necesario hacer referencia a ello.

El principal problema existente con el producto generado con OI, además de su menor cobertura temporal, es que está sujeto a una tendencia espúrea derivada de la sobrestimación de la velocidad del viento por parte del modelo RCM unido a un número insuficiente de observaciones de viento en los primeros años del periodo 1989-2011, que hacen que la corrección de los valores de RCM sea variable en el tiempo.

8.2. Resultados

8.2.1. Valores anuales de ET_o

El estudio de valores medios de ET_o no se realiza para el periodo completo obtenido, sino que se trabaja con el periodo 1981-2010, que es el período de 30 años recomendado por la Organización Meteorológica Mundial para el cálculo de los valores normales climáticos, aunque el período de referencia sigue siendo el 1961-1990 (World Meteorological Organization, 2017)

La media anual de ET_o (Figura 8.1) presenta una distribución espacial muy clara, con valores más elevados en el sur de la Península y más bajos en el norte. El valle del Ebro supone una excepción al patrón latitudinal, ya que estando a la misma latitud que la cuenca del Duero, por ejemplo, presenta valores más semejantes a los de la parte central del valle del Guadalquivir. Además, las zonas elevadas tienden a presentar valores inferiores a los de su entorno geográfico.

Los valores máximos de ET_o que se alcanzan están por encima de 1300 mm, mientras que los valores mínimos están por debajo de los 700 mm. En el caso de los valores absolutos obtenidos es necesario tener en consideración que los valores que se obtienen con OI en la última parte del período de estudio son algo más extremos que en el caso de UK. Por tanto, se considera probable que las regiones que presentan los valores máximos de ET_o estén algo infraestimadas en esta climatología, mientras que las regiones que presentan los valores mínimos estarían algo sobrestimadas. De hecho, son varios los estudios referidos a ET_o en el sur de la Península Ibérica que detectan valores anuales superiores a 1400 mm en algunos puntos (Estévez et al., 2009; Espadafor et al., 2011).

Además de la representación espacial de ET_o , se ha añadido en la Figura 8.1 la representación de las grandes cuencas hidrográficas peninsulares para ayudar a la interpretación espacial de los resultados obtenidos.

En líneas generales se observa como, especialmente en las grandes cuencas, los valores más elevados de ET_o aparecen ligados espacialmente al curso principal que drena la cuenca. Además, los valores máximos no aparecen en la parte más baja del curso principal sino en la parte central, ya que la proximidad al mar tiende a atenuar los valores máximos de ET_o por la combinación entre unos valores de temperatura máxima inferiores y unos valores superiores de humedad. Aunque no se trate de una cuenca hidrográfica en sí misma, esto se observa claramente en la isla de Mallorca, donde los valores máximos de ET_o aparecen en el centro de la isla, que es donde la combinación entre los valores de temperatura y humedad es óptima para alcanzar los mayores valores de ET_o con respecto a las zonas costeras, donde el efecto de la brisa marina, conocida localmente como *embat*, atenúa las temperaturas al tiempo que aporta humedad.

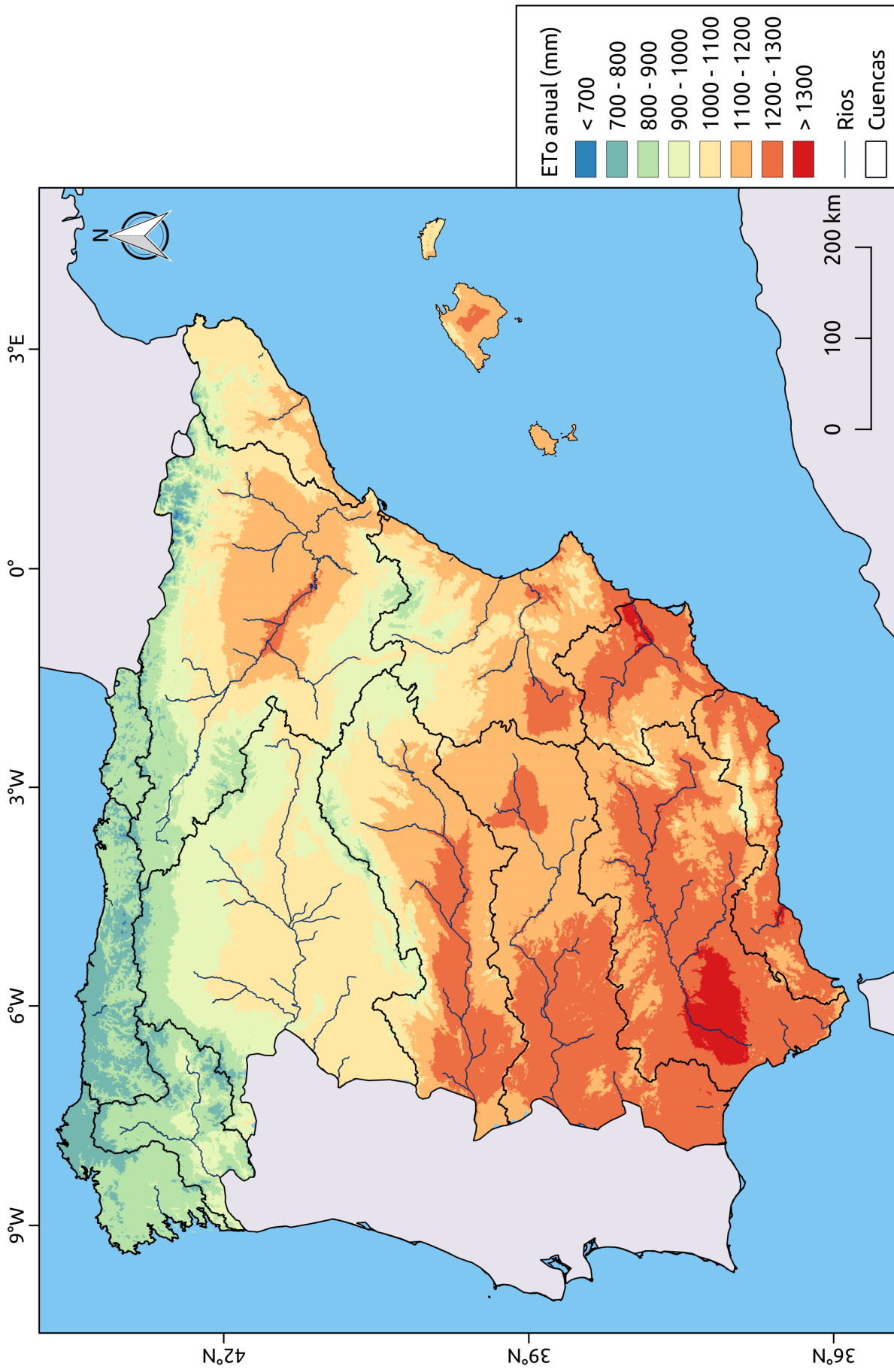


Figura 8.1: ET₀ media anual para el período 1981-2010.

Por su parte, los valores mínimos aparecen en la divisoria entre las distintas cuencas que coincide con los sistemas montañosos, a excepción de las cuencas del norte, que presentan valores bajos en toda su extensión. Así, a nivel espacial es curioso comprobar cómo los valores mínimos que se alcanzan en las cumbres de Sierra Nevada coinciden en magnitud con los valores máximos que se alcanzan en la región más al norte de la Península.

Las dos cuencas que presentan una mayor diferencia entre los valores máximos y mínimos de ET_0 son las del Duero y la del Ebro. Esto se debe principalmente a que ambas cuencas están limitadas por las principales cordilleras peninsulares, lo que implica que cerca de la divisoria se obtengan valores bajos de ET_0 mientras que en sus tramos medios los valores sean muy elevados, principalmente a consecuencia de que durante la parte cálida del año se alcanzan temperaturas muy elevadas. Este hecho es más notorio en la parte media de la cuenca del Ebro, que alcanza valores claramente superiores a los de la parte media del Duero, debido principalmente a que los valores de temperatura que se alcanzan son notablemente superiores debido a la menor altitud de la cuenca del Ebro con respecto a la del Duero, pero también debido a la influencia del cierzo.

Aunque las cuencas del sur presentan un patrón similar, al presentar valores generales más elevados en todo el territorio, el contraste no es tan marcado entre las distintas partes de la cuenca.

Si se comparan los valores obtenidos y representados en la Figura 8.1 con los valores medios ofrecidos AEMET (Figura 8.2) (si bien es cierto que en este último caso haciendo referencia a un período más corto, 1996-2016), se detecta una gran semejanza espacial en cuanto a la distribución de los valores máximos y mínimos de ET_0 en el territorio peninsular. Eso sí, los valores máximos ubicados en el valle del Guadalquivir y el centro del valle del Ebro son menores en el caso del producto de AEMET, entendiendo por nuestra parte que se comete una ligera subestimación en esos enclaves. De la misma manera, sorprende la homogeneidad espacial de los valores de ET_0 que se representan en el archipiélago balear por parte de AEMET. Mientras que la base de datos presentada en esta Tesis Doctoral es capaz de detectar ligeros contrastes, especialmente en la isla de Mallorca, con valores mínimos en la Sierra de Tramuntana y valores máximos en el centro de la isla, el producto de AEMET otorga a toda la isla valores en un rango similar. Por otra parte, el producto elaborado por AEMET tiende a detectar valores inferiores de ET_0 en el noreste de la Península Ibérica, afectando sobre todo a la zona de Cataluña. Precisamente en esta región, es donde se ha detectado una importante tendencia a la sobrestimación de la velocidad del viento por parte del producto de UK. Aunque los meses de invierno (que son los que presentan una mayor sobrestimación

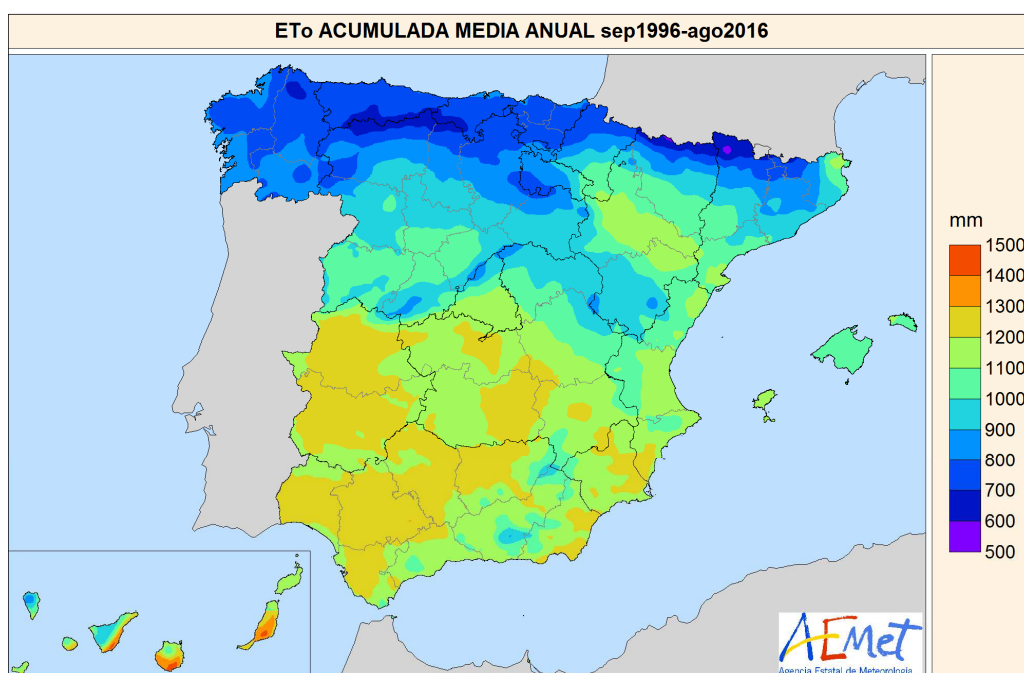


Figura 25. Evapotranspiración Potencial de Referencia (ET_o) acumulada media anual.

52

Figura 8.2: ET_o media anual para el período 1996-2016. Figura extraída de la publicación Mapas climáticos de España (1981-2010) y ET_o (1996-2016) disponible en línea en la web de AEMET.

en la velocidad del viento) supongan un impacto poco importante en ET_o, es posible que la ligera sobrestimación que se produce en los meses de verano sea suficiente para incrementar los valores medios de ET_o en esa región.

Aunque en esta Tesis Doctoral no se incida en el análisis combinado de la precipitación y ET_o es necesario llamar la atención sobre el hecho de que el patrón latitudinal de ambas variables es inverso. A grandes rasgos, las zonas que presentan una mayor pluviometría presentan a su vez valores bajos de ET_o, mientras que los valores más elevados de ET_o se concentran en las zonas que presentan una menor pluviometría o una mayor estacionalidad en la misma (como es el caso de Andalucía). Este hecho tendrá importantes implicaciones en el cálculo de índices de aridez y en la disponibilidad real de agua en el territorio, contribuyendo a incidir en la diferencia entre una España seca y una España húmeda.

Para el análisis de la variabilidad interanual de ET_o se ha construido la Figura 8.3, en la que se representa dicha variabilidad mediante la desviación típica y mediante el coeficiente de variación de los valores anuales de ET_o. Para la desviación típica la mayor parte del territorio presenta valores por debajo de 60 mm, con algunas regiones en las que este valor llega a caer por debajo de 30 mm. Estos valores mínimos se concentran

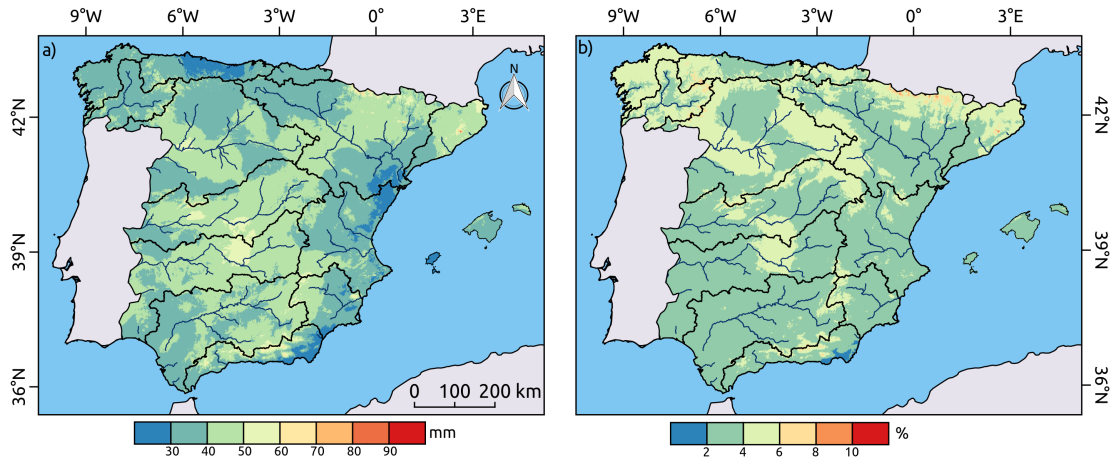


Figura 8.3: Variabilidad temporal de los valores anuales de ET_0 , representados en forma de desviación típica (a) y coeficiente de variación (b).

en regiones cercanas a la costa de la zona cantábrica, pero también de la fachada mediterránea.

Esto da lugar a que el coeficiente de variación presente también valores muy bajos, ya que en términos porcentuales la mayoría del territorio presenta valores por debajo del 6%. Únicamente algunas zonas de montaña del Pirineo, la cordillera Cantábrica y las sierras prelitorales catalanas llegan a presentar valores por encima del 8%. Esto demuestra que los valores anuales de ET_0 presentan una gran regularidad entre los distintos años.

Componentes de la ET_0

Como se ha mencionado en varias ocasiones a lo largo de este trabajo, el cálculo de ET_0 se puede llevar a cabo de manera diferenciada para sus dos componentes, la radiativa y la aerodinámica. Llevando a cabo el análisis de la media anual de ambas componentes (Figura 8.4), se observa que la contribución más importante a lo largo del año es la radiativa, que domina en todo el territorio sobre la componente aerodinámica. Incluso en aquellos enclaves donde la velocidad del viento es un factor determinante en la obtención de valores elevados de ET_0 , como es el caso del valle del Ebro, la componente radiativa domina a nivel medio, pudiendo existir diferencias importantes con respecto a este patrón en episodios específicos.

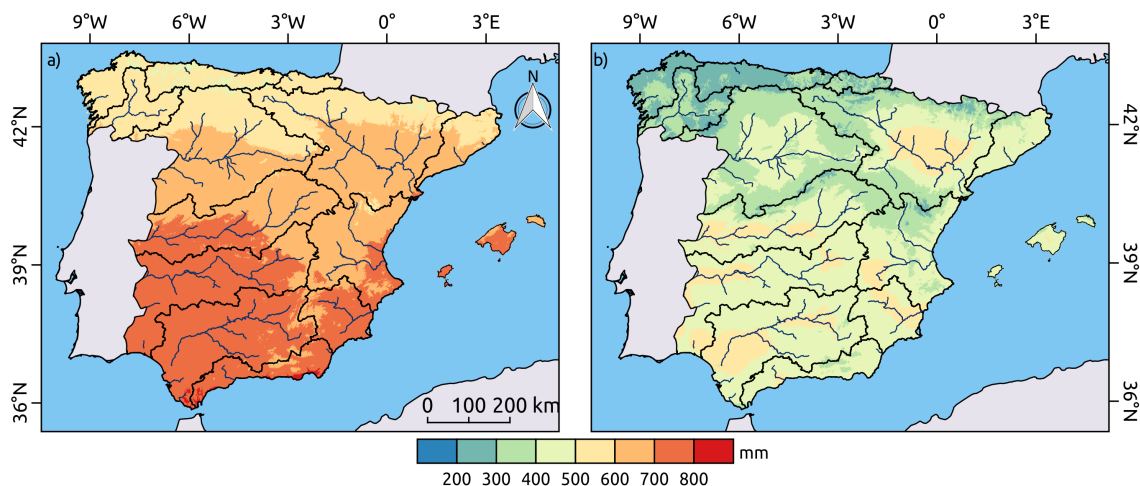


Figura 8.4: Promedio anual de la componente radiativa (a) y la componente aerodinámica (b) de ET_o , para el período 1981-2010.

El patrón espacial de la componente radiativa es marcadamente latitudinal, y está muy ligado al hecho de que en el sur de la Península es donde la combinación de altos valores de radiación con altas temperaturas permite obtener unos valores superiores de ET_o . En cambio, los valores mínimos obtenidos en el norte responden a la baja energía disponible en esa región, incluso en la época cálida del año. En cuanto a la no aparición de un marcado patrón orográfico, aunque sí que se intuye en algunos puntos, es necesario destacar dos aspectos: i) Los menores valores de temperatura que se alcanzan en las zonas de montaña en verano se pueden ver compensados, al menos en parte, por una mayor radiación recibida, especialmente en la cara sur; y ii) a la hora de estimar la radiación solar a partir de la interpolación de los valores de insolación observada se han considerado únicamente los efectos altitudinales. En este sentido, una posible mejora podría ser utilizar un sistema de información geográfica que contemplara, además de la altitud, los efectos de la orientación en la radiación estimada. Al no haber procedido en este modo, la diferencia entre la vertiente norte y la vertiente sur de los grandes sistemas montañosos no aparece adecuadamente representada en esta base de datos de ET_o .

La componente aerodinámica también presenta un cierto patrón latitudinal, aunque con una mayor variabilidad que en el caso de la componente radiativa. Así, el patrón se asemeja mucho al patrón general de ET_o , con valores más elevados cerca de los cursos principales de las cuencas y valores más bajos en las divisorias, coincidiendo con las zonas de montaña.

Se podría decir que en este producto las variaciones de baja resolución espacial están muy determinadas marcadas por la componente radiativa, mientras que la componente aerodinámica es la que se encarga de introducir las variaciones espaciales de alta

resolución espacial. Este hecho tiene un gran sentido climático, ya que la velocidad del viento y la humedad del aire son las dos variables que presentan una mayor variabilidad espacial, y ambas son las que determinan el valor de la componente aerodinámica.

En la Figura 8.5 se representa el porcentaje de la ET_o total que representa la componente radiativa. Este porcentaje es siempre superior al 50 %, pero presentando algunas diferencias territoriales importantes. Lo más notorio es que los valores mínimos de este porcentaje se obtienen en la zona del valle del Ebro, donde la contribución del viento tiene gran importancia debido a la persistencia del cierzo. En este aspecto es importante incidir en el hecho de que el valle del Ebro es uno de los pocos enclaves de la Península en los que se pueden combinar valores elevados de déficit de presión de vapor con valores elevados de velocidad del viento, debido a que aunque sea menos frecuente en verano, el cierzo es un viento que también tiene su importancia en la parte cálida del año.

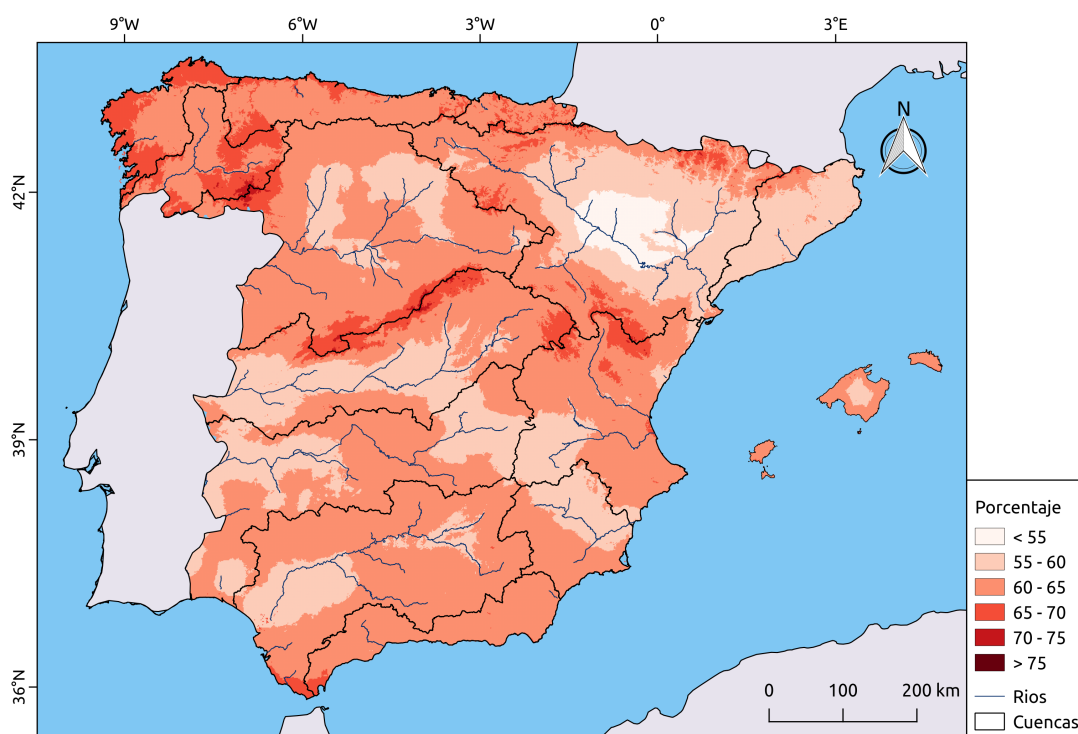


Figura 8.5: Porcentaje de la media anual de la componente radiativa respecto a la media anual de ET_o para el período 1981-2010.

Analizando la variabilidad interanual de manera diferenciada para cada una de las componentes (radiativa y aerodinámica) se detecta cómo los mayores valores de desviación típica se obtienen en el caso de la componente aerodinámica (Figura 8.6). Es decir, las variables meteorológicas que intervienen en la componente aerodinámica presentan una mayor variabilidad que las que intervienen en la componente radiativa. Este hecho, sumado a que esta componente es la que presenta menores valores absolutos,

da como resultado que su coeficiente de variación sea mucho mayor que el de la componente radiativa, y de manera sistemática está por encima del 6%, presentando muchas regiones valores por encima del 10% (Figura 8.7).

La baja variabilidad interanual de la componente radiativa, sumado al hecho de que es la componente más importante, es la explicación de la baja variabilidad interanual detectada en ET_o .

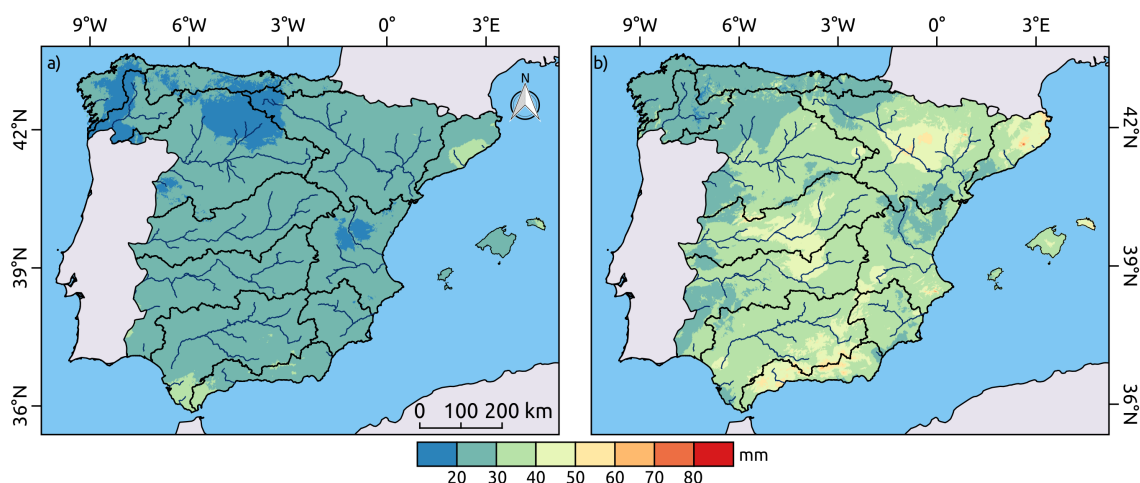


Figura 8.6: Variabilidad interanual de los valores anuales de la componente radiativa (a) y aerodinámica (b) de ET_o , representada como la desviación típica.

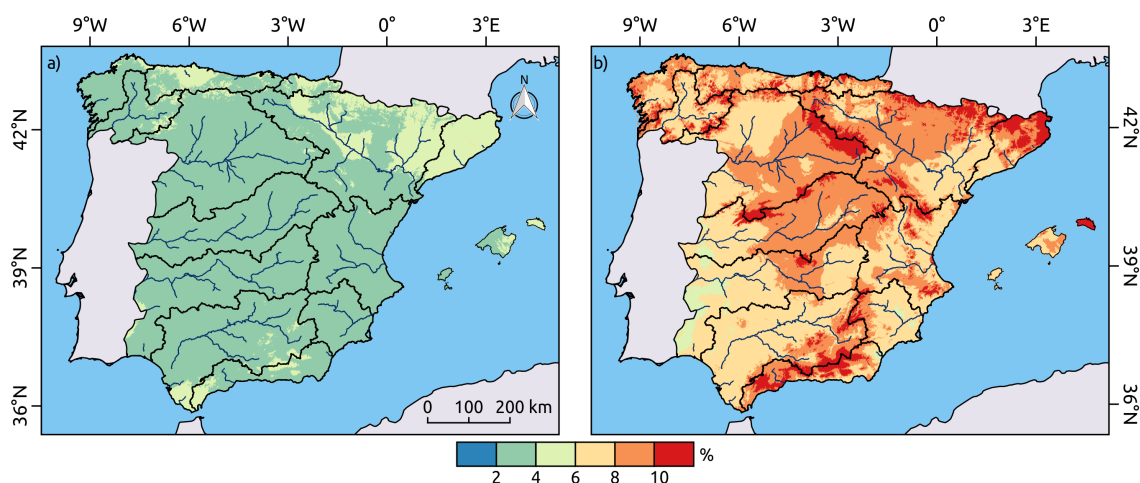


Figura 8.7: Variabilidad interanual de los valores anuales de la componente radiativa (a) y aerodinámica (b) de ET_o , representada como el coeficiente de variación.

Si se calcula la correlación entre las series anuales de ambas componentes se observa que la mayoría del territorio está dominado por una correlación muy baja $[-0.2, 0.2]$ (Figura 8.8). Existen algunas regiones de correlación negativa (aunque los valores son poco importantes), indicando que de manera habitual los valores elevados de la

componente aerodinámica van acompañados de valores bajos de componente radiativa, y viceversa.

Por ejemplo, en el valle del Ebro las entradas de cierzo, que incrementan de manera importante la componente aerodinámica, provocan también una bajada de la temperatura, lo que suele ir acompañado de una bajada en la componente radiativa.

En el noroeste de la Península Ibérica y en los principales sistemas montañosos existe en cambio una tendencia hacia correlaciones positivas. Este fenómeno se puede explicar por el hecho de que las situaciones que provocan una mayor insolación y subida de las temperaturas, suelen ir acompañadas en esas regiones de valores máximos de déficit de presión de vapor, que incrementa la componente aerodinámica. En cambio, las situaciones de bajos valores de la componente radiativa van acompañados de humedades cercanas a la saturación, con tendencia a la disminución de la componente aerodinámica.

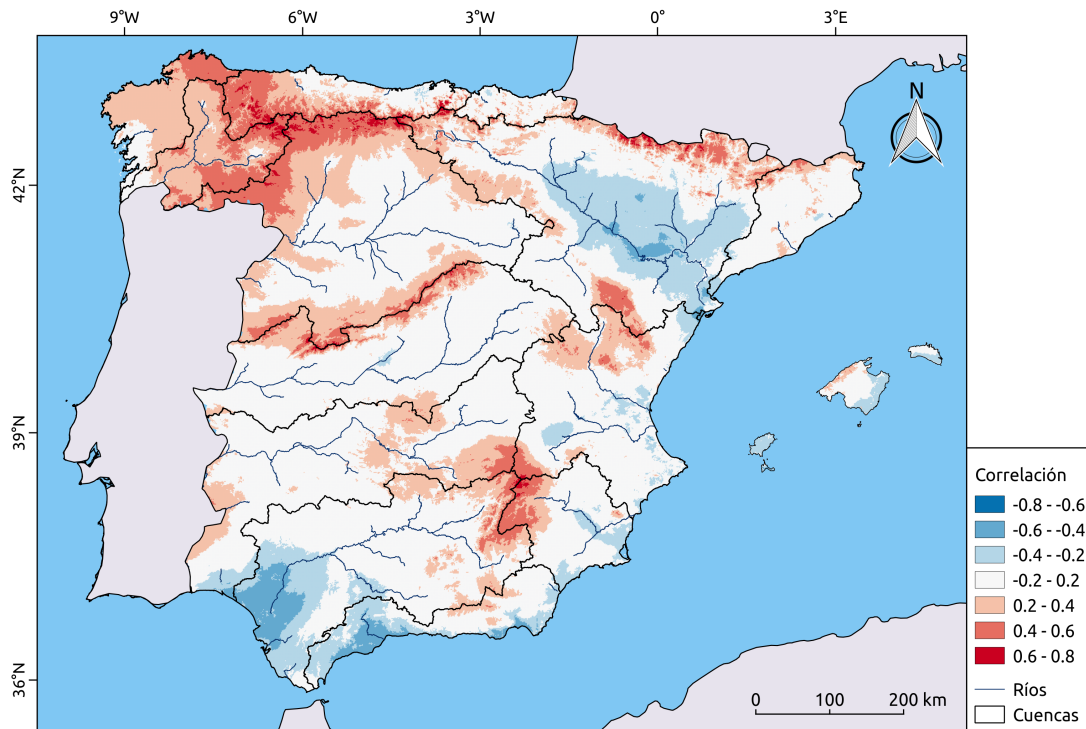


Figura 8.8: Correlación entre los valores anuales de la componente radiativa y aerodinámica de ET_0 .

8.2.2. Valores mensuales de ET_0

En la Figura 8.9 se puede observar la distribución espacial de los valores de ET_0 para cada mes del año, aunque lo que resulta más evidente en la secuencia de mapas es la marcada estacionalidad de la variable, con una diferencia muy clara entre los máximos de verano y los mínimos invernales. Los valores máximos se registran en el mes de julio,

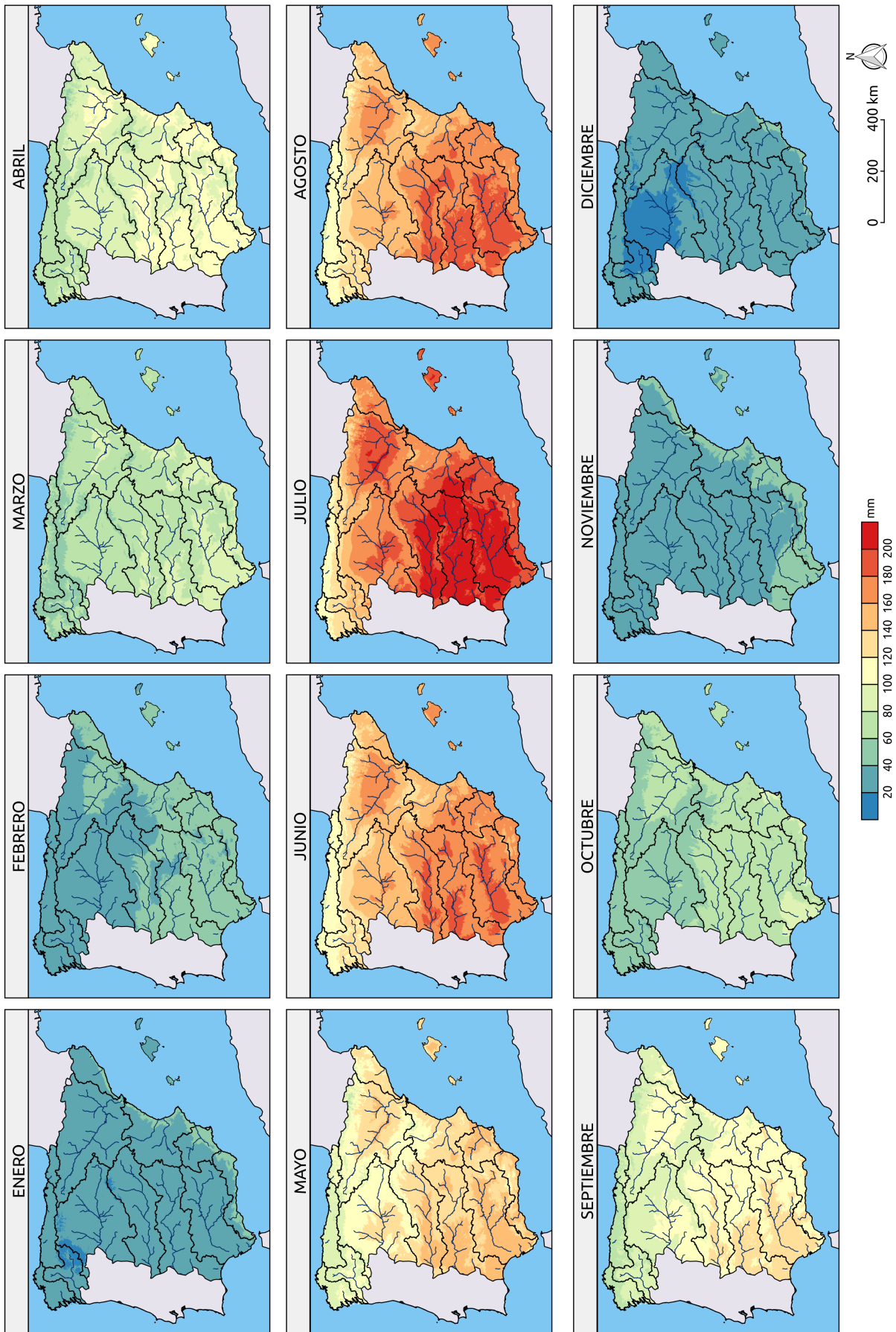


Figura 8.9: Valores mensuales de ET_0 .

cuando se llegan a superar los 200 mm en amplias zonas del sur peninsular, mientras que en los meses de invierno, diciembre y enero principalmente, amplias zonas presentan valores inferiores a los 40 mm. En general, en los meses cálidos es cuando se aprecia una mayor semejanza con el patrón espacial visto en la Figura 8.1, correspondiente a los valores medios anuales. En efecto, son estos meses más cálidos del año los que presentan un mayor contraste espacial entre las regiones que presentan elevados valores de ET_o , principalmente en el sur de la Península Ibérica y tramo medio del valle del Ebro, y aquellas regiones que presentan los valores más bajos, ubicados principalmente en el norte de la Península Ibérica.

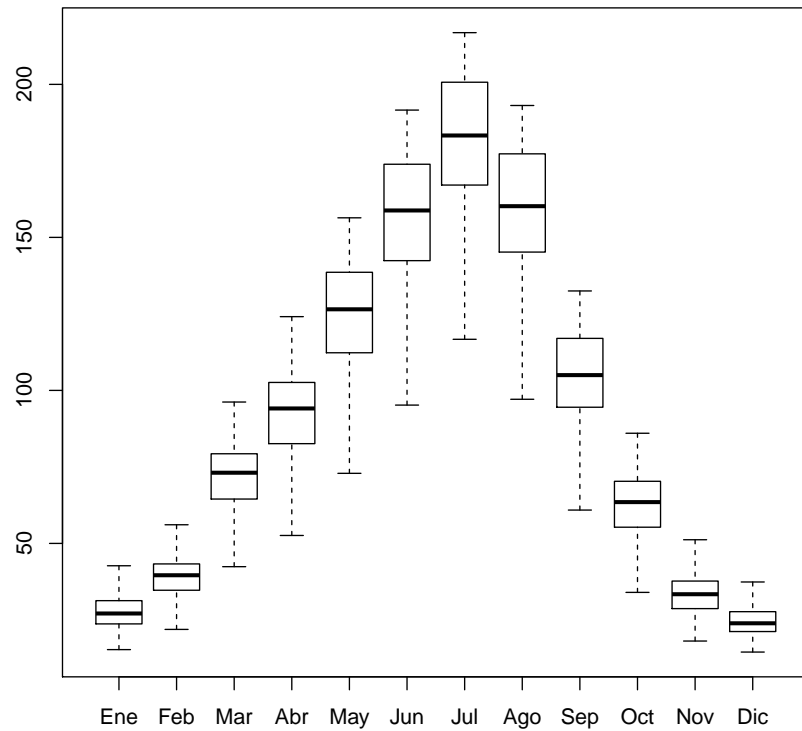


Figura 8.10: Valores mensuales de ET_o (boxplots reflejando la variabilidad espacial de cada mes).

Esto se confirma en la Figura 8.10, en la que se observa la marcada estacionalidad, así como el hecho de que a medida que los valores de ET_o se incrementan se incrementa la variabilidad espacial, acentuándose por tanto la diferencia entre las regiones que presentan valores más elevados y las que presentan valores más bajos.

En verano se detecta una cierta simetría centrada en el mes de julio, que es el que presenta los valores más elevados, y que provoca que los meses de junio y agosto presenten valores muy similares. Sin embargo, esta simetría no se propaga al resto de

meses, ya que no se da entre la primavera y el otoño. Así, el mes de mayo presenta valores sensiblemente superiores a septiembre, de la misma manera que abril presenta mayores valores que octubre.

De hecho, llama la atención el pronunciado descenso de los valores de ET_o durante el otoño, que resulta mucho más pronunciado que el ascenso que tiene lugar durante la primavera. A nivel espacial, el valor máximo del mes de septiembre queda por debajo del percentil 25 en agosto, y lo mismo sucede en la transición de septiembre a octubre. En cambio, las transiciones primaverales presentan un comportamiento menos abrupto, ya que el valor máximo de abril se corresponde aproximadamente con la mediana de mayo, y lo mismo sucede entre mayo y junio.

La compleja interacción entre los valores de radiación y los de temperatura en la época cálida es la principal responsable de este comportamiento en los valores mensuales de ET_o . Así, los valores máximos de radiación se producen en el solsticio de verano (que tiene lugar en torno al 21 de junio), pero los valores máximos de temperatura se alcanzan habitualmente durante el mes de julio, o incluso en el mes de agosto. Este desfase temporal entre ambas variables es el principal motivo por el que el máximo mensual de ET_o no se produzca en junio, sino en julio. Pero además, se genera así la asimetría comentada anteriormente. El mes de septiembre, que en valores de ET_o se ha comparado con el mes de mayo, presenta una insolación potencial similar a la del mes de marzo, ya que ambos meses son equinocciales. Esto incide en que la componente radiativa de septiembre, a pesar de que este mes presente valores de temperatura media claramente superiores a marzo, no es capaz de alcanzar los valores del mes de mayo.

Además, existe otro factor a considerar. Mientras que a medida que avanzamos hacia el verano, el paso de frentes y borrascas disminuye (en un sentido climático), la llegada del otoño lleva consigo un incremento notable de la nubosidad y de la pluviometría.

Otro hecho reseñable correspondiente con la estacionalidad de ET_o es el hecho de que el ritmo anual es prácticamente el mismo en todo el territorio. Así, no cabe duda de que los valores máximos se alcanzan en el mes de julio, y que en diciembre y enero se alcanzan los valores mínimos. Hay que remarcar de nuevo que ET_o es una variable que de manera habitual se combina con la precipitación, variable que en la Península Ibérica no presenta un único ritmo anual, sino que, a parte de las diferencias en las magnitudes existentes entre las distintas regiones, existen también distintos ritmos anuales. Esto da lugar a situaciones muy diversas en cuanto a la combinación entre agua disponible (precipitación) y energía disponible (ET_o) para la evapotranspiración, pudiendo dar lugar a múltiples situaciones diferentes en cuanto al ajuste a la curva de Budyko, por poner un ejemplo, incluso entre regiones que presenten valores totales anuales similares tanto de precipitación como de ET_o .

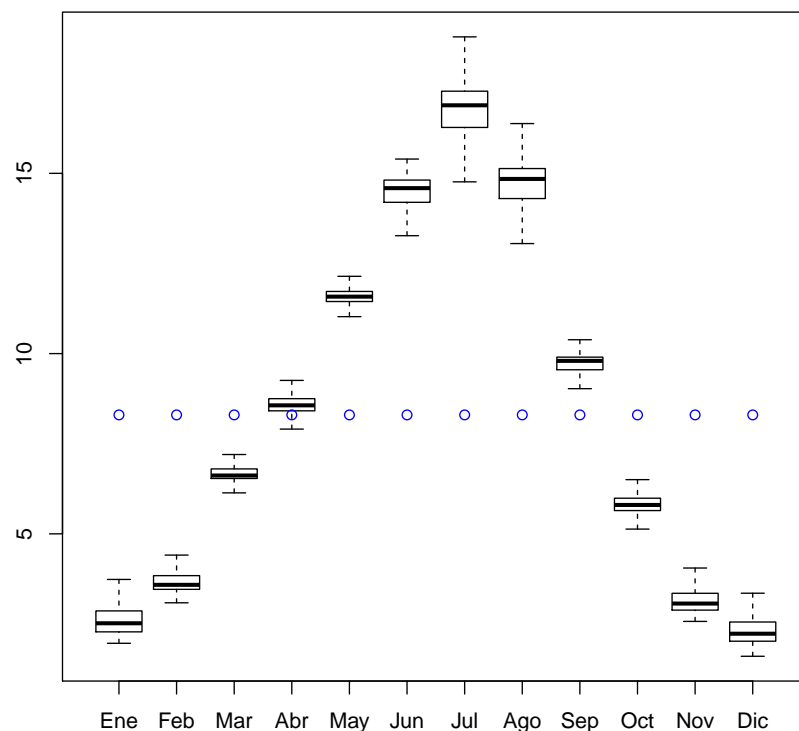


Figura 8.11: Contribución porcentual de cada mes a los valores medios anuales de ET_0 . Los puntos azules representan una contribución del 8.3%, que supondría la igualdad entre los meses

Otra manera de visualizar la estacionalidad es representando el porcentaje que supone cada mes con respecto al total anual. En la Figura 8.11) se observa que existen claramente dos períodos. Por un lado, de octubre a marzo, con valores siempre por debajo del 8.3% que marcaría la igualdad entre meses, llegando a una contribución por debajo del 5% entre noviembre y febrero. Por otro lado, de abril a septiembre se presentan valores por encima del mencionado 8.3%, llegando a estar por encima del 15% en el mes de julio.

De hecho, durante la época cálida resulta imprescindible distinguir el trimestre de verano climático (junio-julio-agosto), ya que únicamente estos tres meses llegan a suponer entre el 40% y el 50% del total anual, lo que nos da una idea de la importancia tanto de la radiación como de la temperatura en los valores alcanzados por esta variable. Por lo tanto, es posible decir que en torno a un 50% de la energía disponible para la evapotranspiración en España se concentra durante los meses de verano, cuando gran parte del territorio sufre una situación de escasez de precipitaciones, lo que explica la aridez característica del verano peninsular.

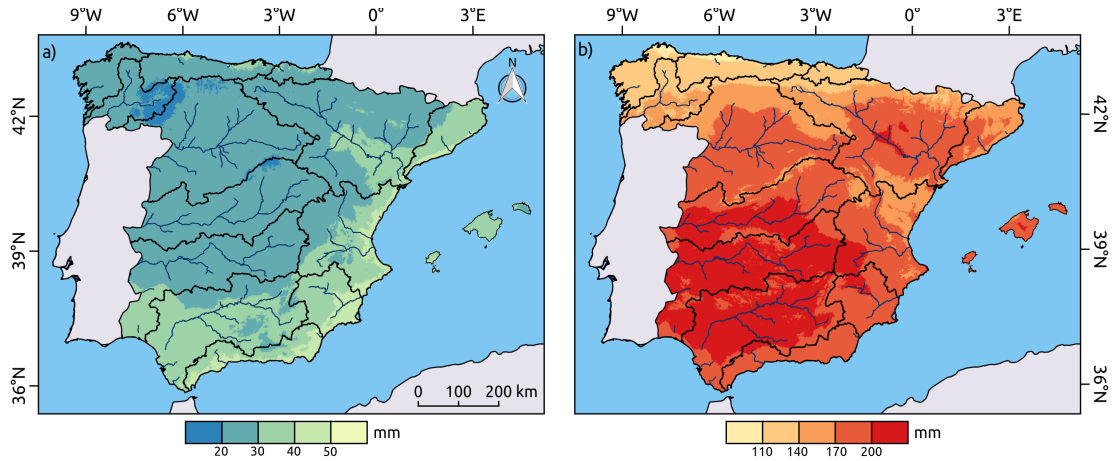


Figura 8.12: Valores medios mensuales de ET_0 para el mes de enero (a) y el mes de julio (b).

Inciendo de nuevo en la distribución espacial de los valores de ET_0 , y con la finalidad de visualizar mejor la estacionalidad de la variable, en la Figura 8.12 se representan únicamente los meses de enero y julio. Mientras que los valores del mes de enero están comprendidos en la mayoría del territorio entre 20 y 50 mm, en julio los valores están comprendidos entre 110 y 200 mm.

En el mes de enero los valores máximos de ET_0 se encuentran ubicados en el extremo sur de la Península Ibérica, pero también en la zona mediterránea, adentrándose por la zona del valle del Ebro, debido principalmente a la influencia del cierzo. En cambio, los valores máximos en el mes de julio presentan un carácter más latitudinal, con los valores máximos del sur extendiéndose aproximadamente hasta la latitud 40° N, mientras que en invierno quedaban acotados por debajo de 39° N. Además, el patrón de valores máximos en el Mediterráneo desaparece en el mes de julio, y la zona costera pasa a ser una región dominada por valores inferiores a los de sus proximidades más continentales.

Este cambio se explica principalmente por el efecto termorregulador que el mar Mediterráneo provoca en la zona costera aledaña, evitando que las temperaturas bajen excesivamente en invierno, pero al mismo tiempo evitando que suban en exceso en verano. En invierno además, puede notarse la influencia de la predominancia de la circulación de oeste, que provoca temperaturas más elevadas en la vertiente mediterránea, además de una mayor insolación, ligada a la menor nubosidad con respecto a la zona más occidental de la Península. Esto se nota en que los valores máximos de ET_0 de enero se extienden más allá de la zona propiamente costera, y abarcan gran parte de la cuenca del Júcar y de las cuencas internas de Cataluña.

La estacionalidad también es muy marcada en el análisis mensual de los valores de las dos componentes de ET_0 . Anteriormente se ha comentado que la componente

radiativa es la que más contribuye a los totales anuales de ET_o , y esto implica que durante gran parte del año la componente radiativa sea superior a la componente aerodinámica. Sin embargo, este patrón se intercambia durante la época fría del año. Así, entre noviembre y febrero los valores de la componente aerodinámica presentan valores superiores a los de la componente radiativa. Este hecho se explica más por la existencia de valores muy bajos en la componente radiativa debido a la poca energía disponible en la época fría que a los altos valores de la componente aerodinámica. De hecho, ambas componentes marcan sus valores mínimos durante este período, con valores que están por debajo de los 25 mm para cada una de las dos componentes.

Por lo que respecta a los valores máximos veraniegos, en ambos casos estos se dan en el mes de julio, y la oscilación anual de ambas componentes es similar, aunque de mayor amplitud (entre los máximos de verano y los mínimos de invierno) en el caso de la componente radiativa. Además, en la época cálida del año se aprecia una mayor dispersión en los valores de la componente aerodinámica que en los de la componente radiativa, como revela la comparación de la extensión de los límites de los *box plots*.

Mientras que el ciclo anual de la componente radiativa está muy ligado a la temperatura y la radiación, el ciclo anual de la componente aerodinámica está muy ligado a la evolución del déficit de presión de vapor. Con humedades relativas más bajas en verano y temperaturas superiores, los valores del déficit de presión de vapor son máximos en esta época. Sin embargo, la persistencia de los valores elevados de humedad relativa en las zonas costeras puede ser una de las causas que provoca la mayor variabilidad espacial de la componente aerodinámica con respecto a la radiativa.

Además de cambiar los valores absolutos, a lo largo del año cambia la distribución espacial de los valores mínimos y máximos de ET_o . Para cuatro meses concretos, enero, abril, julio y octubre (representando cada uno de ellos una estación diferente), se ha representado el área que presenta valores inferiores al percentil 10 y al percentil 25 espacial (Figura 8.14). De manera análoga se han representado también aquellas regiones que presentan valores superiores a los percentiles 75 y 90.

La figura revela un claro desplazamiento de los valores mínimos y máximos espaciales a lo largo del año. Especialmente notorio es el caso de los valores máximos, que en enero se concentran en la fachada mediterránea y golfo de Cádiz, y que a medida que se avanza hacia la época cálida del año se van desplazando hacia el interior de la Península Ibérica. Así, en el mes de abril coexiste un patrón mixto, con valores máximos en el sur de la fachada mediterránea, valle del Guadalquivir y ya empiezan a despuntar el valle medio del Guadiana y del Tajo. En el mes de julio el patrón ya es totalmente diferente al de enero, con unos valores máximos que se ubican ya en el interior de la Península, especialmente afectando a la parte media de la cuenca del Tajo, la del

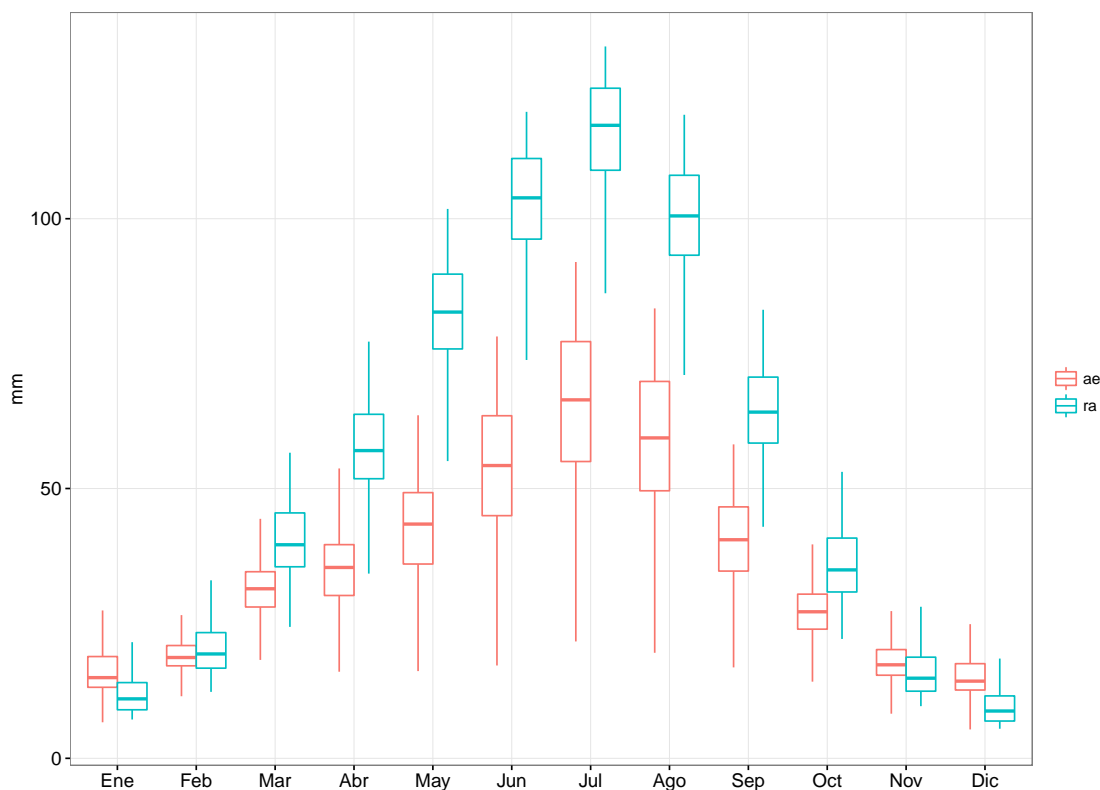


Figura 8.13: Valores medios mensuales de la componente radiativa (ra) y aerodinámica (ae) de ET_0 .

Guadiana y la del Guadalquivir. El patrón de octubre tiene algunas similitudes con el patrón de abril, y es que a medida que nos acercamos a la época fría los valores máximos van abandonando el interior de la Península para ubicarse de nuevo en el entorno mediterráneo.

La distribución de los valores mínimos también presenta diferencias entre unos meses y otros. Así, en enero los valores mínimos se encuentran concentrados principalmente en la cuenca del Duero, la del Miño-Sil y en los sistemas montañosos (Ibérica, Sistema Central y Cantábrica). A medida que se avanza hacia la época cálida, en cambio, los valores mínimos espaciales van desapareciendo de la cuenca del Duero para irse concentrado en la fachada cantábrica y a lo largo de los sistemas montañosos.

Resulta imprescindible destacar la aparición de dos patrones que a primera vista pueden resultar algo contradictorios. En primer lugar, en enero existe una pequeña franja costera cantábrica en la que aparecen valores que se encuentran por encima del percentil 75. La atenuación de temperatura que provoca la proximidad al mar, junto a los constantes vientos que soplan en esa región con el paso de frentes, podrían ser la explicación de que en el mes de enero esa zona obtenga valores que se corresponden con máximos regionales. En segundo lugar, en el mes de julio aparecen algunas áreas con valores por debajo del percentil 25 cerca de la costa mediterránea. De nuevo, el efecto

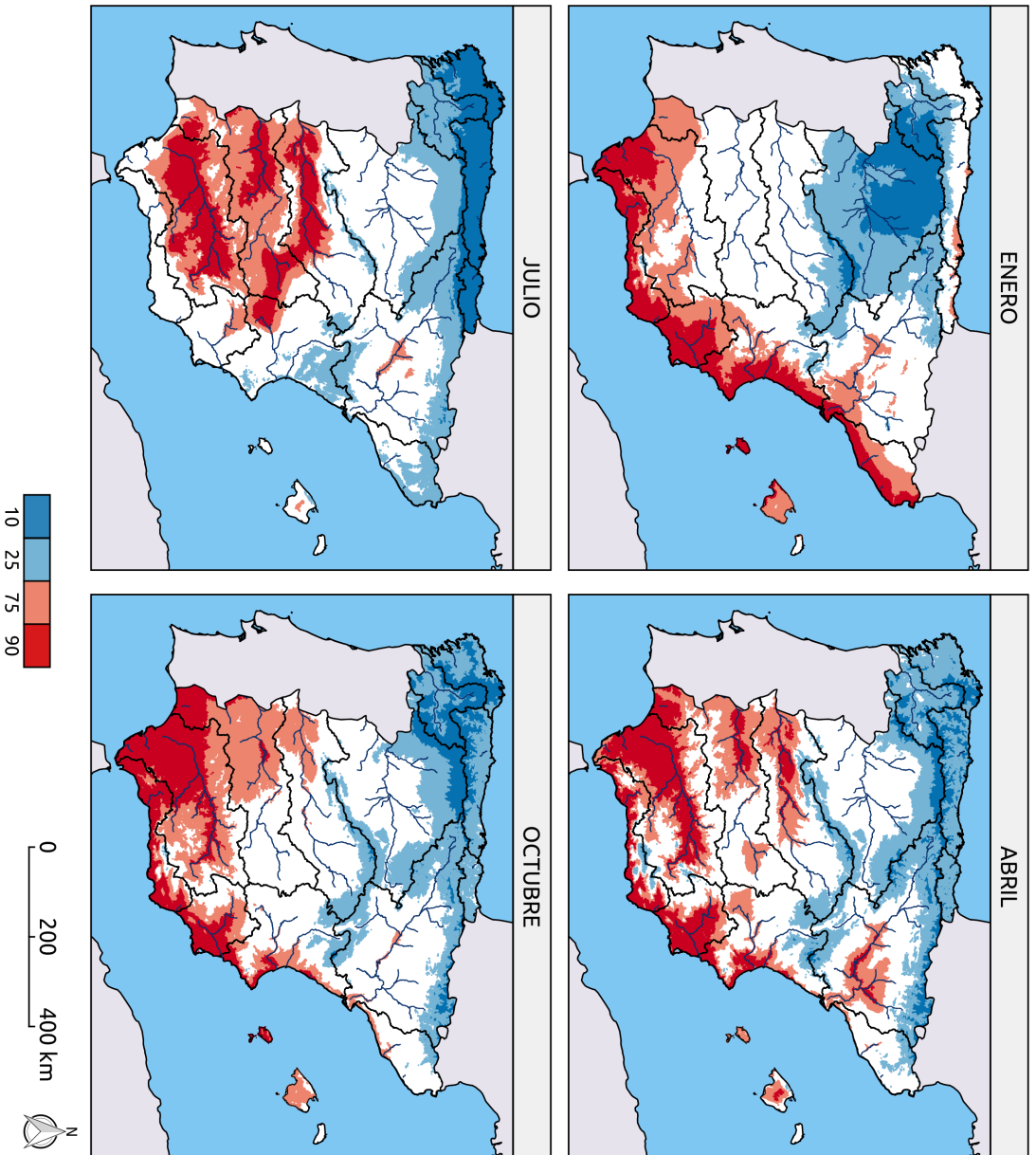


Figura 8.14: Distribución espacial de los valores de ET_0 que quedan por debajo de los percentiles 10 y 25 y por encima de los percentiles 75 y 90 para los meses de enero (a), abril (b), julio (c) y octubre(d).

termorregulador del mar parece ser la principal causa de este hecho, aunque también se debería añadir que la proximidad al mar tiende a disminuir los valores de déficit de presión de vapor, tanto por la atenuación de las temperaturas máximas como por el incremento de humedad relativa.

Variabilidad temporal

Sabiendo que la variabilidad interanual de los valores anuales de ET_o es muy baja, y la elevada contribución que suponen los meses de verano, se puede suponer que los meses de verano presentan una baja variabilidad interanual.

En una representación de la variabilidad en términos de desviación típica (Figura 8.15), los mayores valores se concentran en mayo y junio, presentando valores que oscilan entre los 10 y los 20 mm. En cambio, el mes de julio, que es el que mayores valores absolutos presenta en todo el año, presenta una variabilidad sensiblemente menor, quedando en todo el territorio por debajo de 15 mm.

Dado que el mes de mayo presenta valores medios inferiores a junio, el coeficiente de variación de mayo es superior al de junio (Figura 8.16), convirtiéndose así en el mes de la época cálida que presenta una mayor variabilidad relativa. Por su parte, julio y agosto son los meses que presentan un menor coeficiente de variación, no sólo de la época cálida, sino de todo el año. Además, los 4 meses de menor variabilidad interanual (en términos de coeficiente de variación), se corresponden con el periodo junio-septiembre. Es decir, los meses que suponen más del 50% del total anual de ET_o son aquellos que presentan una menor variabilidad interanual, lo que contribuye a explicar los bajos valores de variabilidad interanual de la ET_o anual, al tiempo que es un reflejo de la regularidad interanual de las condiciones de verano en la Península Ibérica. Si bien de un verano a otro pueden existir diferencias en cuanto a los valores concretos de las distintas variables meteorológicas que se alcanzan, lo cierto es que los valores que determinan una elevada disponibilidad de energía para la evapotranspiración están presentes año tras año. Por destacar alguna diferencia entre estos meses, resulta curiosa la diferencia entre junio y agosto, dos meses que presentan valores medios muy similares, pero con una variabilidad interanual bastante mayor en junio que en agosto.

Cabe resaltar que aunque los meses de la época fría presenten los mayores coeficientes de variación, con valores que llegan a superar el 20% su contribución a la variabilidad anual es muy limitada, debido a los bajos valores absolutos de ET_o en esos meses.

Si se representa la distribución espacial para cada mes del año del coeficiente de variación (Figura 8.17), además de observar el ritmo temporal de los valores, es posible detectar la presencia de patrones espaciales, especialmente en los meses de invierno y

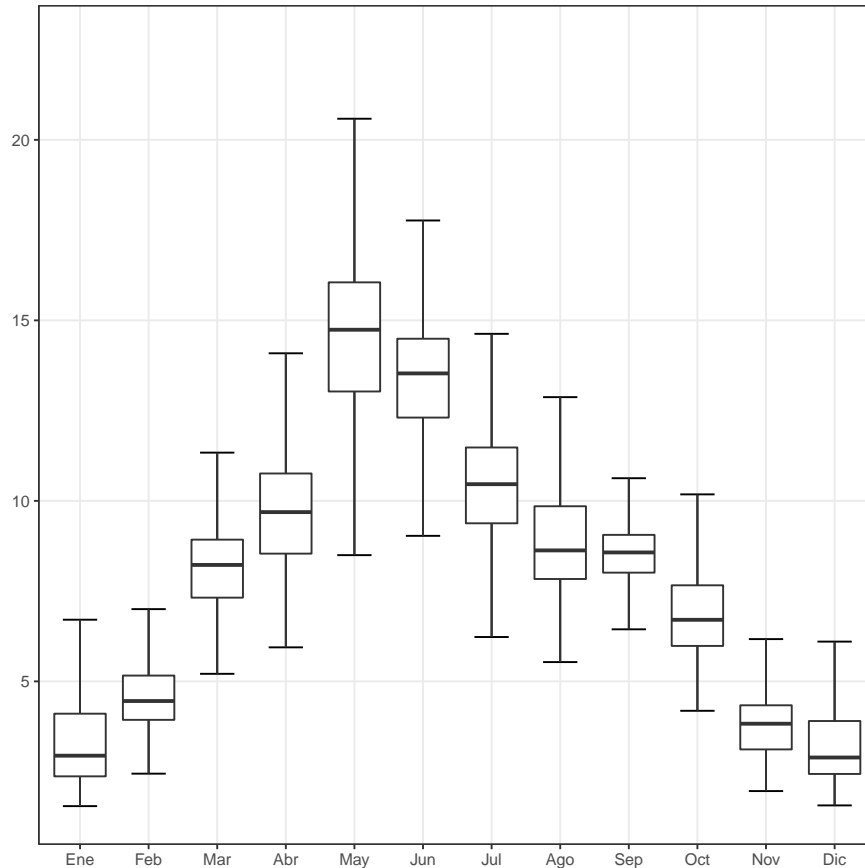


Figura 8.15: Variabilidad interanual de los valores mensuales de ET_0 representada como la desviación típica.

en los meses de verano.

Durante los meses de julio y agosto los valores bajos del coeficiente de variación dominan todo el territorio, pero se detectan de manera especial en el sur de la Península Ibérica, donde se sitúan por debajo del 5%.

Durante los meses de diciembre y enero la mayor variabilidad se concentra en el norte de la Península Ibérica, valle del Ebro y zona mediterránea, con valores por encima del 25%. Los elevados valores del valle del Ebro son los que resultan más sencillos de explicar a nivel climático, ya que los meses de diciembre y enero son dos meses con una elevada frecuencia de dos situaciones atmosféricas concretas con una influencia en ET_0 muy contrastada. Por un lado, la formación de nieblas en situaciones de estabilidad atmosférica y ausencia de viento (Navarro y del Valle, 1989) conduce a valores muy bajos de ET_0 debido a que se combinan valores elevados de humedad junto con valores bajos de velocidad del viento. Por otro lado, el cierzo que sopla de manera recurrente durante los meses de invierno en el valle del Ebro incrementa los valores de la componente aerodinámica, no sólo por el viento, sino también por tratarse en la mayoría de ocasiones de situaciones con humedades relativas bajas.

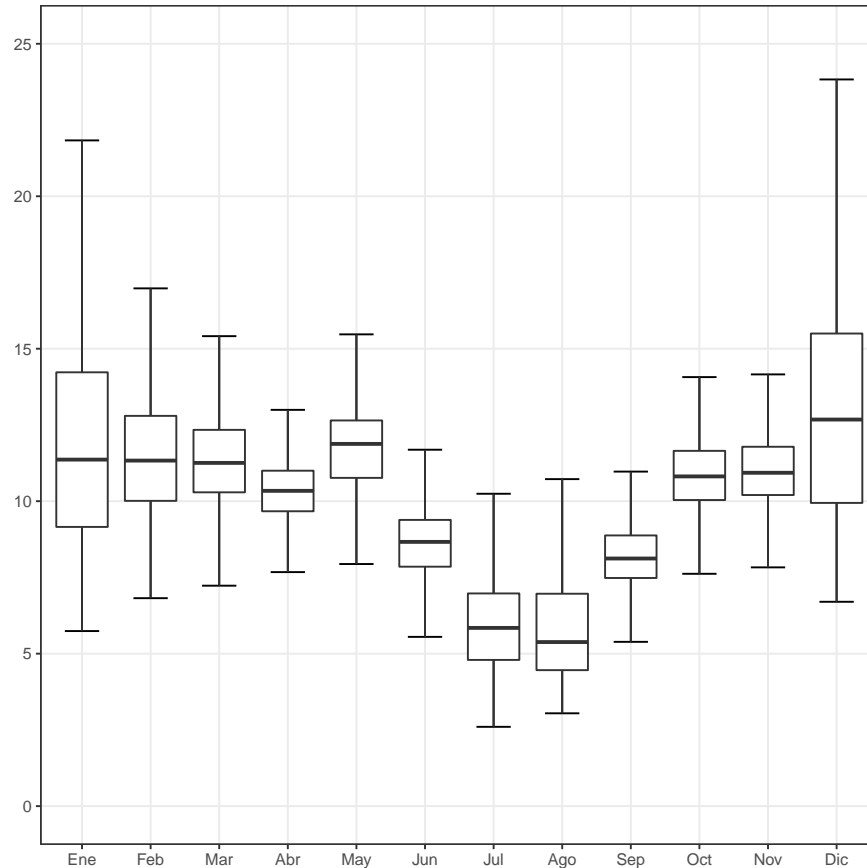


Figura 8.16: Variabilidad interanual de los valores mensuales de ET_0 representada como el coeficiente de variación.

Cuando el análisis se lleva a cabo de manera individual para cada una de las dos componentes sigue apareciendo el patrón de variabilidad temporal detectado en los valores totales de ET_0 . Es decir, tanto la componente aerodinámica como la radiativa presentan su mayor variabilidad durante los meses de mayo y junio (Figura 8.18).

Los resultados obtenidos en este apartado pueden tener gran relevancia para la gestión de los recursos hídricos y también para la utilización de ET_0 en la gestión y planificación del regadío.

Si la gestión de los recursos hídricos es muy importante durante todo el año, más importante resulta si cabe a las puertas del verano. Mientras que en los meses de julio y agosto los elevados valores de ET_0 están garantizados, en mayo y junio estos valores pueden presentar una mayor oscilación de un año para otro. Esto implica que si bien en julio y agosto puede resultar adecuado llevar a cabo una gestión de recursos hídricos basada en los valores medios de ET_0 , en los meses previos (mayo y junio), este procedimiento (sin entrar a valorar el análisis que se haga de la precipitación) puede llevar a tomar decisiones inadecuadas que afecten a la disponibilidad de recursos de cara a los meses de verano.

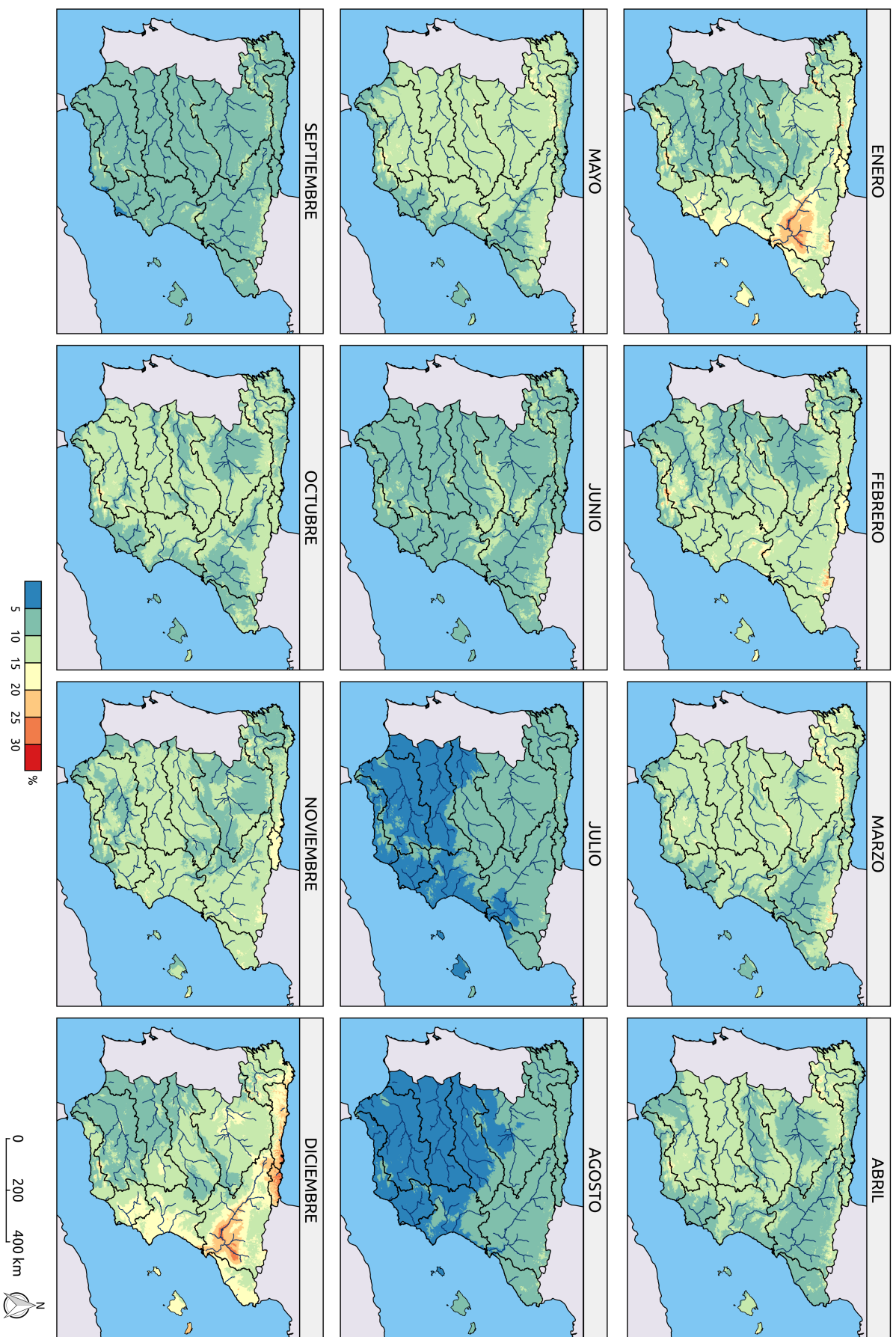


Figura 8.17: Distribución espacial de la variabilidad interanual de los valores mensuales de ET_0 , representada como el coeficiente de variación.

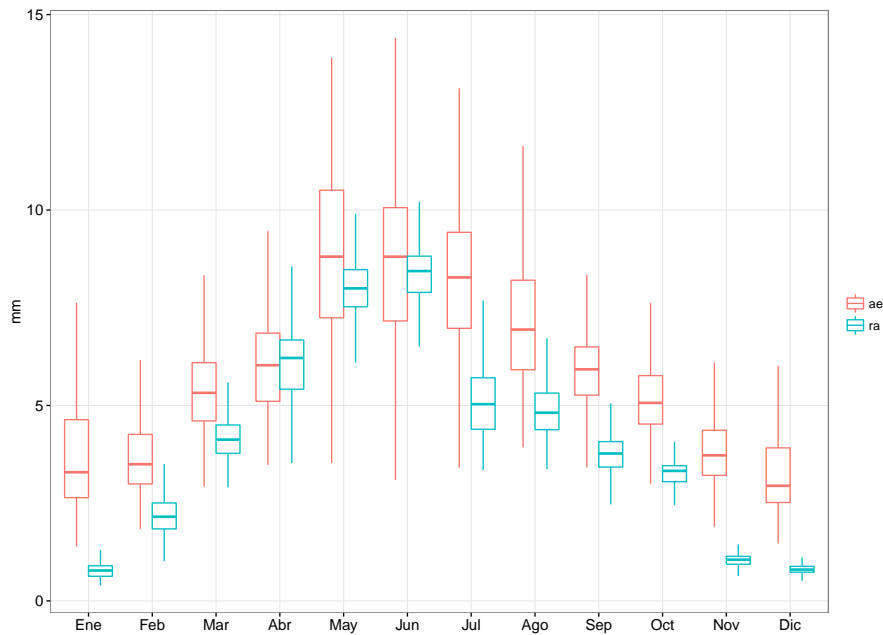


Figura 8.18: Variabilidad interanual de los valores mensuales de la componente radiativa (ra) y la componente aerodinámica (ae) de ET_0 representada como la desviación típica.

Un problema similar sucede con la gestión y planificación del regadío. Dado que el balance entre la precipitación y ET_0 se utiliza para estimar la cantidad de agua que requiere un determinado cultivo, con la elevada variabilidad interanual en mayo y junio de ET_0 se puede llegar a situaciones en que utilizar la media climática tenga consecuencias negativas para el cultivo, ya sea por aportar un exceso o un déficit de regadío.

Aunque los valores de ET_0 de invierno no sean tan importantes, hay que tener en cuenta que los elevados valores de variabilidad interanual que se presentan especialmente en el valle del Ebro, podrían condicionar la aparición de periodos de aridez durante la época fría del año, con múltiples consecuencias tanto para la vegetación (ya sea natural o cultivos) como para la sociedad.

A nivel de balance de agua y de energía, elevados valores de ET_0 primaverales en un clima mediterráneo (caracterizado por un período de aridez estival) podrían contribuir a incrementar la duración y los efectos de este período de aridez, al tiempo que el incremento de la aridez se podría traducir en un incremento de la fracción de energía que se convierte en calor sensible, incrementando así la posibilidad de olas de calor veraniegas (Miralles et al., 2018).

8.2.3. Extremos

Valores extremos de ET_0

Tal y como se ha visto en secciones anteriores de este capítulo, la ET_0 es una variable que presenta una elevada estacionalidad, con unos valores que en la parte cálida del año son claramente superiores a los de la parte fría. Además, del estudio de la variabilidad interanual de la variable se desprende que se trata de una variable con una baja variabilidad interanual.

Debido a la estacionalidad tan marcada, el estudio de los valores extremos se realiza únicamente sobre los valores de la parte cálida del año y además analizando los distintos meses (de abril a septiembre) de manera independiente, aunque trabajando con resolución semanal. Debido a la definición de semana que se utiliza en esta tesis (5.2.1), para poder comparar los valores de las distintas semanas sin que la mayor duración de una semana con respecto a otra afecte a los resultados obtenidos se hace necesario llevar a cabo este análisis después de haber convertido los datos de ET_0 a mm d^{-1} .

Para los meses de abril a septiembre la comparación entre los valores medios y los valores del percentil 90 revelan que los valores extremos no se alejan de manera importante de los valores medios en ninguno de los meses (Figura 8.19). Además, la distribución de los valores del percentil 90 es en todos los casos muy similar a la distribución de los valores medios, pero con un pequeño salto en sus valores. Así, las distribuciones de los meses más cálidos tienden a ser más anchas que las distribuciones de los meses menos cálidos, indicando así que la variabilidad espacial se incrementa durante los meses más cálidos (tal y como ya se había visto previamente), debido a que el incremento en ET_0 que se produce en las zonas más frías del país es de menor importancia que el incremento que se produce en las zonas más cálidas.

A nivel espacial, la distribución de los valores del percentil 90 de ET_0 presenta un patrón muy similar al de los valores medios. De manera sistemática, los valores más elevados se presentan en el sur de la Península Ibérica, valle del Ebro e Islas Baleares, mientras que los valores de menor magnitud se concentran en el norte de la Península y en las zonas de montaña. El mes de julio es el que presenta los valores más elevados, con valores de más de 7 mm d^{-1} , que se localizan en el centro del valle del Ebro, la parte media de las cuencas del Tajo, Guadiana y Guadalquivir, así como en la zona de transición entre las cuencas del Guadiana y del Júcar, apareciendo también una pequeña región con esos valores en el centro de la isla de Mallorca. En cambio, en el norte de la Península Ibérica, los valores se mantienen por debajo de los 5 mm d^{-1} . Los valores que se alcanzan en el mes de junio son algo más elevados que los que se

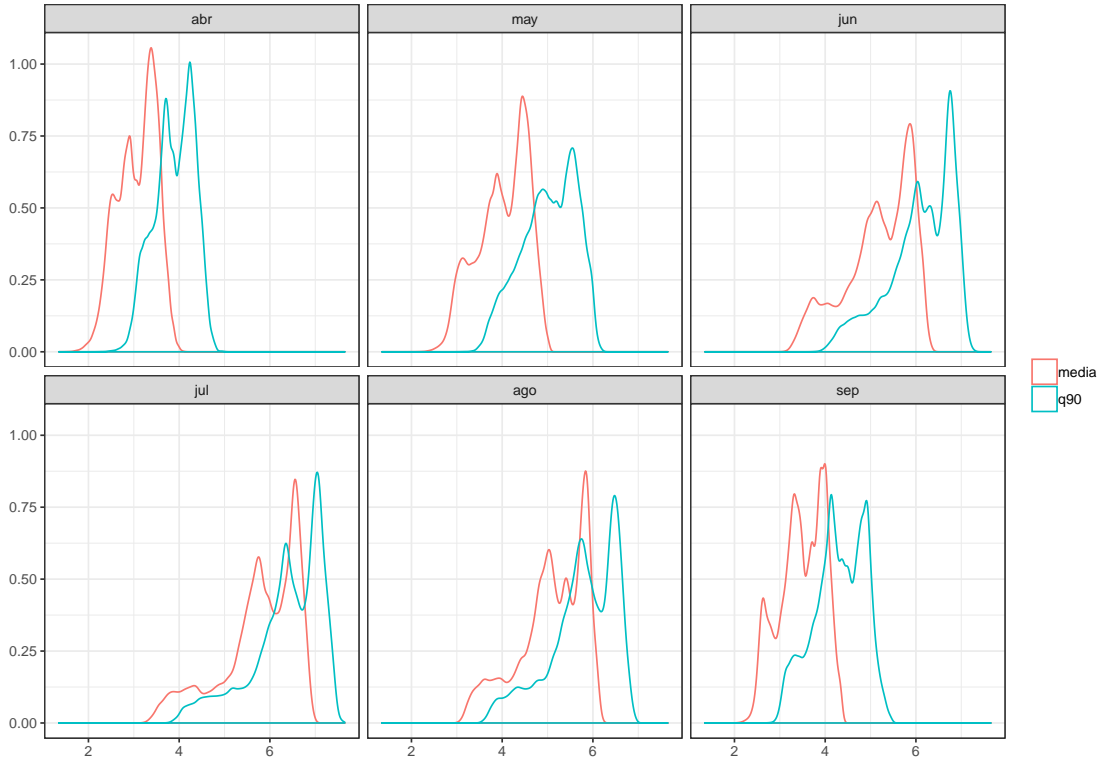


Figura 8.19: Curvas de densidad (*kernel density*) del valor medio y del percentil 90 de ET_0 .

alcanzan durante el mes de agosto.

También es importante mencionar que, principalmente durante los meses de mayo y junio, la parte central de la cuenca del Duero presenta valores del percentil 90 muy similares a los del valle del Ebro, mientras que en la distribución de los valores medios, la cuenca del Duero presentaba valores siempre inferiores. Esto se puede explicar por el hecho de que, en comportamiento medio, la cuenca del Duero presenta valores de temperatura inferiores a los del valle del Ebro, pero sin embargo, en determinados episodios en los que se conjugarían elevadas temperaturas con valores bajos de humedad, la cuenca del Duero llega a presentar valores realmente elevados de ET_0 .

Puede resultar de interés comprobar la relación entre los valores extremos de ET_0 y la aparición de valores extremos en la temperatura máxima. Así, para los seis meses que componen el semestre que acumula la mayor parte de ET_0 (abril a septiembre) se ha analizado, mes a mes, qué porcentaje de eventos extremos de ET_0 están vinculados a eventos extremos de temperatura máxima.

Para hacer este análisis se considera evento extremo toda semana cuyo valor se encuentra por encima del percentil 90 del mes al que pertenece la semana en concreto. Además, a nivel espacial dicho análisis se lleva a cabo considerando las celdas de manera

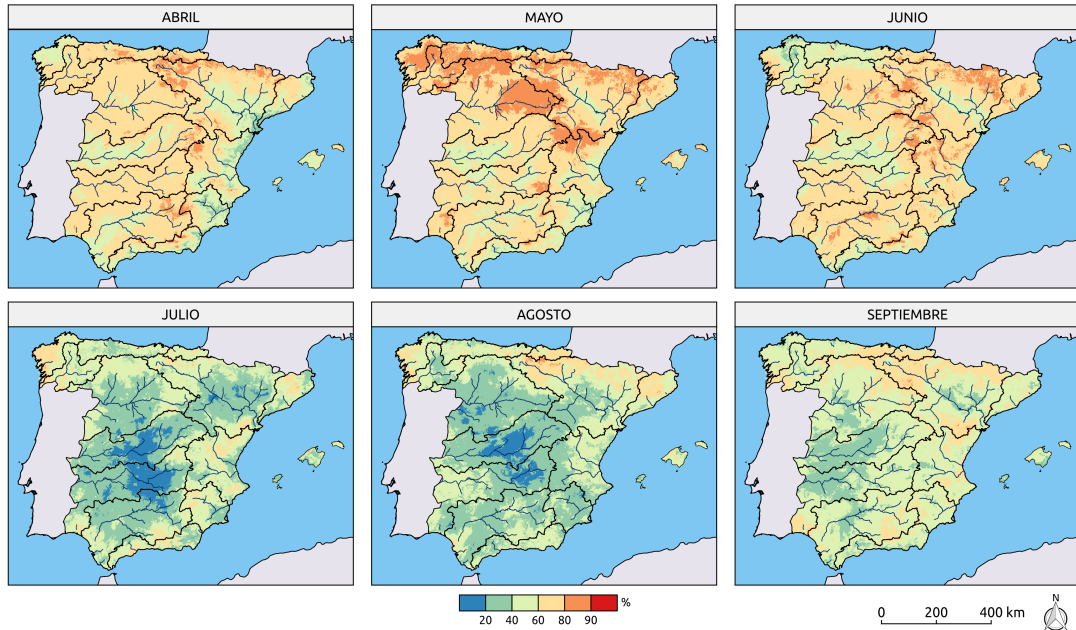


Figura 8.20: Distribución espacial del percentil 90 de ET_0 .

independiente.

Los resultados obtenidos (Figura 8.21) muestran una importante variabilidad espacial y temporal de la contribución de los eventos de temperatura máxima extrema. Así, para los meses de abril, mayo y junio hay una gran parte del territorio peninsular español para el que entre el 60 y el 80 % de los eventos extremos de ET_0 coinciden con la presencia de elevadas temperaturas. Además, el mes de mayo es el mes en el que la temperatura máxima parece tener la mayor relevancia, con amplias zonas del norte peninsular dentro del rango 80-90 %. Es decir, en este mes del año, alcanzar temperaturas extremas prácticamente garantiza obtener valores extremos de ET_0 .

En cambio, los meses de julio y agosto son los que presentan porcentajes más bajos de coincidencia. De hecho, en el interior de la Península y especialmente en las cuencas del Tajo y del Guadiana, aparecen regiones en las que la consecución de temperaturas máximas extremas explica menos del 20 % de los casos de valores extremos de ET_0 . Dos posibles explicaciones a este hecho son:

1. La radiación incidente no tiene por qué ser máxima durante los episodios de temperaturas extremas.
2. Se ha comprobado anteriormente que la variabilidad de ET_0 en los meses de julio y agosto es mínima. Además, la variabilidad de la componente radiativa es mucho más baja que la variabilidad de la componente aerodinámica en estos meses. Seguramente la consecución de valores elevados de ET_0 en estos meses resulta de una combinación de valores normales de la componente radiativa con

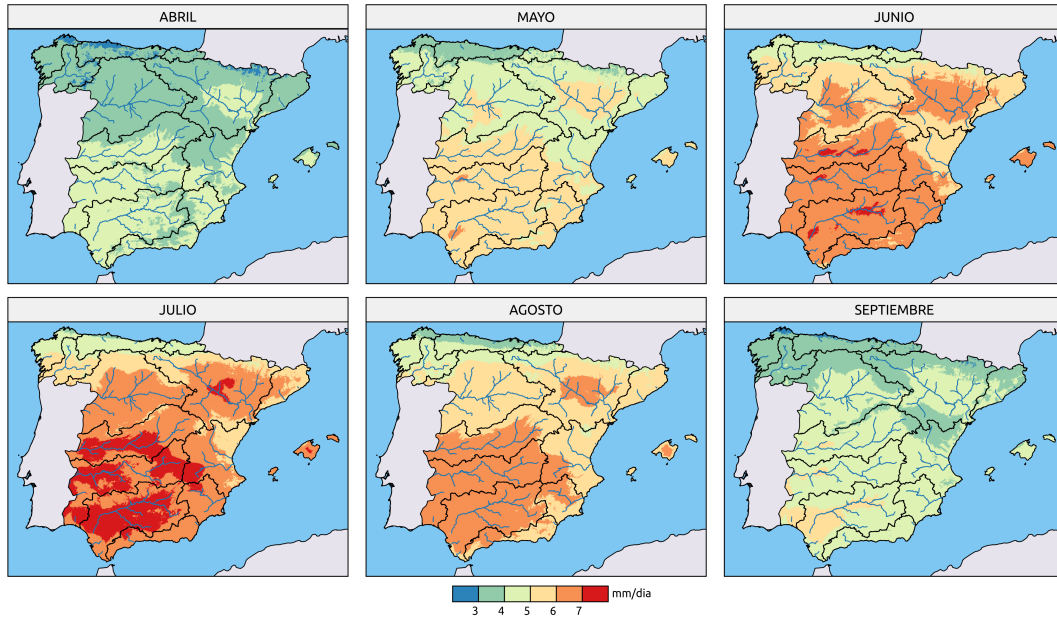


Figura 8.21: Porcentaje de semanas con ET_0 superior al percentil 90 que presentan también una temperatura máxima superior al percentil 90 para los meses de abril (a), mayo (b), junio (c), julio (d), agosto (e) y septiembre (f).

valores elevados de la componente aerodinámica.

En un intento de verificación de este último punto, se ha reproducido para los meses de julio y agosto (que son los que presentan el comportamiento más contrastado) un análisis en el que se relaciona la presencia del percentil 90 de ET_0 con el percentil 90 de cada una de las dos componentes (radiativa y aerodinámica). En la Figura 8.22 queda patente que en la mayor parte del territorio peninsular la relación entre eventos extremos de ET_0 y eventos extremos de la componente radiativa es muy baja. Sin embargo, la relación con la componente aerodinámica es mucho más importante. Así, se puede decir que en gran parte del territorio peninsular español las semanas que presentan los valores más extremos de ET_0 son aquellas que presentan los mayores valores de la componente aerodinámica, que está controlada principalmente por la velocidad del viento y el déficit de presión de vapor. Sin entrar en análisis más exhaustivos, queda pendiente comprobar la hipótesis de que estos episodios vienen marcados por la combinación de temperaturas elevadas (sin necesidad de llegar al percentil 90) con humedades relativas bajas, que dispararían los valores de déficit de presión de vapor, y a su vez, los valores de la componente aerodinámica.

8.2.4. Análisis de sensibilidad

El análisis de sensibilidad permite, a través del cálculo de unos coeficientes de sensibilidad conocer qué impacto tendría en el valor final de ET_0 una determinada

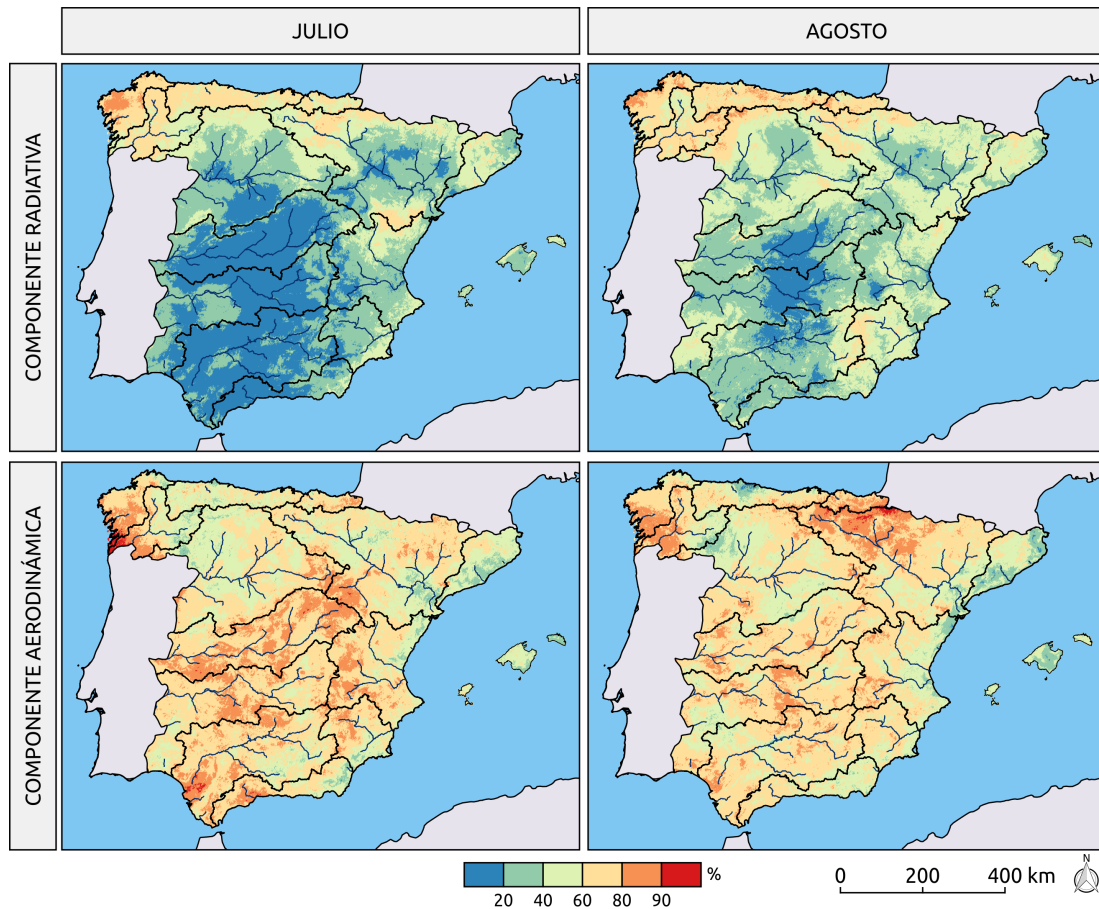


Figura 8.22: Porcentaje de semanas con ET_0 superior al percentil 90 que presentan un valor superior al percentil 90 para la componente aerodinámica (b y d) y la componente radiativa (a y c) para los meses de julio (a y b) y agosto (c y d).

variación en el valor de cada una de las variables meteorológicas implicadas. Así, un coeficiente de sensibilidad de 0.1 significa que un cambio del 10% en el valor de la variable meteorológica implicaría un cambio del 1% en el valor de ET_0 .

En la Figura 8.23 se representan los resultados para 4 meses diferentes, enero, abril, julio y octubre (siendo cada uno de ellos representativo de una estación diferente).

Lo primero que cabe destacar de los resultados obtenidos es que, con la excepción del punto de rocío, el resto de variables presentan una relación directa con ET_0 . Es decir, un incremento en el valor de las variables meteorológicas implicaría un incremento en el valor de ET_0 . Para la temperatura de punto de rocío, en cambio, se aprecia en general una relación inversa.

La insolación y la temperatura máxima presentan una oscilación anual muy parecida del coeficiente de sensibilidad, con valores más elevados en los meses de verano y más bajos en los meses de invierno. Además, esta oscilación estacional es la misma que presenta ET_0 . Esto significa que la relevancia de estas dos variables es mayor durante

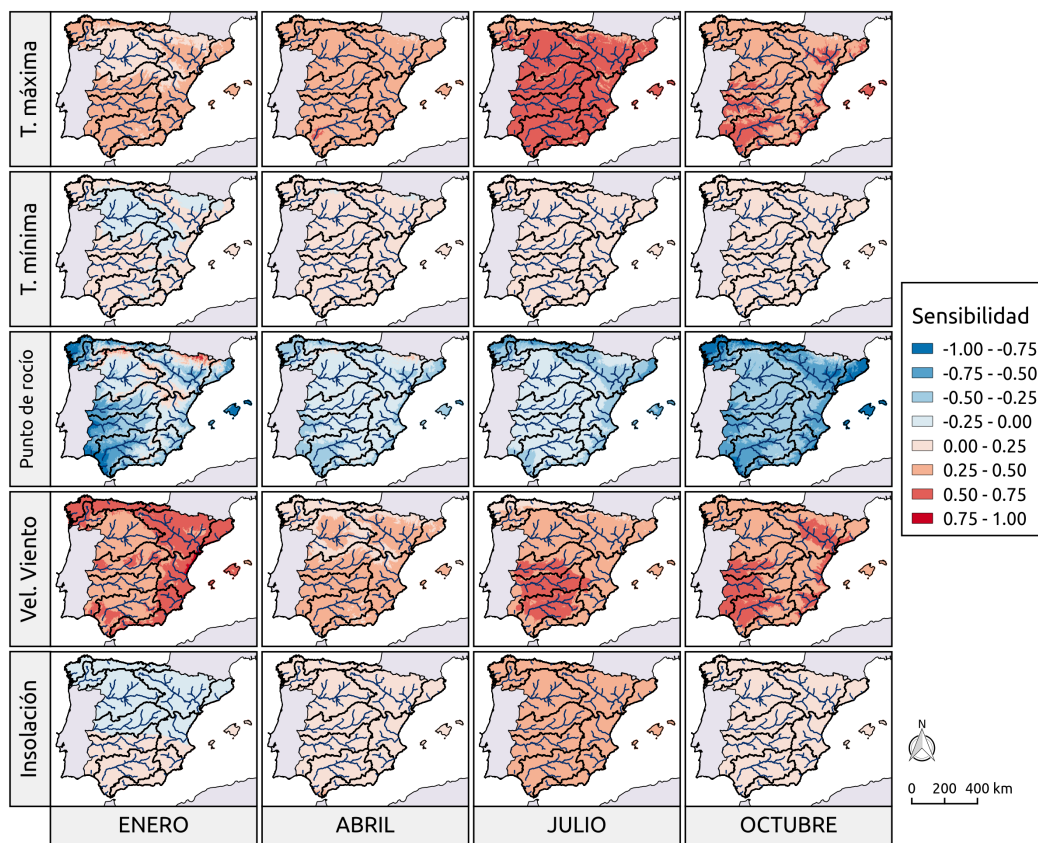


Figura 8.23: Coeficientes de sensibilidad de las distintas variables climáticas en 4 meses distintos, correspondientes cada uno de ellos con una estación climática diferente.

la época cálida del año que durante la época fría, lo que también se puede relacionar con la estacionalidad que presenta la relevancia de la componente radiativa, siendo máxima en verano y mínima en los meses de invierno, cuando además la componente aerodinámica llega a presentar valores más elevados.

La temperatura máxima llega a presentar valores superiores a 0.5 durante los meses de verano. Es decir, un incremento de un 10% en el valor de la temperatura máxima podría llegar a suponer más de un 5% de cambio en ET_0 . Los valores que se obtienen para la insolación son siempre más bajos que los que se obtienen para la temperatura máxima, indicando que existe una menor sensibilidad a esta variable. Además, en el mes de enero se llegan a observar zonas que presentan un coeficiente de sensibilidad ligeramente negativo. Esto significa que en determinadas condiciones, un ligero incremento de la insolación podría tener como consecuencia un descenso de los valores de ET_0 . Así, un ligero incremento de la insolación en los meses de invierno manteniendo constantes el resto de variables (especialmente la amplitud térmica), puede llevar a que la radiación neta estimada disminuya ligeramente. Se considera que

una parte importante de esta sensibilidad negativa se debe en realidad a la consideración de independencia entre las variables, ya que un incremento de insolación en invierno, muy probablemente iría acompañado de un incremento de temperatura, hecho que no se ha tenido en cuenta en este análisis.

En cuanto a la temperatura mínima, esta presenta un coeficiente de sensibilidad muy regular durante todo el año, con magnitudes mucho menores que los de la temperatura máxima. Entre otros motivos, esto se debe a que la influencia de la temperatura máxima sobre el déficit de presión de vapor es mayor que la influencia de la temperatura mínima, debido principalmente a que la relación entre la tensión de vapor y la temperatura sigue una relación exponencial, tal y como se ha visto en el capítulo de Metodología.

La velocidad del viento presenta también valores positivos en todo el período, pero con mayores valores en invierno que en verano. Esto podría estar relacionado con el hecho de que la componente aerodinámica tiene un mayor peso relativo también en los meses de invierno, como se ha visto anteriormente. Es decir, un incremento del valor de la velocidad del viento tendrá más influencia en ET_o en el momento del año en que la contribución de la componente aerodinámica al valor total de ET_o sea superior, que es precisamente durante los meses de invierno.

Por su parte, la temperatura de punto de rocío presenta valores negativos durante todo el período, reflejando la correlación inversa entre la contribución inversa de la humedad del aire en ET_o . Al igual que sucede con la velocidad del viento, los valores máximos de sensibilidad (en sentido absoluto) tienden a darse durante los meses de la época fría, de nuevo debido a que es cuando la contribución de la componente aerodinámica en los valores totales de ET_o es mayor. En algunos momentos del año (especialmente en el mes de enero) llegan a aparecer valores de contribución positiva, sobre todo a lo largo de las cadenas montañosas. Esporádicamente, debido a que la humedad del aire se usa para estimar la radiación de onda larga emitida (que influye en la componente radiativa), la relación entre la temperatura de punto de rocío y ET_o puede convertirse en positiva, especialmente en la época fría del año, cuando los valores de humedad relativa tienden a ser más elevados.

En general se puede decir que la oscilación anual de los coeficientes de sensibilidad de la temperatura máxima, la velocidad del viento, el punto de rocío y la insolación, coincide muy bien con el hecho de que en los meses de verano la componente radiativa tenga el mayor peso, y que en invierno lo tenga la componente aerodinámica. Además, los valores de los coeficientes que se obtienen para las distintas variables son a su vez una explicación a la baja variabilidad interanual de ET_o . Así, la obtención de valores siempre inferiores a 1, y en muchos casos inferiores a 0.5, significa que el cálculo de ET_o tiende a comprimir la variabilidad de las distintas variables meteorológicas que

influyen en su valor final.

A la hora de comparar los valores del coeficiente de sensibilidad entre las distintas variables hay que tener cautela, ya que un mismo cambio porcentual puede resultar más probable en una variable meteorológica que en otra, debido principalmente a que cada variable tiene sus propias unidades y su propia magnitud. Así, un cambio porcentual del 10%, implicaría un cambio de 2°C en un punto en que la temperatura fuera de 20°C , pero implicaría un cambio de 0.2ms^{-1} en un punto en que la velocidad del viento fuera de 2ms^{-1} . Tanto desde la óptica de los estudios de sensibilidad vinculados a la fiabilidad de los datos observados como a los posibles cambios en el valor de las variables debido a procesos atmosféricos (ya sea variabilidad interanual o la aparición de una tendencia anual), resulta mucho más probable pensar en un cambio del 10% en la velocidad del viento que en la temperatura.

Por este motivo, que los mayores valores del coeficiente de sensibilidad los presente la temperatura máxima no implica que sea esta la variable que más contribuye a la variabilidad interanual de ET_o o a la existencia de una posible tendencia, sino que para determinar este aspecto sería necesario llevar a cabo un análisis más complejo en el que se tuviera también en cuenta, además del coeficiente de sensibilidad, la variabilidad de cada una de las variables.

Sin embargo, los valores que se obtienen del coeficiente de sensibilidad sí que suponen un primer avance para entender de qué manera pequeños cambios en las distintas variables pueden influir en el valor final de ET_o . Por ejemplo, se observa cómo para el cálculo de ET_o resulta más crítico obtener una buena estimación de la temperatura máxima que de la temperatura mínima, y que además los valores de temperatura máxima son más críticos en los meses de verano que en los meses de invierno. A la hora de tomar las medidas de temperatura, esto supone que es importante mantener las condiciones idóneas de la garita de protección de los termómetros para evitar así que las temperaturas que se miden se eleven de manera inadecuada durante las horas centrales del día, lo que tendría una implicación importante en los valores que se obtendrían de ET_o .

Si se comparan los valores que se obtienen con un estudio previo desarrollado en Andalucía (Estévez et al., 2009) la coincidencia en los resultados que se obtienen es importante, tanto por lo que respecta al signo del coeficiente de variación, como a la estacionalidad de los valores, especialmente para temperatura máxima y velocidad del viento.

8.2.5. Evolución temporal de ET_o (análisis de tendencia)

El cálculo de la tendencia de ET_o se ha llevado a cabo de manera espacial a partir de los datos anuales y mensuales. La tendencia anual (Figura 8.24) muestra que la mayor parte de la Península Ibérica y Baleares están afectados por una tendencia positiva, que es además significativa en gran parte del territorio. Esta tendencia presenta una pendiente que oscila entre 0.5 y poco más de 2.5 mm a^{-1} , aunque la mayor parte está afectada por una pendiente que va entre 0.5 y 1.5 mm a^{-1} , tal y como se comprueba en la Figura 8.25, que representa la distribución de los valores de la pendiente de la tendencia anual en todo el territorio. Además, en dicha figura se observa también que la media de la tendencia es ligeramente superior a 1 mm a^{-1} , aunque el pico de la distribución se sitúa ligeramente por debajo de ese valor.

En cuanto a los valores máximos, se confirma la existencia de valores superiores a 2.5 mm a^{-1} e incluso la existencia de unos pocos puntos con valores superiores a 3 mm a^{-1} . A nivel espacial, los valores máximos se concentran en el noreste de la Península Ibérica, afectando mayoritariamente a las cuencas internas catalanas y al sur, afectando a las cuencas mediterráneas andaluzas.

Principalmente en el noroeste de la Península Ibérica se detecta una región donde la tendencia no es significativa, al igual que en regiones mediterráneas próximas al Golfo de Valencia y algunas pequeñas áreas repartidas por la geografía peninsular. Al mismo tiempo, en la zona Cantábrica y en la proximidad del cabo de la Nao, se detectan dos pequeñas áreas de tendencia negativa de ET_o , que además es significativa.

Analizando la tendencia de las dos componentes de ET_o (Figura 8.26), se aprecia como la componente radiativa presenta un comportamiento espacial muy homogéneo, con valores positivos que afectan a la mayor parte del territorio, y que son significativos en aproximadamente tres cuartas partes de la Península, englobando la mitad este y la mitad sur al mismo tiempo. En cambio, en el noroeste la tendencia aparece como no significativa, excepto una pequeña región de tendencia significativa negativa ubicada en la cordillera Cantábrica.

El comportamiento de la componente aerodinámica no es tan homogéneo a nivel espacial, y aunque la mayor parte del territorio presenta tendencia positiva, el área en que esta tendencia es significativa es menor que en la componente radiativa, y se caracteriza por presentar un corredor central que une la costa mediterránea andaluza con la costa cantábrica. Las regiones que presentan una tendencia negativa son más extensas en la componente aerodinámica que en la componente radiativa, y abarcan una parte importante de la fachada mediterránea, centrándose principalmente en el límite entre las cuencas del Ebro y del Júcar y la zona anteriormente mencionada de

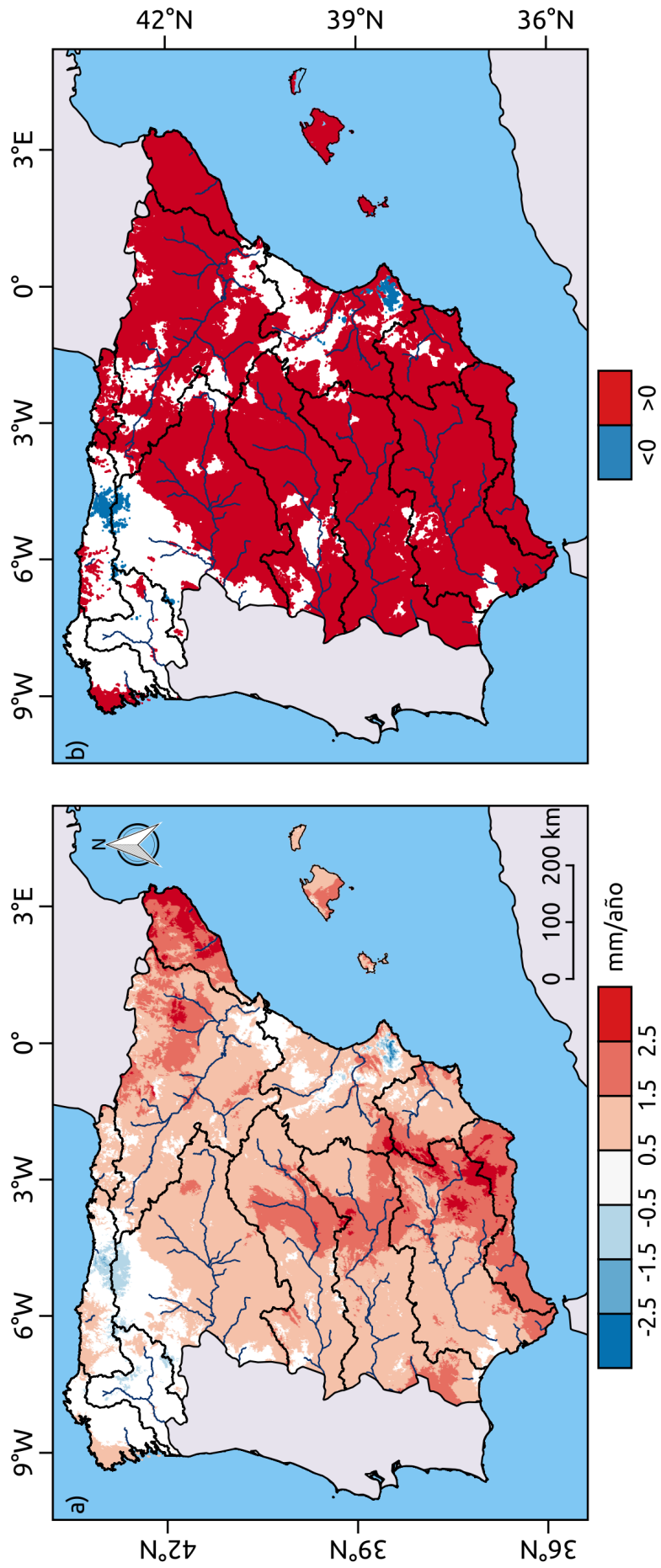


Figura 8.24: Tendencia anual de ET₀ en pendiente (a) y significación (b).

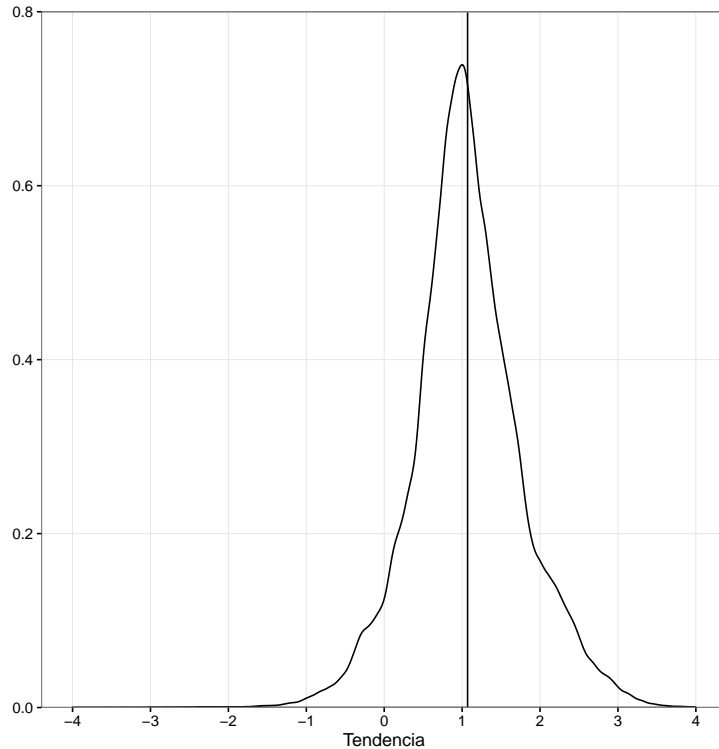


Figura 8.25: Curva de densidad (*kernel density*) de valores de la pendiente de la tendencia anual de ET_0 . La línea vertical negra indica el valor medio de la tendencia anual.

las proximidades del cabo de la Nao. Además, aparecen en el norte de la Península dos enclaves más de tendencia negativa, uno en la cordillera cantábrica y otra en la zona interior de Galicia, siendo únicamente significativa la de la cordillera cantábrica.

Las regiones que presentan una mayor tendencia anual total de ET_0 son aquellas que presentan al mismo tiempo tendencia anual positiva y significativa en cada una de las dos componentes. En cuanto a las dos regiones que presentan tendencia negativa en el valor total de ET_0 , se observa que mientras que la región detectada en el norte de la Península Ibérica tiene su origen tanto en la componente radiativa como en la componente aerodinámica, la región detectada al lado del cabo de la Nao tiene su origen únicamente en la componente aerodinámica. A pesar de que no se ha abordado la atribución de la tendencia al cambio en las distintas variables, la presencia de una tendencia negativa en la componente aerodinámica en la fachada mediterránea podría estar controlada por la presencia, también en esa región, de una tendencia negativa en la velocidad del viento detectada por Azorin-Molina et al. (2014), y detectada también, aunque para el período 1989-2011 en el análisis de tendencia comparativo realizado en el capítulo previo en el que se ha incidido en la comparación entre las dos bases de datos (Figura 7.12).

Si se analiza el comportamiento de cada uno de los meses por separado se detecta,

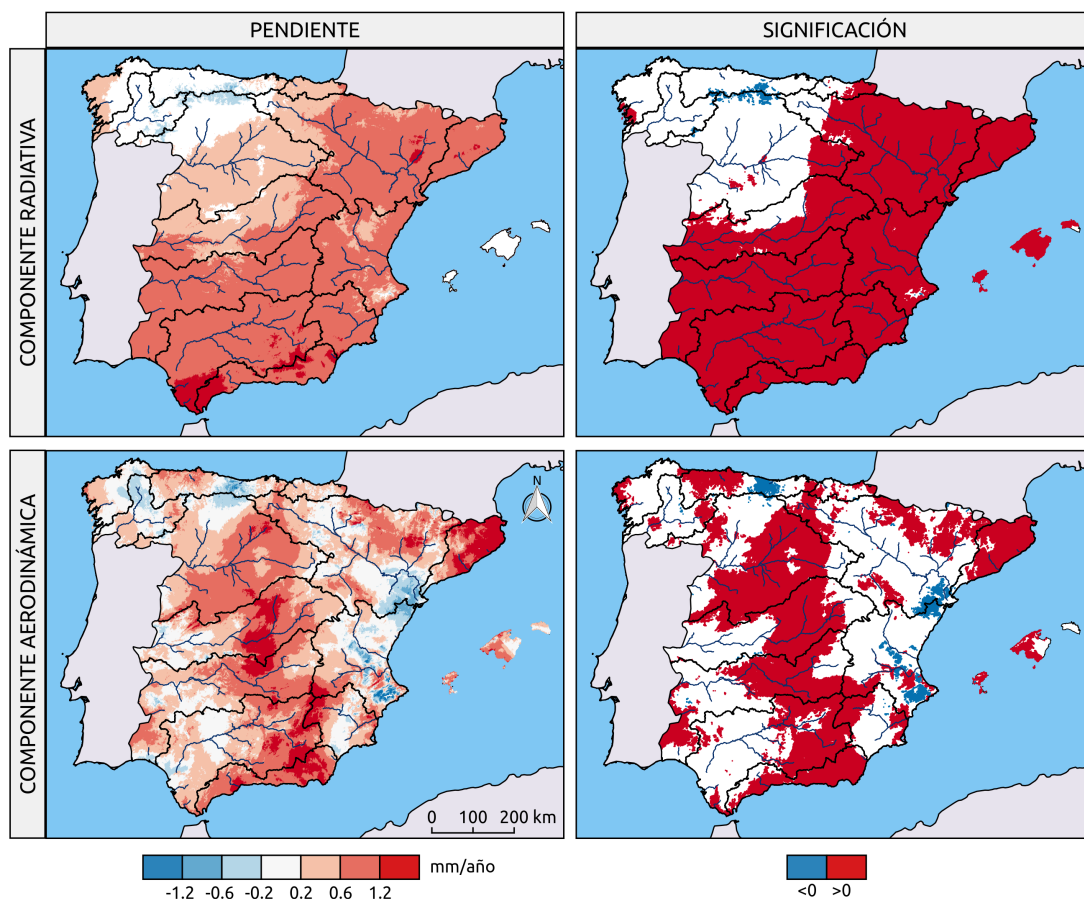


Figura 8.26: Tendencia anual en pendiente (a y c) y significación (b y d) de la componente radiativa (a y b) y la componente aerodinámica (c y d) de ET_0 .

en primer lugar, un comportamiento contrastado entre la parte cálida y la parte fría del año (Figura 8.27). Mientras que durante la parte fría del año las tendencias son muy bajas o prácticamente inexistentes, durante la época cálida los valores se incrementan de manera importante y las tendencias afectan a extensas áreas del territorio. El comportamiento durante la época cálida también presenta contrastes entre los distintos meses. Así, el mes de junio es el que presenta una mayor tendencia positiva, y que además afecta a una amplia región, superando incluso los 0.4 mm a^{-1} . En cambio, los otros dos meses de verano, julio y agosto, presentan una tendencia positiva inferior y además, son los dos meses en que la tendencia negativa que afecta a la zona cantábrica y noroeste de la Península Ibérica se visualiza con mayor intensidad. Los meses de marzo y abril presentan también una tendencia positiva que afecta a una parte importante de la Península.

Si se compara la tendencia anual que se obtiene a partir de la creación de una media regional con los valores obtenidos en estudios previos, se detecta que la tendencia existente en la presente base de datos, que es de 9.9 mm dec^{-1} , es un valor notablemente

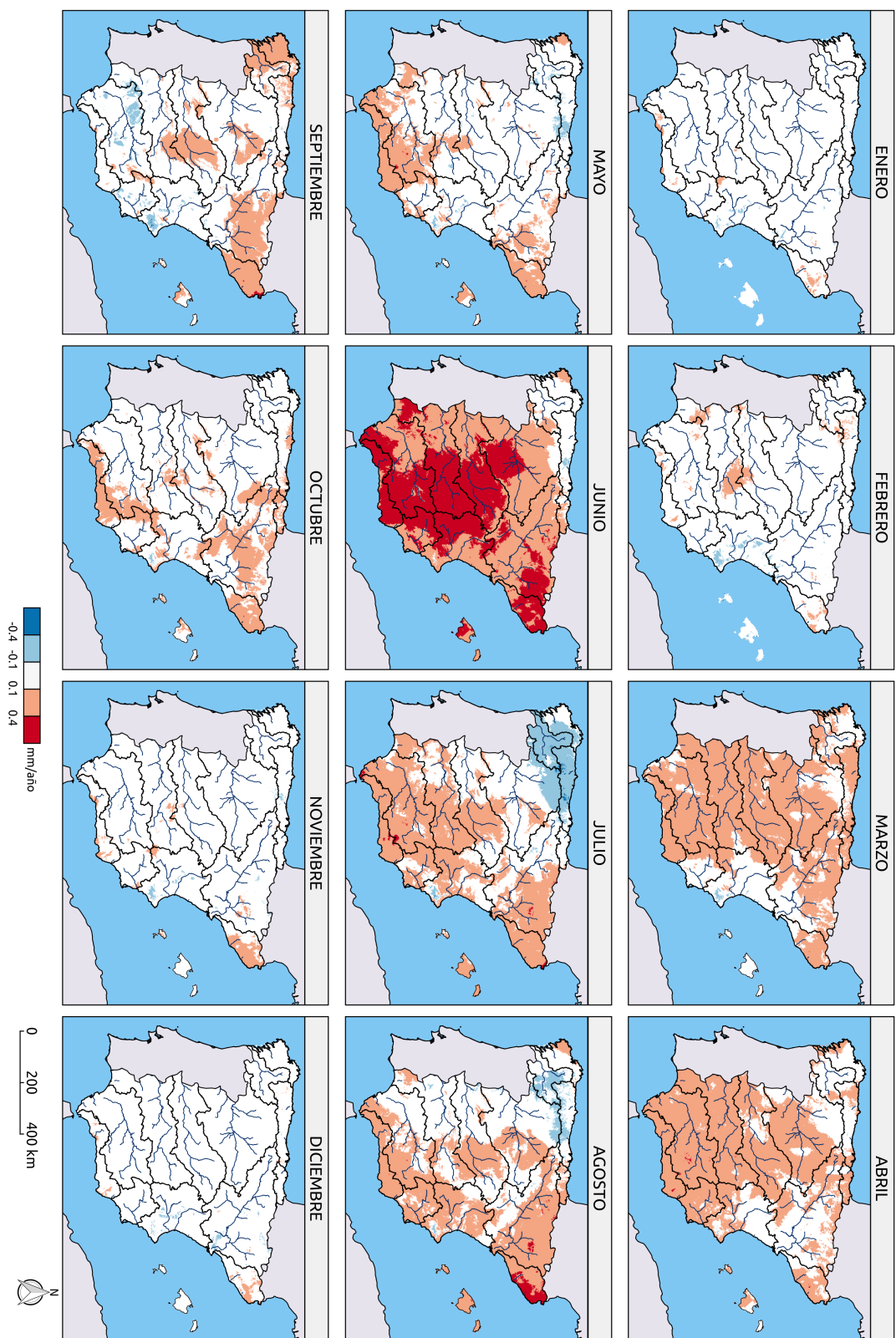


Figura 8.27: Tendencia de ET_0 a nivel mensual.

inferior a la tasa de cambio de hasta 23.4 mm dec^{-1} referida por (Vicente-Serrano et al., 2014c) en un trabajo que analizaba el comportamiento regional a partir de los datos de 46 observatorios de primer orden ubicados en España.

Aunque la magnitud anual no coincide con la de este trabajo, el ritmo mensual presenta una gran similitud, presentándose el comportamiento contrastado entre los meses de la época fría con los meses de la época cálida que hemos visto con anterioridad. Al mismo tiempo, el mes de junio se destaca en este trabajo también como el mes de mayor tendencia positiva, siendo julio y agosto dos meses también importantes pero con una tasa de cambio inferior.

A raíz de las diferencias observadas en la tasa de cambio, se ha decidido comparar la serie temporal obtenida de la malla con los valores obtenidos a partir de los 46 observatorios utilizados en el estudio de (Vicente-Serrano et al., 2014c) (Figura 8.28). Este análisis revela una divergencia progresiva de los valores de ET_o entre los 46 observatorios y el conjunto del territorio, que se hace especialmente notoria a partir de los años '80. Concretamente, la media de ET_o obtenida a partir de los observatorios es superior, y cada vez en mayor medida, a la media obtenida a partir de la rejilla de UK.

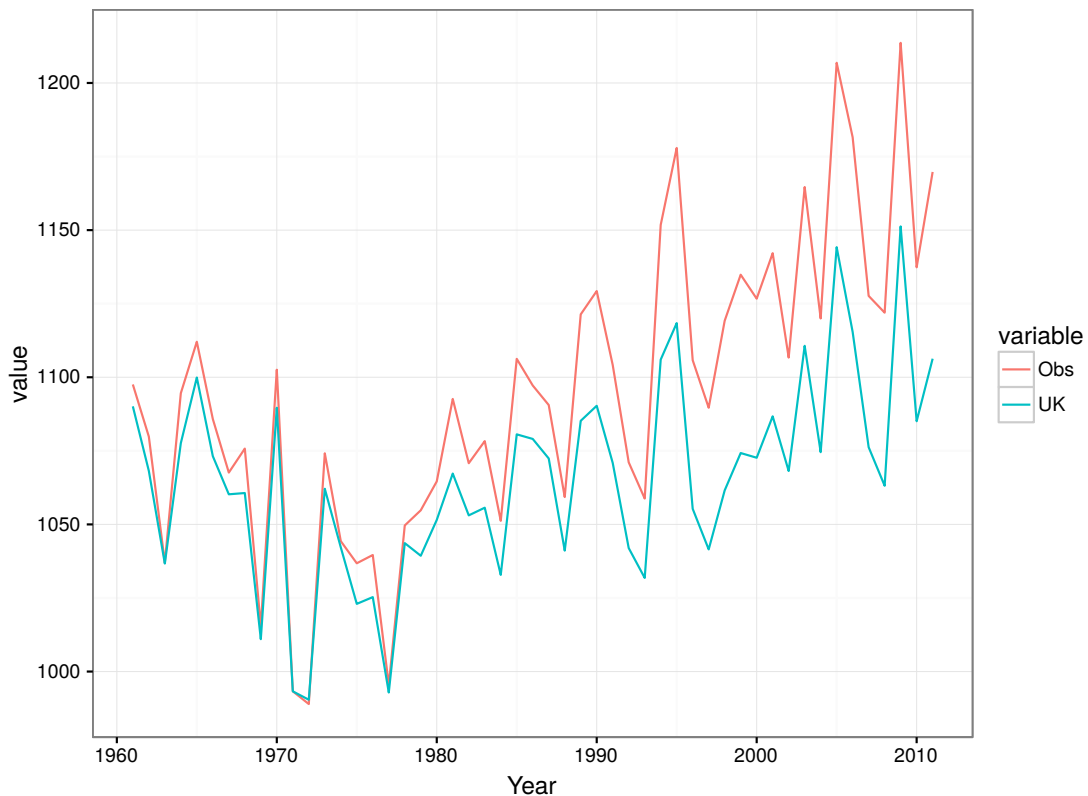


Figura 8.28: Comparación series temporales creadas a partir de datos de observatorios y series temporales creadas con UK.

Una de las primeras dudas que nos podría surgir es si los 46 observatorios

mencionados son realmente representativos de lo que sucede en el conjunto de la Península Ibérica. Es decir, la diferencia en las tendencias podría tener como origen el hecho de que estos 46 observatorios presentaran un comportamiento contrastado con la media de la Península Ibérica. Al objeto de comprobar esta posibilidad se ha llevado a cabo un proceso de remuestreo o *bootstrap*, en el que en 10.000 realizaciones independientes se han elegido grupos aleatorios de 46 puntos de la malla obtenida mediante UK y se ha calculado su tendencia temporal, de tal manera que se ha obtenido una distribución de las tendencias obtenidas (Figura 8.29). Como se puede apreciar en la figura, la distribución de las tendencias obtenidas a partir de 46 puntos aleatorios de la malla se ajusta muy bien al valor de la tendencia obtenida para toda la malla de UK, mientras que la probabilidad de que, con la malla construida en esta tesis, se obtenga una tendencia cercana a 23.4 mm dec^{-1} a partir de la utilización de 46 puntos es muy próxima a cero.

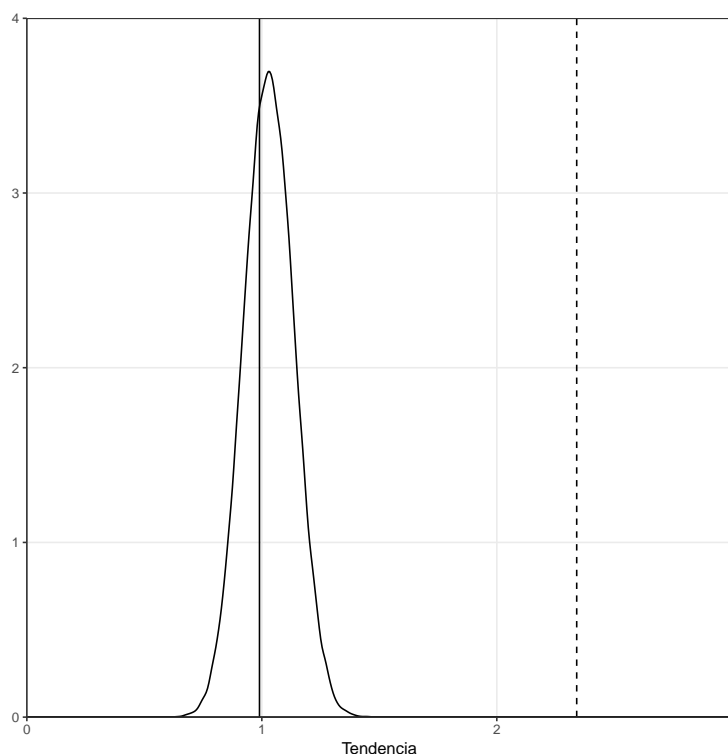


Figura 8.29: Curvas de densidad (*kernel density*) de las tendencias obtenidas a partir de 10.000 realizaciones independientes en las que se han elegido 46 puntos de malla aleatorios. La línea vertical se corresponde con la tendencia obtenida con toda la malla, y la línea vertical a trazos con la tendencia obtenida por Vicente-Serrano.

Este resultado nos podría llevar a pensar que los observatorios elegidos en análisis anteriores no son realmente representativos de lo que sucede en el resto del territorio. Sin embargo, si se compara la serie temporal de los 46 observatorios con la serie temporal de las celdas más cercanas a esos mismos observatorios, el resultado que aparece es

indistinguible del que aparece en la Figura 8.28, de lo que se desprende que en realidad los observatorios sí son representativos del entorno.

Eliminada esta posibilidad, cabe plantear la hipótesis de que el proceso de elaboración de la malla de UK es responsable de eliminar una parte de la tendencia de ET_o . Esta hipótesis se explora a continuación, calculando, para cada uno de los pasos del proceso de elaboración de la malla de ET_o la tendencia existente en la media regional, considerando para ello únicamente los datos de los 46 observatorios antes mencionados, lo que nos garantiza la posibilidad de calcular el valor de ET_o en todos ellos, ya que disponen de todas las variables necesarias. La utilización de estos 46 observatorios nos asegura la posibilidad de calcular ET_o en cada uno de ellos.

Los resultados que se obtienen (Tabla 8.1) muestran que la pérdida de tendencia se produce de manera escalonada a medida que se avanza en el proceso de generación de la base de datos de UK. Así, si se calcula la tendencia con los datos rellenos se obtiene un valor de 16.6 mm dec^{-1} , que se reduce hasta un valor de 12.7 mm dec^{-1} si el cálculo se realiza con los datos ya homogeneizados y hasta los 9.9 mm dec^{-1} para los datos una vez interpolados. La tendencia posterior al relleno es la primera que es posible calcular ya que antes de ejecutar este proceso existen huecos en las series de datos que impiden el cálculo de ET_o .

Para comprobar si este problema de pérdida de tendencia es algo general a toda la malla y a todas las variables, se ha construido la Tabla 8.2, con los valores de tendencia decadal para cada una de las variables en cada uno de los pasos del proceso de generación de la base de datos, pero refiriéndonos en este caso a toda la malla. Los datos de temperatura de punto de rocío se han transformado de nuevo a humedad relativa antes de calcular las tendencias, ya que de esta manera se pueden comparar los valores que se obtienen con los de trabajos previos.

Al igual que sucedía en la tabla referida a ET_o , se observa cómo existe una pérdida de tendencia a medida que se avanza en el proceso de generación de la base de datos, siendo más destacable esta pérdida de tendencia durante la homogeneización que durante la interpolación. Así, en el proceso de homogeneización la pérdida de tendencia es general a todas las variables, mientras que durante el proceso de interpolación

Tabla 8.1: Pendiente de sen de la media espacial de ET_o obtenida por (Vicente-Serrano et al., 2014c) y calculada en distintas etapas de generación de la base de datos de UK.

Producto	Tendencia
(Vicente-Serrano et al., 2014c)	23.4
UK	
Interpolados	9.9
Homogeneizados	12.7
Rellenos	16.6

es más importante para la humedad relativa, que pasa de una tendencia de -0.5 a $-0.3\% \text{ dec}^{-1}$.

El descenso en la tendencia derivado del proceso de homogeneización ya se había comentado como una posibilidad en el capítulo de generación de la base de datos de UK (Figura 5.11), debido a la detección de una tendencia temporal en la corrección introducida por la homogeneización que va en sentido inverso a la tendencia existente en cada variable.

Por lo que respecta a la pérdida de tendencia durante el proceso de interpolación, esta parece estar relacionada con el número de observaciones utilizado, ya que las modificaciones en la tendencia son prácticamente inexistentes en temperatura máxima y temperatura mínima, mientras que son más importantes en el resto de variables. Una hipótesis es que la modificación de la tendencia (a la baja en humedad relativa y viento y al alza en insolación) provenga de la influencia espacial que ejercen los distintos observatorios en el territorio.

Si se comparan estos valores con las tendencias detectadas en estudios precedentes se obtiene que, para la temperatura, la tendencia después del relleno es muy similar a la referida por Gonzalez-Hidalgo et al. (2016), siendo también ligeramente superior la tendencia para la temperatura mínima que para la temperatura máxima, como muestran los mismos autores.

Por lo que respecta a la humedad relativa, Vicente-Serrano et al. (2014a) obtuvo una tendencia de $-1\% \text{ dec}^{-1}$, mientras que la tendencia que se obtiene para los datos posteriores al relleno, de $-0.75\% \text{ dec}^{-1}$, es sensiblemente inferior. Este hecho podría estar relacionado con haber utilizado un conjunto diferente de estaciones, aunque también es posible que el hecho de trabajar con la temperatura de punto de rocío provoque que el rendimiento de los distintos pasos del proceso sea diferente a que si se trataran directamente los datos de humedad relativa, dando lugar así a tendencias diferentes.

En cuanto a la velocidad del viento, la tendencia que se obtiene después del proceso de interpolación ($-0.02 \text{ m s}^{-1} \text{ dec}^{-1}$) es muy similar a la tendencia que fue detectada

Tabla 8.2: Pendiente de sen de la media espacial de las distintas variables en distintas etapas de generación de la base de datos de UK.

Variable	Rellenos	Homogeneizados	Interpolados
Temperatura máxima ($^{\circ}\text{C dec}^{-1}$)	0.22	0.18	0.17
Temperatura mínima ($^{\circ}\text{C dec}^{-1}$)	0.25	0.18	0.17
Humedad relativa ($\% \text{ dec}^{-1}$)	-0.75	-0.5	-0.3
Viento ($\text{m s}^{-1} \text{ dec}^{-1}$)	-0.06	-0.04	-0.02
Insolación ($\text{h a}^{-1} \text{ dec}^{-1}$)	24.4	21.93	23.69

previamente por Azorin-Molina et al. (2014), de $-0.016 \text{ m s}^{-1} \text{ dec}^{-1}$. En este caso llama la atención el hecho de que la tendencia que más se ajusta a los valores obtenidos anteriormente se corresponda con el último paso del proceso (interpolación), hecho que podría estar relacionado con la selección de estaciones realizada en este estudio, o a problemas derivados de la utilización del proceso de relleno y que no se habían detectado en los análisis previos.

En cuanto a la insolación, el valor que se obtiene después de la interpolación se corresponde en realidad con un incremento porcentual de 0.9 por década, y que además se concentra en las últimas décadas, ya que la parte inicial del periodo se ve afectada por una tendencia decreciente relacionada con el *global dimming*. El hecho de que Sanchez-Lorenzo et al. (2007) no detectaran la tendencia positiva podría deberse a la diferencia en el periodo utilizado, 1950-2004, en su caso, demostrando ya en su estudio que la tendencia obtenida en la insolación era dependiente, de manera relevante, al periodo de datos utilizado.

Una vez comparadas las distintas variables con algunos de los estudios previos en la Península Ibérica, se obtiene una gran certeza sobre el hecho de que la tendencia regional de ET_o es claramente superior al valor medio de 9.9 mm dec^{-1} que se obtiene a partir del análisis de la malla de ET_o .

Así por tanto, la conclusión de esta tesis en lo que se refiere a la tendencia regional de ET_o es que existen elementos suficientes para pensar que la tasa de cambio real está contenida en el rango $[16.6, 23.4] \text{ mm dec}^{-1}$, y que en posteriores trabajos será necesario realizar más esfuerzos para controlar todas las partes del proceso de elaboración de la base de datos para evitar éstos se vean afectados en su sentido temporal.

Además, el hecho de que la tendencia se vea afectada a la baja nos lleva a pensar también que los valores ofrecidos para la climatología 1981-2010 de ET_o pueden estar subestimando ligeramente los valores reales, algo que ya se había comentado al inicio de este capítulo debido a que en estudios previos mencionados anteriormente se detectaban valores superiores a 1400 mm que no se observan en el presente análisis.

8.3. Discusión y conclusiones

A pesar de las numerosas dificultades que supone la elaboración de una base de datos de ET_o se ha conseguido generar un producto para el período 1961-2014 y calcular una climatología derivada de dicha base de datos, que es la que se ha expuesto en este capítulo. Esta climatología supone el primer análisis de estas características desarrollado para la Península Ibérica e Islas Baleares.

Es necesario recordar la complejidad del proceso de elaboración de una base de datos

de ET_o a partir del esquema PM-IC, consistente en primero interpolar las variables faltantes y después aplicar la ecuación de Penman-Monteith para obtener los valores de ET_o . Así, durante este proceso es necesario trabajar con un gran número de variables climáticas, lo que implica a su vez tener que trabajar con un gran número de datos observados.

Además, mientras que para las variables de temperatura existe un trabajo previo en cuanto a la generación de bases de datos en forma de malla regular en la Península Ibérica, para el resto de variables con las que se ha trabajado, los estudios previos se restringen esencialmente a la utilización de los datos correspondientes con las estaciones de primer orden de la red de AEMET, que son las que de manera habitual registran sus valores.

Esto implica que a lo largo del proceso se han tenido que llevar a cabo toda una serie de asunciones con la finalidad de poder obtener un producto resultante de ET_o . Si bien es cierto que se ha comprobado cómo algunas partes del proceso presentan algunos problemas que sería recomendable resolver de cara al futuro, como los problemas detectados en el cálculo de la tendencia, abordar todos esos problemas en esta Tesis Doctoral hubiera supuesto no llegar a obtener la base de datos de ET_o .

Es necesario también destacar que, a pesar de que hay variables que presentan un ajuste peor que otras, se ha comprobado en el análisis de sensibilidad, que ET_o es una variable que tiene la característica de comprimir la variabilidad de las variables de entrada. De esta manera, errores del 10% en cualquier variable de entrada se corresponderán siempre con errores inferiores en los valores de salida.

A pesar de que los valores de tendencia de ET_o que se han obtenido del análisis de la base de datos parecen ser menores de los que podrían ser en realidad, se obtiene una tendencia claramente positiva en el valor de ET_o en la Península Ibérica e Islas Baleares, descartando de nuevo que la *pan evaporation paradox* mencionada en la Introducción esté afectando a esta región. Además, la base de datos obtenida supone una posibilidad de avanzar tanto en el conocimiento de la AED como en la relación existente con la precipitación, lo que permitiría, mediante la combinación con algún producto de evapotranspiración, desarrollar análisis combinados de evapotranspiración, demanda de agua por parte de la atmósfera y disponibilidad de agua, un tipo de análisis que dentro del contexto actual resultan de gran interés.

En realidad, sí que se intentaron solventar algunos de los problemas detectados en la base de datos de ET_o generada con UK, pero en lugar de hacerlo siguiendo el esquema tradicional, se optó por testar la implementación de un esquema totalmente nuevo, la interpolación óptima. A pesar de que los resultados obtenidos mediante la utilización de este esquema no se han podido utilizar en el desarrollo de una climatología de ET_o ,

sí que se han obtenido resultados muy interesantes tanto para la climatología en general como para el cálculo de ET_o . Además, se tiene el convencimiento de que la metodología utilizada puede ser de gran utilidad para generar productos en el tiempo presente, o para generar productos que combinen los datos de la red de AEMET con los datos de SIAR, por poner dos ejemplos.

Capítulo 9

Conclusiones generales

En la presente Tesis Doctoral se ha logrado generar una base de datos de ET_o para la Península Ibérica y las Islas Baleares que engloba el periodo 1961-2014. La generación de esta base de datos tiene que permitir avanzar en el conocimiento de la AED en España y poder avanzar de esta manera en los estudios que relacionan la AED con la precipitación, pero también con la evapotranspiración real, para mejorar así el conocimiento que se tiene sobre el balance de agua y de energía, que tanto en ámbitos regionales como en el ámbito global presenta todavía grandes incertidumbres.

Así, a partir de esta base de datos de ET_o podría ser posible obtener productos de alta resolución espacial referidos al índice de aridez o al cálculo de algunos índices de sequía, como SPEI. Además, la combinación con un producto de evapotranspiración podría permitir analizar la teoría de la curva de Budyko en la Península Ibérica

Sin embargo, el interés de este tipo de productos no se restringe a la Climatología, sino que como ya se ha comentado en la Introducción, el análisis combinado de ET_o y precipitación también es de gran utilidad para el sector agrícola, pero también para la gestión de recursos hídricos.

A pesar de que se sabe que dicha base de datos presenta algunos problemas, se considera que los valores que se obtienen son suficientemente válidos como para avanzar en los estudios de esta línea. A pesar de ello, hay que tener especial precaución a la hora de utilizar estos valores para el análisis de tendencias climáticas, debido a que es precisamente el cálculo de las tendencias el punto en el que se han detectado los mayores problemas de la base de datos generada mediante la utilización de UK.

Es necesario remarcar de nuevo la complejidad en la elaboración de una base de datos de ET_o utilizando para su cálculo la ecuación de Penman-Monteith, ya que requiere observaciones de un gran número de variables climáticas, algunas de las cuáles únicamente se miden de manera habitual en los observatorios principales de AEMET. A pesar de este problema se ha conseguido desarrollar una metodología que permite explotar al máximo los datos disponibles pero evitando al mismo tiempo la utilización

de un número cambiante de observatorios, lo que podría introducir resultados no climáticos dentro de la base de datos.

Debido a que este esquema deja sin utilizar un gran número de observaciones existentes en los últimos años, y que permitirían obtener productos más fiables a nivel espacial, especialmente para los datos de humedad y la velocidad del viento, se ha testado también un método conocido como interpolación óptima, y que permite la combinación entre los datos de un RCM y los datos observados. Dicho método estima el modelo espacial utilizado para propagar los datos observados a partir de los datos del RCM, en lugar de obtenerlo directamente de las observaciones. Debido a esto, se pensó inicialmente que este método podría ser utilizado con un número cambiante de observaciones, sin que esto introdujera efectos no deseados en los campos interpolados para las distintas variables. Sin embargo, en los análisis que se han llevado a cabo se ha detectado como esta asunción no se cumple, y el producto que se obtiene para la velocidad del viento presenta una tendencia derivada del número cambiante de observaciones, lo que significa que el producto obtenido de ET_o también presenta problemas.

Sin embargo, la utilización de esta metodología sí parece ser útil en tiempo presente, cuando el número de observaciones de todas las variables, excepto para la insolación, ha superado ya un determinado umbral crítico, que parece que está relacionado con la variabilidad espacial de la variable en cuestión y con la habilidad del RCM de trabajar con cada una de las variables.

9.1. Ideas

Se exponen a continuación, en forma de lista, las principales conclusiones de esta Tesis Doctoral.

1. Se ha determinado que el mejor método para estimar ET_o en situaciones de escasez de datos es la aplicación de un esquema consistente en realizar primero una interpolación espacial de las variables faltantes para posteriormente aplicar Penman-Monteith. La utilización de métodos que no consideran todas las variables, como Hargreaves, conduce a la obtención de resultados con problemas relevantes en cuanto a su capacidad de detección tanto de la variabilidad temporal como de la tendencia de ET_o , y por tanto, se debe evitar la utilización de estos métodos.
2. Siguiendo el procedimiento de primero interpolar las variables y después aplicar Penman-Monteith se ha generado una base de datos de ET_o a escala semanal

y para el periodo 1961-2014, siguiendo un esquema clásico en el que se trabaja con un número constante de observaciones, lo que requiere la utilización de un proceso previo de relleno de datos y de homogeneización.

3. Para el periodo 2010–2014, en el que existen un gran número de observaciones de humedad relativa y velocidad del viento procedentes de la instalación de estaciones meteorológicas automáticas, se ha validado la calidad de la estimación de estas variables en los puntos de la malla regular que coinciden con la existencia de alguno de estos observatorios. Se ha comprobado como existe un problema de sobrestimación sistemática de la velocidad del viento en el noreste de la Península Ibérica, especialmente en invierno, y que podría ser debida a una propagación espacial excesiva de los efectos de los vientos intensos del norte. De la misma manera, se ha comprobado que existe un problema también de sobrestimación de los valores de humedad del aire en el interior de la Península Ibérica durante el verano, y que podría estar relacionado con la utilización de un único semivariograma para todo el territorio.
4. A pesar de estos problemas se considera que ésta es adecuada para realizar la primera caracterización climática de la evapotranspiración de referencia en España peninsular e Islas Baleares. Tomando como referencia el periodo estándar 1981–2010, se han generado mapas mostrando la distribución anual y mensual de ET_o , así como series temporales regionales de la misma, y de sus componentes radiativa y aerodinámica. Se han analizado asimismo los valores extremos de ET_o . Así, las conclusiones más relevantes a nivel climático de esta Tesis son las que siguen.
 - a) Los valores medios anuales oscilan entre 700 mm y poco más de 1300 mm y presentan una distribución espacial muy vinculada con la latitud, con los valores más elevados en el sur y los más bajos en el norte. El valle del Ebro, especialmente en el tramo medio, supone la anomalía más clara a este patrón, ya que presenta valores elevados aún estando ubicada en el noreste de la Península Ibérica, principalmente debido a la recurrencia de vientos intensos.
 - b) Se detecta una elevada estacionalidad en los valores de ET_o , con los mayores valores en verano y los más bajos en invierno. El trimestre estival (junio-julio-agosto) acumula en torno al 50 % del total anual. El contraste entre los meses de verano y los de invierno es mayor en el sur de la Península Ibérica, mientras que en el norte la estacionalidad es menos marcada,

presentando valores bajos incluso en los meses de verano. Por su parte, las zonas próximas al Mediterráneo, debido tanto al efecto termorregulador del mar como al incremento de la humedad por los vientos marítimos, presenta también una estacionalidad menos marcada que las zonas de interior.

- c) Se trata de una variable con una baja variabilidad interanual en la región de estudio, lo que implica que los valores son muy regulares de año en año, especialmente en los meses de julio y agosto. En cambio, los meses de mayo y junio son los meses que presentan una mayor variabilidad interanual en términos de desviación típica, suponiendo un reto a la hora de planificar y gestionar tanto los recursos hídricos como los cultivos de regadío. Durante los meses de invierno se detecta una elevada variabilidad en la zona del Valle del Ebro, principalmente por el contraste tan marcado entre dos situaciones meteorológicas muy recurrentes en la región, la aparición de nieblas persistentes y las entradas de cierzo.
- d) Se ha confirmado la existencia de una tendencia creciente de ET_o en España, como ya habían descrito otros estudios basados en un número limitado de observatorios. La magnitud de esta tendencia se estima, de forma regional, dentro del rango [16.6,23.4] mm dec^{-1} . A nivel mensual, esta tendencia se concentra en el mes de junio, y de forma secundaria en el periodo de marzo a julio. Espacialmente, afecta con mayor intensidad a la mitad oriental del territorio, aunque se detecta en la casi totalidad de la Península.
- e) El mes de junio concentra, al mismo tiempo, los mayores valores de variabilidad interanual con los valores más elevados de tendencia. A las puertas del verano, este hecho puede tener importantes consecuencias tanto climática como ambientalmente, así como también para la gestión de los recursos hídricos disponibles. Un incremento en los valores de la demanda de agua por parte de la atmósfera en el mes de junio podría provocar una intensificación de la aridez estival al mismo tiempo que también podría provocar un incremento de los flujos de calor sensible durante los meses de verano. Esta hipótesis, basada en los procesos de retroalimentación explicados por (Miralles et al., 2018), no ha sido comprobada en esta Tesis, pero se cree necesario abordar este punto en un futuro próximo.

5. Para solucionar algunos de los problemas detectados en el desarrollo de la base de datos de ET_o se ha explorado la utilización de un método de interpolación óptima, en el que se combina la información de un modelo con la información de las observaciones. Mientras que para humedad relativa los resultados presentados

determinan que se ha conseguido con éxito, en el caso de la velocidad del viento no se ha obtenido un buen resultado debido a 2 motivos principales:

- a) El número de observaciones al principio del período es demasiado bajo.
 - b) El desajuste del modelo con respecto a la realidad requiere la utilización de un alto número de observaciones.
6. De hecho, de manera sistemática se detecta que la velocidad del viento es la variable meteorológica que causa más problemas en los procesos de estimación. Tanto en el esquema basado en kriging universal como en el basado en interpolación óptima es la variable que peores resultados ofrece. Además, en interpolación óptima se ha visto como la estrategia utilizada para trabajar con un número cambiante de estaciones no obtiene los resultados esperados en el caso de la velocidad del viento.
 7. El número de observaciones de insolación existentes es insuficiente. El problema es que no es posible ampliar las observaciones en período pasado. Desde AEMET se debería hacer un esfuerzo para incrementar la red actual de observaciones de insolación y radiación. Mientras que en la época reciente se ha aprovechado el abaratamiento de los sensores electrónicos para incrementar la red de observaciones de humedad relativa y la velocidad del viento, debería hacerse un esfuerzo similar con las observaciones de insolación y radiación.
 8. A la hora de hacer estimaciones puntuales de ET_o para uso agrícola con estaciones meteorológicas propias, se debería priorizar la instalación de anemómetros por encima de otros sensores, especialmente en aquellas áreas que presenten una elevada variabilidad espacial o temporal de la velocidad del viento.
 9. Mientras que a nivel de observatorio es posible determinar lo que sucede con la velocidad del viento, a nivel regional resulta complicado extraer conclusiones debido a los problemas de estimación que presenta esta variable.
 10. A la hora de aplicar técnicas de homogeneización, se deben elegir éstas con cautela, ya que se ha demostrado que el método utilizado tiene un impacto sobre la tendencia de las series. De hecho, el proceso de homogeneización reduce la magnitud de la tendencia a los datos originales.
 11. Es muy posible que exista un efecto similar con relación al proceso de relleno de datos faltantes, aunque este extremo no se ha podido comprobar debido a la inexistencia de observatorios con series completas de todas las variables. Sin

embargo, es muy posible que el proceso de relleno de huecos, en un contexto de mayor falta de datos en los periodos más antiguos del periodo de estudio, provoque una reducción de la magnitud de la tendencia.

12. Dado que la variabilidad temporal de la variable no es muy importante y que presenta una distribución espacial también muy constante en el tiempo, surge la duda de si es posible generar un buen producto de ET_o utilizando como base una elevada densidad de estaciones en tiempo presente y utilizar para el pasado la interpolación de anomalías en base a un conjunto más reducido de estaciones. El hecho de que el coeficiente de sensibilidad de todas las variables se sitúe por debajo de 0.1 significa que errores del 10 % en una variable redundarían en errores por debajo del 1 % en ET_o , aspecto que aporta robustez a los resultados obtenidos.

9.2. A futuro

A partir del análisis crítico de los resultados obtenidos se pueden enumerar algunas ideas para el desarrollo futuro del estudio de la ET_o en España.

1. Relacionar los resultados obtenidos de ET_o con datos existentes de precipitación y evapotranspiración real para desarrollar estudios combinados de balance de agua y balance de energía en la Península Ibérica. Este análisis debería servir para mejorar el conocimiento sobre la disponibilidad de agua y sobre los posibles impactos que cambios en las variables meteorológicas pueden acarrear en la misma. ¿Como afectaría a las distintas regiones españolas un cambio en la demanda atmosférica de humedad? ¿Son todas las regiones del país igualmente vulnerables ante cambios en esta variable? ¿Existe algún punto de inflexión?
2. Avanzar en el estudio diferenciado de los impactos de las dos componentes de ET_o .
3. ¿Cómo mejorar la estimación de la velocidad del viento? Para UK, ¿intentar interpolar las componentes (meridiana y zonal) de manera independiente? Para OI, probar la utilización de otros modelos, y modificar la estimación de la incertidumbre de las observaciones.
4. Avanzar en el estudio de balance de agua y el balance de energía. Una vez obtenido un producto de ET_o , se puede intentar combinar la base de datos con los productos existentes de precipitación y evapotranspiración real para llevar a cabo estudios de detalle sobre la relación entre estas tres variables. ¿En qué regiones

de la Península, la evapotranspiración real está dominada por la precipitación y en qué regiones por ET_o ? ¿Existe alguna tendencia temporal en dicha relación?

5. Aplicar los conocimientos adquiridos en el cálculo de ET_o a los estudios de cambio global. En muchas ocasiones, se utilizan ecuaciones sencillas (Hargreaves o Thornthwaite) para intentar determinar el impacto del cambio global en el ciclo del agua. De los resultados obtenidos en esta Tesis Doctoral se desprende que este tipo de estudios puede conducir a resultados erróneos.
6. Introducir la tendencia creciente en los valores de CO_2 en los estudios de ET_o y de AED en la Península Ibérica e Islas Baleares. La mayor parte de la vegetación hace un uso más eficiente del agua en ambientes con elevados valores de CO_2 , lo que provoca que ante un incremento real de la presencia de este gas en la atmósfera, como el que tiene lugar en la actualidad, la vegetación consuma menos agua para llevar a cabo la misma actividad a nivel fisiológico. Compensa este hecho el incremento de la AED que se produce a consecuencia de los cambios en las variables climáticas?
7. Aplicar los conocimientos adquiridos en OI, para aglutinar los datos meteorológicos de distintas redes de observación para obtener un producto de ET_o en tiempo real más ajustado a la realidad. En este aspecto, se propone específicamente utilizar los datos de la red de AEMET combinados con los datos de la red de SIAR.
8. Construir un producto de ET_o desde inicios del siglo XX. En el repositorio digital de AEMET (ARCIMIS) están disponibles gran cantidad de datos de temperatura, velocidad del viento, humedad del aire e insolación no digitalizados, y que permitirían obtener estimaciones de ET_o desde principios del siglo XX, al menos para las capitales de provincia y principales ciudades.

Bibliografía

- Aguilar, C., Herrero, J., y Polo, M. J. (2010). Topographic effects on solar radiation distribution in mountainous watersheds and their influence on reference evapotranspiration estimates at watershed scale. *Hydrology and Earth System Sciences*, 14(12):2479–2494.
- Aguilar, C. y Polo, M. J. (2011). Generating reference evapotranspiration surfaces from the Hargreaves equation at watershed scale. *Hydrology and Earth System Sciences*, 15(8):2495–2508.
- Aguilar, E., Auer, I., Brunet, M., Peterspn, T. C., y Wieringa, J. (2003). Guidance on metadata and homogenization, WMO/TD No. 1186, World Meteorological Organization. *WMO/TD No. 1186*, (1186):1–43.
- Alexandersson, H. (1986). A homogeneity test applied to precipitation data. *Journal of Climatology*, 6(6):661–675.
- Alexandris, S., Stricevic, R., y Petkovic, S. (2008). Comparative analysis of reference evapotranspiration from the surface of rainfed grass in central Serbia, calculated by six empirical methods against the Penman-Monteith formula. *European Water*, (21/22):17–28.
- Allen, R. G., Pereira, L. S., Howell, T. A., y Jensen, M. E. (2011). Evapotranspiration information reporting: I. Factors governing measurement accuracy. *Agricultural Water Management*, 98(6):899–920.
- Allen, R. G., Pereira, L. S., Raes, D., y Smith, M. (1998). FAO Irrigation and Drainage Paper Crop by. *Irrigation and Drainage*, 300(56):300.
- Almorox, J., Quej, V. H., y Martí, P. (2015). Global performance ranking of temperature-based approaches for evapotranspiration estimation considering Köppen climate classes. *Journal of Hydrology*, 528:514–522.

- Almorox, J., Senatore, A., Quej, V. H., y Mendicino, G. (2018). Worldwide assessment of the Penman–Monteith temperature approach for the estimation of monthly reference evapotranspiration. *Theoretical and Applied Climatology*, 131(1-2):693–703.
- Azorin-Molina, C., Vicente-Serrano, S. M., Mcvicar, T. R., Jerez, S., Sanchez-Lorenzo, A., López-Moreno, J. I., Revuelto, J., Trigo, R. M., Lopez-Bustins, J. A., y Espírito-Santo, F. (2014). Homogenization and assessment of observed near-surface wind speed trends over Spain and Portugal, 1961-2011. *Journal of Climate*, 27(10):3692–3712.
- Azorin-Molina, C., Vicente-Serrano, S. M., Sanchez-Lorenzo, A., McVicar, T. R., Morán-Tejeda, E., Revuelto, J., El Kenawy, A., Martín-Hernández, N., y Tomas-Burguera, M. (2015). Atmospheric evaporative demand observations, estimates and driving factors in Spain (1961-2011). *Journal of Hydrology*, 523:262–277.
- Baldocchi, D., Falge, E., Gu, L., Olson, R., Hollinger, D., Running, S., Anthoni, P., Bernhofer, C., Davis, K., y Evans, R. (2001). FLUXNET: A New Tool to Study the Temporal and Spatial Variability of Ecosystem-Scale Carbon Dioxide, Water Vapor, and Energy Flux Densities. *USDA Bulletin*, 82(11):3–7.
- Beguiría, S., Vicente-Serrano, S. M., Tomás-Burguera, M., y Maneta, M. (2016). Bias in the variance of gridded data sets leads to misleading conclusions about changes in climate variability. *International Journal of Climatology*, 36(9):3413–3422.
- Beguiría, S. y Vicente-Serrano, S. (2013). SPEI: Calculation of the Standardised Precipitation-Evapotranspiration Index. R package version 1.6.
- Berengena, J. y Gavilán, P. (2005). Reference Evapotranspiration Estimation in a Highly Advective Semiarid Environment. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, 131(2):147–163.
- Blaney, H. y Criddle, W. (1950). *Determining water requirements in irrigated areas from climatological and irrigation data*, Bennett, H. H., editor. United States Department of Agriculture. Soil Conservation Service, Washington, USA.
- Brohan, P., Kennedy, J. J., Harris, I., Tett, S. F. B., y Jones, P. D. (2006). Uncertainty estimates in regional and global observed temperature changes: A new data set from 1850. *Journal of Geophysical Research Atmospheres*, 111(12):1–21.
- Brunet, M., Jones, P. D., Sigró, J., Saladié, O., Aguilar, E., Moberg, A., Della-Marta, P. M., Lister, D., Walther, A., y López, D. (2007). Temporal and spatial temperature

- variability and change over Spain during 1850-2005. *Journal of Geophysical Research Atmospheres*, 112(12):1–28.
- Budyko, M. (1974). *Climate and Life*. San Diego, California, academic edition.
- Chattopadhyay, N. y Hulme, M. (1997). Evaporation and potential evapotranspiration in India under conditions of recent and future climate change. *Agricultural and Forest Meteorology*, 87(1):55–73.
- Christensen, O. B., Drews, M., Christensen, J. H., Dethloff, K., Ketelsen, K., Hebestadt, I., y Rinke, A. (2007). The HIRHAM Regional Climate Model Version 5 (beta). *Technical Report 06-17*; 5:1–22.
- Cohen, S., Ianetz, A., y Stanhill, G. (2002). Evaporative climate changes at Bet Dagan, Israel, 1964-1998. *Agricultural and Forest Meteorology*, 111(2):83–91.
- Cressie, N. A. C. (1993). *Statistics for Spatial Data*, Wiley, editor. New York.
- Cruz-Blanco, M., Lorite, I. J., y Santos, C. (2014). An innovative remote sensing based reference evapotranspiration method to support irrigation water management under semi-arid conditions. *Agricultural Water Management*, 131:135–145.
- Cruz-Blanco, M., Santos, C., Gavilán, P., y Lorite, I. J. (2015). Uncertainty in estimating reference evapotranspiration using remotely sensed and forecasted weather data under the climatic conditions of Southern Spain. *International Journal of Climatology*, 35(11):3371–3384.
- de Bruin, H. A. R., Trigo, I. F., Bosveld, F. C., y Meirink, J. F. (2016). A Thermodynamically Based Model for Actual Evapotranspiration of an Extensive Grass Field Close to FAO Reference, Suitable for Remote Sensing Application. *Journal of Hydrometeorology*, 17(5):1373–1382.
- Dee, D. P., Uppala, S. M., Simmons, A. J., Berrisford, P., Poli, P., Kobayashi, S., Andrae, U., Balmaseda, M. A., Balsamo, G., Bauer, P., Bechtold, P., Beljaars, A. C., van de Berg, L., Bidlot, J., Bormann, N., Delsol, C., Dragani, R., Fuentes, M., Geer, A. J., Haimberger, L., Healy, S. B., Hersbach, H., Hólm, E. V., Isaksen, L., Kållberg, P., Köhler, M., Matricardi, M., McNally, A. P., Monge-Sanz, B. M., Morcrette, J. J., Park, B. K., Peubey, C., de Rosnay, P., Tavolato, C., Thépaut, J. N., y Vitart, F. (2011). The ERA-Interim reanalysis: Configuration and performance of the data assimilation system. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 137(656):553–597.

- del Río, S., Cano-Ortiz, A., Herrero, L., y Penas, A. (2012). Recent trends in mean maximum and minimum air temperatures over Spain (1961-2006). *Theoretical and Applied Climatology*, 109(3-4):605–626.
- Dolman, A. J., Miralles, D. G., y de Jeu, R. A. (2014). Fifty years since Monteith's 1965 seminal paper: The emergence of global ecohydrology. *Ecohydrology*, 7(3):897–902.
- Donohue, R. J., Roderick, M. L., y Mcvicar, T. R. (2007). On the importance of including vegetation dynamics in Budyko ' s hydrological model. *Hydrology and Earth System Sciences*, 11:983–995.
- Doorenbos, J. y Pruitt, W. (1977). Guidelines for predicting crop water requirements. *FAO Irrigation and Drainage Paper*, 24:144.
- Espadafor, M., Lorite, I. J., Gavilán, P., y Berengena, J. (2011). An analysis of the tendency of reference evapotranspiration estimates and other climate variables during the last 45 years in Southern Spain. *Agricultural Water Management*, 98(6):1045–1061.
- Estévez, J., Gavilan, P., y Berengena, J. (2009). Sensitivity analysis of a Penman-Monteith type equation to estimate reference evapotranspiration in southern Spain. *Hydrological Processes*, 23:3342–3353.
- Fernández, M. D., Bonachela, S., Orgaz, F., Thompson, R., López, J. C., Granados, M. R., Gallardo, M., y Fereres, E. (2010). Measurement and estimation of plastic greenhouse reference evapotranspiration in a Mediterranean climate. *Irrigation Science*, 28(6):497–509.
- Frei, C. (2014). Interpolation of temperature in a mountainous region using nonlinear profiles and non-Euclidean distances. *International Journal of Climatology*, 34(5):1585–1605.
- Gao, Z., He, J., Dong, K., Bian, X., y Li, X. (2016). Sensitivity study of reference crop evapotranspiration during growing season in the West Liao River basin, China. *Theoretical and Applied Climatology*, 124(3-4):865–881.
- Gavilán, P. y Castillo-Llanque, F. (2009). Estimating reference evapotranspiration with atmometers in a semiarid environment. *Agricultural Water Management*, 96(3):465–472.

- Gavilán, P., Estévez, J., y Berengena, J. (2008). Comparison of Standardized Reference Evapotranspiration Equations in Southern Spain. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, 134(February):1–12.
- Gavilán, P., Lorite, I. J., Tornero, S., y Berengena, J. (2006). Regional calibration of Hargreaves equation for estimating reference et in a semiarid environment. *Agricultural Water Management*, 81(3):257–281.
- Gentine, P., Odorico, P. D., Lintner, B. R., Sivandran, G., y Salvucci, G. (2012). Interdependence of climate , soil , and vegetation as constrained by the Budyko curve. *Geophysical Research Letters*, 39(L19404):2–7.
- Giorgi, F., Jones, C., y Asrar, G. R. (2009). Addressing climate information needs at the regional level: The CORDEX framework. *World Meteorological Organization Bulletin*, 58(3):175–183.
- Gomariz-Castillo, F., Alonso-Sarría, F., y Cabezas, F. (2017). Calibration and spatial modelling of daily ET0 in semiarid areas using Hargreaves equation. *Earth Sci Inform*, En prensa:1–16.
- González-Hidalgo, J. C., Brunetti, M., y de Luis, M. (2011). A new tool for monthly precipitation analysis in Spain: MOPREDAS database (monthly precipitation trends December 1945–November 2005). *International Journal of Climatology*, 31(5):715–731.
- Gonzalez-Hidalgo, J. C., Peña-Angulo, D., Brunetti, M., y Cortesi, N. (2016). Recent trend in temperature evolution in Spanish mainland (1951–2010): From warming to hiatus. *International Journal of Climatology*, 36(6):2405–2416.
- Goovaerts, P. (1997). *Geostatistics for Natural Resources Evaluation*, Press, O. U., editor. New York.
- Gräler, B., Pebesma, E., y Heuvelink, G. (2016). Spatio-Temporal Interpolation using {gstat}. *The R Journal*, 8(1):204–218.
- Hargreaves, G. y Samani, Z. (1985). Reference crop evapotranspiration from temperature. *Applied Engineering in Agriculture*, 1(2):96–99.
- Hargreaves, G. H. y Allen, R. G. (2003). History and Evaluation of Hargreaves Evapotranspiration Equation. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, 129(1):53–63.

- Hargreaves, G. L., Hargreaves, G. H., y Riley, J. P. (1985). Irrigation Water Requirements for Senegal River Basin. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, 111(3):265–275.
- Harris, I., Jones, P. D., Osborn, T. J., y Lister, D. H. (2014). Updated high-resolution grids of monthly climatic observations - the CRU TS3.10 Dataset. *International Journal of Climatology*, 34(3):623–642.
- Hart, Q. J., Brugnach, M., Temesgen, B., Rueda, C., Ustin, S. L., y Frame, K. (2009). Daily reference evapotranspiration for California using satellite imagery and weather station measurement interpolation. *Civil Engineering and Environmental Systems*, 26(1):19–33.
- Haslinger, K. y Bartsch, A. (2016). Creating long-term gridded fields of reference evapotranspiration in Alpine terrain based on a recalibrated Hargreaves method. *Hydrology and Earth System Sciences*, 20(3):1211–1223.
- Haylock, M. R., Hofstra, N., Klein Tank, A. M., Klok, E. J., Jones, P. D., y New, M. (2008). A European daily high-resolution gridded data set of surface temperature and precipitation for 1950-2006. *Journal of Geophysical Research Atmospheres*, 113(20).
- He, Y., Wang, K., Zhou, C., y Wild, M. (2018). A Revisit of Global Dimming and Brightening Based on the Sunshine Duration. *Geophysical Research Letters*, 45(9):4281–4289.
- Herrera, S., Gutiérrez, J. M., Ancell, R., Pons, M. R., Frías, M. D., y Fernández, J. (2012). Development and analysis of a 50-year high-resolution daily gridded precipitation dataset over Spain (Spain02). *International Journal of Climatology*, 32(1):74–85.
- Hofstra, N., Haylock, M., New, M., y Jones, P. D. (2009). Testing E-OBS European high-resolution gridded data set of daily precipitation and surface temperature. *Journal of Geophysical Research Atmospheres*, 114(21).
- Homar, V., Ramis, C., Romero, R., y Alonso, S. (2010). Recent trends in temperature and precipitation over the Balearic Islands (Spain). *Climatic Change*, 98(1-2):199–211.
- Huntington, T. G. (2006). Evidence for intensification of the global water cycle: Review and synthesis. *Journal of Hydrology*, 319(1-4):83–95.

- Irmak, S., Kabenge, I., Skaggs, K. E., y Mutiibwa, D. (2012). Trend and magnitude of changes in climate variables and reference evapotranspiration over 116-yr period in the Platte River Basin, central Nebraska-USA. *Journal of Hydrology*, 420-421:228–244.
- Ishak, A. M., Bray, M., Remesan, R., y Han, D. (2010). Estimating reference evapotranspiration using numerical weather modelling. *Hydrological Processes*, 24(24):3490–3509.
- Jansa, A., Homar, V., Romero, R., Alonso, S., Guijarro, J. A., y Ramis, C. (2017). Extension of summer climatic conditions into spring in the Western Mediterranean area. *International Journal of Climatology*, 37(4):1938–1950.
- Jiménez, P. A. y Dudhia, J. (2012). Improving the representation of resolved and unresolved topographic effects on surface wind in the wrf model. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 51(2):300–316.
- Jung, M., Reichstein, M., Ciais, P., Seneviratne, S. I., Sheffield, J., Goulden, M. L., Bonan, G., Cescatti, A., Chen, J., De Jeu, R., Dolman, A. J., Eugster, W., Gerten, D., Gianelle, D., Gobron, N., Heinke, J., Kimball, J., Law, B. E., Montagnani, L., Mu, Q., Mueller, B., Oleson, K., Papale, D., Richardson, A. D., Roupsard, O., Running, S., Tomelleri, E., Viovy, N., Weber, U., Williams, C., Wood, E., Zaehle, S., y Zhang, K. (2010). Recent decline in the global land evapotranspiration trend due to limited moisture supply. *Nature*, 467(7318):951–954.
- Kalma, J. D., McVicar, T. R., y McCabe, M. F. (2008). Estimating land surface evaporation: A review of methods using remotely sensed surface temperature data. *Surveys in Geophysics*, 29(4-5):421–469.
- Kerr, A. y Tabony, R. (2004). Comparison of sunshine recorded by Campbell–Stokes and automatic sensors. *Weather*, 59(4):90–95.
- Landeras, G., Ortiz-Barredo, A., y López, J. J. (2008). Comparison of artificial neural network models and empirical and semi-empirical equations for daily reference evapotranspiration estimation in the Basque Country (Northern Spain). *Agricultural Water Management*, 95(5):553–565.
- L’Ecuyer, T. S., Beaudoin, H. K., Rodell, M., Olson, W., Lin, B., Kato, S., Clayson, C. A., Wood, E., Sheffield, J., Adler, R., Huffman, G., Bosilovich, M., Gu, G., Robertson, F., Houser, P. R., Chambers, D., Famiglietti, J. S., Fetzer, E., Liu, W. T., Gao, X., Schlosser, C. A., Clark, E., Lettenmaier, D. P., y Hilburn, K. (2015). The

- observed state of the energy budget in the early twenty-first century. *Journal of Climate*, 28(21):8319–8346.
- Lian, X., Piao, S., Huntingford, C., Li, Y., Zeng, Z., Wang, X., Ciais, P., McVicar, T. R., Peng, S., Ottlé, C., Yang, H., Yang, Y., Zhang, Y., y Wang, T. (2018). Partitioning global land evapotranspiration using CMIP5 models constrained by observations. *Nature Climate Change*, 8(7):640–646.
- Liu, B., Xu, M., Henderson, M., y Gong, W. (2004). A spatial analysis of pan evaporation trends in China, 1955-2000. *Journal of Geophysical Research D: Atmospheres*, 109(15):1–9.
- López-Moreno, J. I., Hess, T. M., y White, S. M. (2009). Estimation of Reference Evapotranspiration in a Mountainous Mediterranean Site Using the Penman-Monteith Equation With Limited Meteorological Data. *Pirineos JACA*, 164:7–31.
- López-Urrea, R., Martín de Santa Olalla, F., Fabeiro, C., y Moratalla, A. (2006a). Testing evapotranspiration equations using lysimeter observations in a semiarid climate. *Agricultural Water Management*, 85(1-2):15–26.
- López-Urrea, R., Olalla, F. M. d. S., Fabeiro, C., y Moratalla, A. (2006b). An evaluation of two hourly reference evapotranspiration equations for semiarid conditions. *Agricultural Water Management*, 86(3):277–282.
- Lussana, C., Tveito, O. E., y Uboldi, F. (2018). Three-dimensional spatial interpolation of 2 m temperature over Norway. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 144(711):344–364.
- Mardikis, M. G., Kalivas, D. P., y Kollias, V. J. (2005). Comparison of interpolation methods for the prediction of reference evapotranspiration - An application in Greece. *Water Resources Management*, 19(3):251–278.
- Martens, B., Miralles, D. G., Lievens, H., Van Der Schalie, R., De Jeu, R. A., Fernández-Prieto, D., Beck, H. E., Dorigo, W. A., y Verhoest, N. E. (2017). GLEAM v3: Satellite-based land evaporation and root-zone soil moisture. *Geoscientific Model Development*, 10(5):1903–1925.
- Martínez-Cob, A. y Tejero-Juste, M. (2004). A wind-based qualitative calibration of the Hargreaves ETo estimation equation in semiarid regions. *Agricultural Water Management*, 64(3):251–264.

- Martins, D. S., Paredes, P., Razei, T., Pires, C., Cadima, J., y Pereira, L. S. (2017). Assessing reference evapotranspiration estimation from reanalysis weather products. An application to the Iberian Peninsula. *International Journal of Climatology*, 37(5):2378–2397.
- Maxwell, R. M. y Condon, L. E. (2016). Connections between groundwater flow and transpiration partitioning. *Science*, 353(6297):377–380.
- McCuen, R. (1974). A sensitivity and error analysis of procedures used for estimating evapotranspiration. *Water Resource Bulletin*, 10(3):486–498.
- McMahon, T. A., Peel, M. C., Lowe, L., Srikanthan, R., y McVicar, T. R. (2013). Estimating actual, potential, reference crop and pan evaporation using standard meteorological data: A pragmatic synthesis. *Hydrology and Earth System Sciences*, 17(4):1331–1363.
- McVicar, T. R., Roderick, M. L., Donohue, R. J., Li, L. T., Van Niel, T. G., Thomas, A., Grieser, J., Jhajharia, D., Himri, Y., Mahowald, N. M., Mescherskaya, A. V., Kruger, A. C., Rehman, S., y Dinpashoh, Y. (2012). Global review and synthesis of trends in observed terrestrial near-surface wind speeds: Implications for evaporation. *Journal of Hydrology*, 416-417:182–205.
- McVicar, T. R., Van Niel, T. G., Li, L. T., Hutchinson, M. F., Mu, X. M., y Liu, Z. H. (2007). Spatially distributing monthly reference evapotranspiration and pan evaporation considering topographic influences. *Journal of Hydrology*, 338(3-4):196–220.
- Miralles, D. G., Berg, M. J. V. D., Gash, J. H., Parinussa, R. M., Jeu, R. A. M. D., Beck, H. E., Holmes, T. R. H., Jiménez, C., Verhoest, N. E. C., Dorigo, W. A., Teuling, A. J., y Dolman, A. J. (2014). El Niño – La Niña cycle and recent trends in continental evaporation. *Nature Climate Change*, 4(1):1–5.
- Miralles, D. G., Gentile, P., Seneviratne, S. I., y Teuling, A. J. (2018). Land-atmospheric feedbacks during droughts and heatwaves: state of the science and current challenges. *Annals of the New York Academy of Sciences*, pages 1–17.
- Miralles, D. G., Holmes, T. R., De Jeu, R. A., Gash, J. H., Meesters, A. G., y Dolman, A. J. (2011). Global land-surface evaporation estimated from satellite-based observations. *Hydrology and Earth System Sciences*, 15(2):453–469.
- Monteith, J. (1965). Evaporation and environment. *Symposium of the society of experimental biology*, 19:205–224.

- Moratiel, R., Durán, J. M., y Snyder, R. L. (2010). Responses of reference evapotranspiration to changes in atmospheric humidity and air temperature in Spain. *Climate Research*, 44(1):27–40.
- Moratiel, R., Snyder, R. L., Durán, J. M., y Tarquis, A. M. (2011). Trends in climatic variables and future reference evapotranspiration in Duero Valley (Spain). *Natural Hazards and Earth System Science*, 11(6):1795–1805.
- Mu, Q., Heinsch, F. A., Zhao, M., y Running, S. W. (2007). Development of a global evapotranspiration algorithm based on MODIS and global meteorology data. *Remote Sensing of Environment*, 111(4):519–536.
- Mu, Q., Zhao, M., y Running, S. W. (2011). Improvements to a MODIS global terrestrial evapotranspiration algorithm. *Remote Sensing of Environment*, 115(8):1781–1800.
- Nandagiri, L. y Koor, G. M. (2006). Performance Evaluation of Reference Evapotranspiration Equations across a Range of Indian Climates. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, 132(3):238–249.
- Navarro, M. L. H. y del Valle, J. (1989). Las nieblas en la depresión del Ebro: el caso del Campo de Zaragoza y la Hoya de Huesca. *Geographicalia*, 26:125–140.
- Nouri, M., Homaei, M., y Bannayan, M. (2017). Quantitative Trend, Sensitivity and Contribution Analyses of Reference Evapotranspiration in some Arid Environments under Climate Change. *Water Resources Management*, 31(7):2207–2224.
- Painter, H. (1981). The performance of a Campbell-Stokes sunshine recorder compared with a simultaneous record of the normal incidence irradiance. *Meteorological Magazine*, 110(1305):102–109.
- Pebesma, E. J. (2004). Multivariable geostatistics in S: The gstat package. *Computers and Geosciences*, 30(7):683–691.
- Penman, H. (1948). Natural evaporation from open water, bare soil and grass. *Proceedings of the Royal Society of London. Series A, mathematical and physical*, 193(1032):120–145.
- Peterson, T. C., Golubev, V. S., y Groisman, P. Y. (1995). Evaporation losing its strength. *Nature*, 377:687.
- Priestley, C. y Taylor, R. (1972). On the assessment of surface heat flux and evaporation using large-scale parameters. *Monthly Weather Review*, 100(2):81–92.

- Rana, G. y Katerji, N. (1998). A measurement based sensitivity analysis of the Penman-Monteith actual evapotranspiration model for crops of different height and in contrasting water status. *Theoretical and Applied Climatology*, 60(1-4):141–149.
- Raziei, T. y Pereira, L. S. (2013). Estimation of ETo with Hargreaves-Samani and FAO-PM temperature methods for a wide range of climates in Iran. *Agricultural Water Management*, 121:1–18.
- Reynolds, R. W., Rayner, N. A., Smith, T. M., Stokes, D. C., y Wang, W. (2002). An improved in situ and satellite SST analysis for climate. *Journal of Climate*, 15(13):1609–1625.
- Robinson, E. L., Blyth, E. M., Clark, D. B., Finch, J., y Rudd, A. C. (2017). Trends in atmospheric evaporative demand in Great Britain using high-resolution meteorological data. *Hydrology and Earth System Sciences*, 21(2):1189–1224.
- Rodell, M., Beaudoin, H. K., L'Ecuyer, T. S., Olson, W. S., Famiglietti, J. S., Houser, P. R., Adler, R., Bosilovich, M. G., Clayson, C. A., Chambers, D., Clark, E., Fetzer, E. J., Gao, X., Gu, G., Hilburn, K., Huffman, G. J., Lettenmaier, D. P., Liu, W. T., Robertson, F. R., Schlosser, C. A., Sheffield, J., y Wood, E. F. (2015). The observed state of the water cycle in the early twenty-first century. *Journal of Climate*, 28(21):8289–8318.
- Roderick, M. L. y Farquhar, G. D. (2002). The Cause od Decreased Pan Evaporation over the Past 50 Years. *Science*, 298(5597):1407–1410.
- Roderick, M. L. y Farquhar, G. D. (2004). Changes in Australian pan evaporation from 1970 to 2002. *International Journal of Climatology*, 24(9):1077–1090.
- Ruiz-Arias, J. A., Quesada-Ruiz, S., Fernández, E. F., y Gueymard, C. A. (2015). Optimal combination of gridded and ground-observed solar radiation data for regional solar resource assessment. *Solar Energy*, 112:411–424.
- Saadi, S., Todorovic, M., Tanasijevic, L., Pereira, L. S., Pizzigalli, C., y Lionello, P. (2015). Climate change and Mediterranean agriculture: Impacts on winter wheat and tomato crop evapotranspiration, irrigation requirements and yield. *Agricultural Water Management*, 147:103–115.
- Sanchez-Lorenzo, A., Brunetti, M., Calbó, J., y 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(20):1–18.

- Sanchez-Lorenzo, A., Vicente-Serrano, S. M., Wild, M., Calbó, J., Azorin-Molina, C., y Peñuelas, J. (2014). Evaporation trends in Spain: A comparison of class A pan and Piché atmometer measurements. *Climate Research*, 61(3):269–280.
- Sen, P. (1968). Estimates of the regression coefficient based on Kendall's tau. *Journal of American Statistical Association*, 63:1379–1389.
- Seneviratne, S. I., Corti, T., Davin, E. L., Hirschi, M., Jaeger, E. B., Lehner, I., Orlowsky, B., y Teuling, A. J. (2010). Investigating soil moisture-climate interactions in a changing climate: A review. *Earth-Science Reviews*, 99(3-4):125–161.
- Serrano-Notivol, R., Beguería, S., Saz, M. Á., Longares, L. A., y De Luis, M. (2017). SPREAD: A high-resolution daily gridded precipitation dataset for Spain - An extreme events frequency and intensity overview. *Earth System Science Data*, 9(2):721–738.
- Sheffield, J., Wood, E. F., y Roderick, M. L. (2012). Little change in global drought over the past 60 years. *Nature*, 491(7424):435–438.
- Shiri, J., Kişi, Ö., Landaras, G., López, J. J., Nazemi, A. H., y Stuyt, L. C. (2012). Daily reference evapotranspiration modeling by using genetic programming approach in the Basque Country (Northern Spain). *Journal of Hydrology*, 414-415:302–316.
- Smith, M. (1995). Revision of FAO methodologies for crop water requirements. In IAEA., I. A. E. A. I., editor, *Nuclear techniques in soil-plant studies for sustainable agriculture and environmental preservation*, pages 385–398, Vienna. International Atomic Energy Agency (IAEA): IAEA.
- Stocker, T., Qin, D., Plattner, G., Tignor, M., Allen, S., Boschung, J., Nauels, A., Xia, Y., Bex, V., y Midgley, P. (2013). *Climate Change 2013: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel of Climate Change*. Cambridge University Press, Cambridge, United Kingdom and New York, NY, USA.
- Teuling, A. J., Hirschi, M., Ohmura, A., Wild, M., Reichstein, M., Ciais, P., Buchmann, N., Ammann, C., Montagnani, L., Richardson, A. D., Wohlfahrt, G., y Seneviratne, S. I. (2009). A regional perspective on trends in continental evaporation. *Geophysical Research Letters*, 36(2):1–5.
- Thornthwaite, C. (1948). An approach toward a rational classification of climate. *Geographical Review*, 38(1):55–94.

- Thorsten, P. (2018). trend: Non-Parametric Trend Tests and Change-Point Detection.
- Todorovic, M., Karic, B., y Pereira, L. S. (2013). Reference evapotranspiration estimate with limited weather data across a range of Mediterranean climates. *Journal of Hydrology*, 481:166–176.
- Trenberth, K. E., Smith, L., Qian, T., Dai, A., y Fasullo, J. (2007). Estimates of the Global Water Budget and Its Annual Cycle Using Observational and Model Data. *Journal of Hydrometeorology*, 8(4):758–769.
- Vanderlinden, K., Giráldez, J. V., y Van Meirvenne, M. (2008). Spatial Estimation of Reference Evapotranspiration in Andalusia, Spain. *Journal of Hydrometeorology*, 9(2):242–255.
- Vicente-Serrano, S. M., Azorin-Molina, C., Sanchez-Lorenzo, A., El Kenawy, A., Martín-Hernández, N., Peña-Gallardo, M., Beguería, S., y Tomas-Burguera, M. (2016). Recent changes and drivers of the atmospheric evaporative demand in the Canary Islands. *Hydrology and Earth System Sciences*, 20(8):3393–3410.
- Vicente-Serrano, S. M., Azorin-Molina, C., Sanchez-Lorenzo, A., Morán-Tejeda, E., Lorenzo-Lacruz, J., Revuelto, J., López-Moreno, J. I., y Espejo, F. (2014a). Temporal evolution of surface humidity in Spain: Recent trends and possible physical mechanisms. *Climate Dynamics*, 42(9-10):2655–2674.
- Vicente-Serrano, S. M., Azorin-Molina, C., Sanchez-Lorenzo, A., Revuelto, J., López-Moreno, J. I., González-Hidalgo, J. C., Moran-Tejeda, E., y Espejo, F. (2014b). Reference evapotranspiration variability and trends in Spain, 1961-2011. *Global and Planetary Change*, 121:26–40.
- Vicente-Serrano, S. M., Azorin-Molina, C., Sanchez-Lorenzo, A., Revuelto, J., Morán-Tejeda, E., López-Moreno, J. I., y Espejo, F. (2014c). Sensitivity of reference evapotranspiration to changes in meteorological parameters in Spain (1961-2011). *Water Resources Research*, 50(11):8458–8480.
- Vicente-Serrano, S. M., Beguería, S., y López-Moreno, J. I. (2010). A multiscalar drought index sensitive to global warming: The standardized precipitation evapotranspiration index. *Journal of Climate*, 23(7):1696–1718.
- Vicente-Serrano, S. M., Bidegain, M., Tomas-Burguera, M., Dominguez-Castro, F., El Kenawy, A., McVicar, T. R., Azorin-Molina, C., López-Moreno, J. I., Nieto, R., Gimeno, L., y Giménez, A. (2018a). A comparison of temporal variability of observed

- and model-based pan evaporation over Uruguay (1973–2014). *International Journal of Climatology*, 38(1):337–350.
- Vicente-Serrano, S. M., Nieto, R., Gimeno, L., Azorin-Molina, C., Drumond, A., El Kenawy, A., Dominguez-Castro, F., Tomas-Burguera, M., y Peña-Gallardo, M. (2018b). Recent changes of relative humidity: regional connection with land and ocean processes. *Earth System Dynamics Discussions*, pages 1–44.
- Vicente-Serrano, S., Lanjeri, S., y López-Moreno, I. (2007). Comparison of different procedures to map reference evapotranspiration using geographical information systems and regression-based techniques. *International Journal of Climatology*, 27(8):1103–1118.
- Wang, K. y Dickinson, R. E. (2012). A review of global terrestrial evapotranspiration: observation, modelling, climatology, and climatic variability. *Review of Geophysics*, 50(2011):1–54.
- Wang, T., Zhang, J., Sun, F., y Liu, W. (2017). Pan evaporation paradox and evaporative demand from the past to the future over China: a review. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Water*, 4(3):e1207.
- Wikle, C. K. y Berliner, L. M. (2007). A Bayesian tutorial for data assimilation. *Physica D: Nonlinear Phenomena*, 230(1-2):1–16.
- Wild, M., Folini, D., Schär, C., Loeb, N., Dutton, E. G., y König-Langlo, G. (2013). The global energy balance from a surface perspective. *Climate Dynamics*, 40(11-12):3107–3134.
- Wild, M., Gilgen, H., Roesch, A., Ohmura, A., Russak, V., y Tsvetkov, A. (2005). From Dimming to Brightening : Decadal Changes in Solar Radiation at Earth ' s Surface. *Science*, 308(May):847–850.
- Williams, M., Richardson, A. D., Reichstein, M., Stoy, P. C., Peylin, P., Verbeeck, H., Carvalhais, N., Jung, M., Hollinger, D. Y., Kattge, J., Leuning, R., Luo, Y., Tomelleri, E., Trudinger, C. M., y Wang, Y. P. (2009). Improving land surface models with FLUXNET data. *Biogeosciences*, 6(7):1341–1359.
- Willmott, C. J. (1982). Some Comments on the Evaluation of Model Performance. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 63(11):1309–1313.
- World Meteorological Organization (1989). Calculation of monthly and annual 30-year standard normals. WMO/TD-No.

World Meteorological Organization (2008). Measurement of evaporation. In *WMO Guide to Meteorological Instruments and Methods of Observation*, chapter 10, pages 110–1–I10–10. Geneva, Switzerland, 7th edition.

World Meteorological Organization (2017). WMO Guidelines on the Calculation of Climate Normals. *World Meteorological Organization*, 1203(1203).