



Universitat Politècnica de València

Departamento de Ingeniería Hidráulica y Medio Ambiente

Programa de Doctorado en Ingeniería del Agua y Medioambiental

**USO DE LA HUMEDAD DEL SUELO
SUPERFICIAL OBTENIDA POR SATÉLITE PARA
LA IMPLEMENTACIÓN DE UN MODELO
ECOHIDROLÓGICO DISTRIBUIDO. CASO DE
ESTUDIO: CUENCA DE LA RAMBLA DE LA
VIUDA (ESPAÑA)**

AUTOR: CARLOS A. ECHEVERRÍA MARTÍNEZ

DIRECTORES: - PROF. DR. FÉLIX FRANCÉS G.

- DRA. GUIOMAR RUIZ PÉREZ

VALENCIA, FEBRERO DE 2020

Muchos de nuestros sueños parecen al principio imposibles, luego pueden parecer improbables, y luego, cuando nos comprometemos firmemente, se vuelven inevitables.

¿Si no vas a por todo, por qué vas?"

Christopher Reeve

AGRADECIMIENTOS

En primer lugar, agradezco a mi familia por apoyarme incondicionalmente en esta aventura y por toda la base humana y educativa que me han inculcado desde siempre.

Al gobierno de Paraguay, que a través de su programa de becas en el exterior Carlos Antonio López (BECAL) ha depositado su confianza en mi persona y me han asistido deferentemente para esta formación. “Heta aguije peẽme guarã”.

A los proyectos TETIS-MED, TETIS-CHANGE y LIFE Resilient Forest, por darme la oportunidad de formar parte de vuestro equipo y por el soporte complementario a mi beca principal a lo largo de estos cuatro años.

Me gustaría expresar mi más profunda gratitud, agradecimiento y admiración a mi director, el Profesor Doctor Félix Francés, por darme la oportunidad de trabajar con él y en su grupo de investigación, además de la excelente guía académica, y soporte, tanto académico como no académico.

Agradecimiento especial a mi directora, la Doctora Guiomar Ruiz Pérez, por todo el soporte científico, dedicación y paciencia que me ha brindado durante todo el doctorado.

A todos mis colegas del Grupo de Investigación en Modelación Hidrológica y Ambiental (GIMHA), cariñosamente conocidos como “Los Francesitos”, por haber compartido y haber sido parte de solo buenos momentos durante este periodo. Mención especial a Cristina, Carles, Jonathan, Vicente y Raquel, a quién además de colegas, considero amigos.

Profundamente agradecido con la familia Belenguer Ferrer (Lorena, Joaquín y Ángeles) por ser parte activa dando apoyo durante la mayor parte de este proceso. Moltes gràcies.

Estoy realmente agradecido al Dr. Brian Barrett y al Dr. Luis Samaniego, quienes me han recibido con tanta deferencia en sus respectivos grupos de investigación, y me han dado apoyo, soporte y ayuda, tanto científica como no científica, durante y después de las estancias.

A los amigos del club de Halterofilia, a los amigos del Rugby, a los compañeros del Club de Judo y a todos con quienes he compartido en el ámbito deportivo, tanto fuera como dentro de alguna competición, han sumado y ayudado mucho, siendo contraparte de esta maravillosa etapa.

Un gracias de corazón a mis amigos paraguayos residentes en España, sobre todo a “los valencianos”, y entre ellos hacer una mención especial a Yoshio, Osmar y Edgar, quienes han estado siempre a mi lado, pero más aún en los momentos difíciles. ¡¡¡Gracias los pibes!!!

CONTENIDO

RESUMEN	19
ABSTRACT	23
RESUM	27
CAPÍTULO 1. Introducción	31
1.1. Introducción general.....	33
1.2. Objetivos.....	36
1.3. Marco de investigación	36
1.4. Estructura del documento.....	42
CAPÍTULO 2. Caso de estudio	43
2.1. Área de estudio	45
2.1.1. Localización	45
2.1.2. Topografía.....	46
2.1.3. Clima.....	46
2.1.4. Tipología del suelo.....	48
2.1.5. Uso del suelo.....	49
2.1.6. Geología.....	50
2.1.7. Hidrogeología.....	51
2.2. Datos utilizados.....	52
2.2.1. Precipitación	52
2.2.2. Temperatura.....	54
2.2.3. Caudales.	56
2.2.4. Radiación solar.	58
2.2.5. Evapotranspiración de referencia.	59
2.2.6. Humedad del suelo obtenida por teledetección.	62
2.3. Modelo eco-hidrológico: TETIS.....	62
2.3.1. Generación de la información espacial.....	63
2.3.2. Generación de la escorrentía.....	63
2.3.3. Traslación de la escorrentía.....	66
2.3.4. Submodelo de vegetación dinámica.	67
2.4. Estimación previa de parámetros.	68
2.4.1. MDE y derivados.	68
2.4.2. Parámetros de vegetación.	69
2.4.3. Parámetros hidrológicos.	71

2.4.4. Áreas umbrales: Onda Cinemática Geomorfológica (OCG)	74
CAPÍTULO 3. Metodología.....	77
3.1. Propuesta metodológica.....	79
3.2. Algoritmos de calibración automática.	79
3.2.1. Algoritmo de calibración mono-objetivo: SCE-UA.	79
3.2.2. Algoritmo de calibración multiobjetivo: MOSCEM-UA.....	81
3.3. Funciones Ortogonales Empíricas.	83
3.4. Función objetivo espacio temporal: $STE = f(SM)$	85
3.5. Configuraciones de calibración automática	87
3.5.1. Mono-objetivo temporal: $FO = 1 - NSE(Q)$	87
3.5.2. Multi-objetivo temporal: $FO_1 = 1 - NSE(Q)$, $FO_2 = BE(Q) $	87
3.5.3. Multi-objetivo espacio temporal: $FO_1 = 1 - NSE(Q)$, $FO_2 = 1 - STE(SM)$	88
3.5.4. Mono-objetivo espacio temporal: $FO = 1 - STE(SM)$	88
CAPÍTULO 4. Resultados.....	89
4.1. Elección de la FO espacio temporal: $STE=f(SM)$	91
4.2. Configuración mono-objetivo temporal: $FO=1-NSE(Q)$	91
4.3. Configuración multi-objetivo temporal: $FO_1=1-NSE(Q)$, $FO_2= BE(Q) $	96
4.4. Configuración multi-objetivo espacio temporal: $FO_1=1-NSE(Q)$, $FO_2=1-STE(SM)$	101
4.5. Mono-objetivo espacio temporal: $FO=1-STE(SM)$	106
CAPÍTULO 5. Discusión de resultados	111
5.1. Incorporación de información obtenida por teledetección en el proceso de optimización	113
5.2. Valor de la información de satélite	114
5.3. Influencia de la información de satélite en los valores finales de los parámetros	118
CAPÍTULO 6. Conclusiones y futuras líneas	123
7. Publicaciones derivadas de esta tesis doctoral	129
7.1. Artículos en revistas indexadas	129
7.2. Contribuciones en congresos y jornadas.....	129
8. Referencias bibliográficas	131

Índice de Figuras

Figura 1. Número de artículos publicados con la palabra “ <i>Ecohydrology</i> ” en otras áreas de investigación entre 1990 y 2018. Fuente: <i>Web of Science</i> (WoS).	37
Figura 2. Número de publicaciones por año (1990-2018) con la palabra “ <i>Ecohydrology</i> ”. Fuente: <i>Web of Science</i> (WoS).	37
Figura 3. Número de artículos publicados con las palabras “ <i>multi-objective calibration</i> ” y “ <i>hydrological model</i> ” en otras áreas de investigación entre 2000 y 2018. Fuente: <i>Web of Science</i> (WoS).	38
Figura 4. Número de publicaciones por año (1990-2018) con las palabras “ <i>multi-objective calibration</i> ” y “ <i>hydrological model</i> ”. Fuente: <i>Web of Science</i> (WoS).	39
Figura 5. Número de artículos publicados con las palabras “ <i>remote sensing</i> ” y “ <i>hydrological model</i> ” en otras áreas de investigación entre 1978 y 2018. Fuente: <i>Web of Science</i> (WoS).	40
Figura 6. Número de publicaciones por año (1978-2018) con las palabras “ <i>remote sensing</i> ” y “ <i>hydrological model</i> ”. Fuente: <i>Web of Science</i> (WoS).	40
Figura 7. Número de artículos publicados con las palabras “ <i>Prediction in Ungauged Basins</i> ” en otras áreas de investigación entre 2002 y 2018. Fuente: <i>Web of Science</i> (WoS).	41
Figura 8. Número de publicaciones por año (2002-2018) con las palabras “ <i>Prediction in Ungauged Basins</i> ”. Fuente: <i>Web of Science</i> (WoS).	42
Figura 9. Localización de la cuenca de la Rambla de la Viuda en la Península Ibérica (Fuente: Elaboración propia).	45
Figura 10. Mapa de MDE y curva hipsométrica de la cuenca de la Rambla de la Viuda (Fuente: Confederación Hidrográfica del Júcar).	46
Figura 11. Representación espacial de la precipitación media anual [mm/año] durante el periodo 1950-2015 para la cuenca de la Rambla de la Viuda (Fuente: AEMET).	47
Figura 12. Representación espacial de la temperatura media anual (°C) durante el periodo 1950-2015 para la cuenca de la Rambla de la Viuda (Fuente: AEMET).	48
Figura 13. Mapa de tipos de suelo de la cuenca de la Rambla de la Viuda (Fuente: ESDB).	49
Figura 14. Distribución espacial de los usos del suelo para la cuenca de la Rambla de la Viuda (Fuente: CORINE, 2006)	50
Figura 15. Mapa geológico de la cuenca de la Rambla de la Viuda. Fuente: IGME	51

Figura 16. a) Mapa de permeabilidad de la cuenca de la Rambla de la Viuda; b) Mapa de Zonas kársticas y no kársticas de la cuenca de la Rambla de la Viuda (Fuente: IDE IGME).	52
Figura 17. Centroides de las celdas de Spain02 v05 de $0.11^{\circ} \times 0.11^{\circ}$ utilizados para este trabajo. Fuente: Proyecto Spain02.	53
Figura 18. Precipitación media anual acumulada para el periodo de estudio (2010-2015) en la cuenca de la Rambla de la Viuda. Fuente: Proyecto Spain02	54
Figura 19. Precipitación media mensual acumulada para el periodo de estudio (2010-2015) en la cuenca de la Rambla de la Viuda. Fuente: Proyecto Spain02	54
Figura 20. Temperatura media anual para el periodo de estudio (2010-2015) en la cuenca de la Rambla de la Viuda. Fuente: Proyecto Spain02	55
Figura 21. Temperatura media mensual (mínima, media y máxima) para el periodo de estudio (2010-2015) en la cuenca de la Rambla de la Viuda. Fuente: Proyecto Spain02	56
Figura 22. Caudal de aporte medio anual en el embalse de María Cristina durante el periodo de estudio (2010-2015). Fuente: CEDEX	57
Figura 23. Caudal de aporte medio mensual en el embalse de María Cristina durante el periodo de estudio (2010-2015). Fuente: CEDEX.....	57
Figura 24. Caudales diarios observados en el embalse de María Cristina en el periodo de estudio (2010-2015). Fuente: CEDEX.....	58
Figura 25. Radiación solar media mensual para el periodo de estudio (2010-2015) en la cuenca de la Rambla de la Viuda. Fuente: SIAR.....	59
Figura 26. Distribución espacial de la ET_0 media anual para el periodo de estudio (2010-2015) en la cuenca de la Rambla de la Viuda. Fuente: Elaboración propia utilizando la ecuación de Hargreaves-Samani y datos del proyecto Spain02.....	60
Figura 27. ET_0 media mensual para el periodo de estudio (2010-2015) en la cuenca de la Rambla de la Viuda. Fuente: Elaboración propia utilizando la ecuación de Hargreaves-Samani y datos del proyecto Spain02.	61
Figura 28. Distribución espacial de la ET_0 media mensual durante el periodo de estudio (2010-2015) en la cuenca de la Rambla de la Viuda. Fuente: Elaboración propia utilizando la ecuación de Hargreaves-Samani y datos del proyecto Spain02.....	61
Figura 29. Esquema conceptual de tanques a nivel de celda del modelo TETIS. Fuente: GIMHA, 2019	65
Figura 30. Movimiento horizontal propuesto por el modelo TETIS (simplificación 2D).	66
Figura 31. Mapas de MDE y derivados correspondientes a la cuenca de estudio.	69
Figura 32. Mapas de parámetros de vegetación utilizados en la cuenca de estudio.	71

Figura 33. Mapas de parámetros hidrológicos utilizados en la cuenca de estudio.	74
Figura 34. Flujograma del algoritmo SCE-UA. Fuente: Adaptado de Duan et al. (1992)	81
Figura 35. Flujograma del algoritmo de calibración multi-objetivo MOSCEM-UA. Fuente: Adaptado de Vrugt et al. (2003).	82
Figura 36. Comparación del desempeño de las alternativas propuestas como FO espacio-temporales en los periodos de calibración y validación.....	91
Figura 37. Evolución del índice NSE para la configuración mono-objetivo temporal: $FO = 1 - NSE(Q)$	92
Figura 38. Hidrograma de caudales observados y simulados para la configuración mono-objetivo-temporal: a) en el periodo de calibración, c) en el periodo de validación. Curva de permanencia para caudales observados y simulados para la configuración mono-objetivo-temporal: b) en el periodo de calibración, d) en el periodo de validación.	93
Figura 39. Gráfica comparativa de la SM media observada y simulada para toda la cuenca para la configuración mono-objetivo temporal: a) periodo de calibración, b) periodo de validación.	94
Figura 40. Distribución espacial del coeficiente de correlación de Pearson calculado para la SM observado y simulado para la configuración mono-objetivo temporal: a) en el periodo de calibración, b) en el periodo de validación.....	94
Figura 41. Gráfica comparativa del LAI medio observado y simulado para toda la cuenca para la configuración mono-objetivo temporal: a) periodo de calibración, b) periodo de validación.	95
Figura 42. Distribución espacial del coeficiente de correlación de Pearson calculado para el LAI observado y simulado para la configuración mono-objetivo temporal: a) en el periodo de calibración, b) en el periodo de validación.....	96
Figura 43. Soluciones candidatas y aproximación de la frontera de Pareto al final del proceso de optimización para la configuración multi-objetivo temporal.....	97
Figura 44. Hidrograma de caudales observados y simulados para la configuración multi-objetivo temporal: a) en el periodo de calibración, c) en el periodo de validación. Curva de permanencia para caudales observados y simulados para la configuración multi-objetivo temporal: b) en el periodo de calibración, d) en el periodo de validación.....	98
Figura 45. Gráfica comparativa de la SM media observada y simulada para toda la cuenca para la configuración multi-objetivo temporal: a) periodo de calibración, b) periodo de validación.....	99

Figura 46. Distribución espacial del coeficiente de correlación de Pearson calculado para la SM observada y simulada para la configuración multi-objetivo temporal: a) en el periodo de calibración, b) en el periodo de validación.....	100
Figura 47. Gráfica comparativa del LAI medio observado y simulado para toda la cuenca para la configuración multi-objetivo temporal: a) periodo de calibración, b) periodo de validación.....	100
Figura 48. Distribución espacial del coeficiente de correlación de Pearson calculado para el LAI observado y simulado para la configuración multi-objetivo temporal: a) en el periodo de calibración, b) en el periodo de validación.....	101
Figura 49. Soluciones candidatas y aproximación de la frontera de Pareto al final del proceso de optimización para la configuración multi-objetivo espacio temporal.....	102
Figura 50. Hidrograma de caudales observados y simulados para la configuración multi-objetivo espacio temporal: a) en el periodo de calibración, c) en el periodo de validación. Curva de permanencia para caudales observados y simulados para la configuración multi-objetivo espacio temporal: b) en el periodo de calibración, d) en el periodo de validación.....	103
Figura 51. Gráfica comparativa de la SM media observada y simulada para toda la cuenca para la configuración multi-objetivo espacio temporal: a) periodo de calibración, b) periodo de validación.....	103
Figura 52. Distribución espacial del coeficiente de correlación de Pearson calculado para la SM observada y simulada para la configuración multi-objetivo espacio temporal: a) en el periodo de calibración, b) en el periodo de validación.....	104
Figura 53. Gráfica comparativa del LAI medio observado y simulado para toda la cuenca para la configuración multi-objetivo espacio temporal: a) periodo de calibración, b) periodo de validación.....	105
Figura 54. Distribución espacial del coeficiente de correlación de Pearson calculado para el LAI observado y simulado para la configuración multi-objetivo espacio temporal: a) en el periodo de calibración, b) en el periodo de validación.....	105
Figura 55. Hidrograma de caudales observados y simulados para la configuración mono-objetivo temporal: a) en el periodo de calibración, c) en el periodo de validación. Curva de permanencia para caudales observados y simulados para la configuración mono-objetivo espacio temporal: b) en el periodo de calibración, d) en el periodo de validación.....	106
Figura 56. Gráfica comparativa de la SM media observada y simulada para toda la cuenca para la configuración mono-objetivo espacio temporal: a) periodo de calibración, b) periodo de validación.....	107
Figura 57. Distribución espacial del coeficiente de correlación de Pearson calculado para la SM observada y simulada para la configuración mono-objetivo espacio temporal: a) en el periodo de calibración, b) en el periodo de validación.....	108

Figura 58. Gráfica comparativa del LAI medio observado y simulado para toda la cuenca para la configuración mono-objetivo espacio temporal: a) periodo de calibración, b) periodo de validación. 108

Figura 59. Distribución espacial del coeficiente de correlación de Pearson calculado para el LAI observado y simulado para la configuración mono-objetivo espacio temporal: a) en el periodo de calibración, b) en el periodo de validación..... 109

Figura 60. Variación del índice NSE (Q) en la búsqueda del óptimo en cada configuración analizada para la cuenca de la Rambla de la Viuda..... 116

Índice de Tablas

Tabla 1. Estaciones de radiación solar utilizadas para la cuenca de la Rambla de la Viuda en el periodo de trabajo (2010-2015). Fuente: Proyecto SIAR.....	58
Tabla 2. Conjunto de parámetros a calibrar en el modelo hidrológico TETIS.....	64
Tabla 3. Conjunto de parámetros a calibrar en el sub modelo de vegetación dinámica.	68
Tabla 4. Valores de Ψ_{ae} , n y b para el cálculo del contenido de agua en el suelo. Fuente: Clapp & Hornberger, 1978.....	70
Tabla 5. Capacidad de percolación del sustrato según el tipo de roca y su permeabilidad cualitativa.....	72
Tabla 6. Almacenamiento en charcos según el uso del suelo.	73
Tabla 7. Profundidad de raíces según el uso del suelo.	73
Tabla 8. Coeficientes y exponentes utilizados para la OCG	75
Tabla 9. Sumario de los valores iniciales, rango de búsqueda y valores finales de los parámetros del modelo hidrológico para las cuatro configuraciones de optimización.....	119
Tabla 10. Sumario de los valores iniciales, rango de búsqueda y valores finales de los parámetros del modelo de vegetación dinámica para las cuatro configuraciones de optimización.....	120

Glosario de símbolos y abreviaturas

AC: Almacenamiento en charcos

AD: Almacenamiento en depresiones

AEMET: Asociación Española de Meteorología.

AT: Almacenamiento superficial total

BE: error en volumen (en porcentaje)

CDA: Celdas Drenante Acumuladas.

CEDEX: Centro de Estudios y Experimentación de Obras Públicas

DIHMA: Departamento de Ingeniería Hidráulica y Medio Ambiente

EOF: Funciones ortogonales empíricas

ESDB: European Soil Data Base.

ET: Evapotranspiración.

ET₀: Evapotranspiración de referencia.

FO: función objetivo.

GIMHA: Grupo de Investigación en Modelación Hidrológica y Ambiental Distribuida.

IIAMA: Instituto Universitario de Investigación en Ingeniería del Agua y Medio Ambiente.

LAI: índice de área foliar.

LST: Temperatura de la superficie terrestre

MDE: Modelo Digital de Elevaciones.

MOSCEM-UA: Multi Objective Shuffled Complex Evolution Metropolis – University of Arizona.

NDVI: Índice de vegetación de diferencia normalizada

NSE: índice de eficiencia de Nash y Sutcliffe.

OCCG: Onda Cinemática Geomorfológica.

P: Precipitación.

Q: Caudales

R: coeficiente de correlación de Pearson.

RMSE: Error cuadrático medio.

RS: Radiación solar.

SAIH: Sistema Automático de Información Hidrológica.

SCE-UA: Shuffled Complex Evolution – University of Arizona.

SIAR: Sistema de Información Agroclimático y de Regadío.

SIG: Sistema de Información Geográfica.

SM: humedad del suelo.

STE: índice de eficiencia espacio-temporal.

SWE: Altura de agua equivalente del manto de nieve

T: Temperatura.

UPV: Universitat Politècnica de València

WoS: Web of Science.

β : Parámetro de factor de escala del algoritmo MOSCEM-UA

RESUMEN

El enfoque tradicional en la calibración de modelos hidrológicos se basa únicamente en los caudales observados en alguna estación de aforos de la cuenca de estudio. Sin embargo, la evaluación de los caudales de manera puntual para una cuenca hidrográfica proporciona una respuesta agregada y limitada del comportamiento del sistema. Es por esto, que los datos obtenidos por teledetección se han convertido en una alternativa clave para hacer frente esta situación, aumentando significativamente el uso de este tipo de información en las últimas décadas para variables de estado utilizadas en Ecohidrología.

De hecho, los datos obtenidos por teledetección proporcionan no solo información temporal, sino también información valiosa sobre la dinámica espacial, lo que puede facilitar una calibración del modelo teniendo en cuenta los patrones espaciales y la dinámica temporal, lo que a su vez aumenta la robustez del modelado.

Actualmente existe una gran disponibilidad de datos de satélite, por citar entre otros: índice de área foliar, humedad del suelo superficial, evapotranspiración. Estos datos se encuentran disponibles casi en tiempo real, con resoluciones espacio-temporales suficientes para la Ecohidrología [30m-25km] en la mayoría de los casos y con una distribución espacial cubriendo toda la tierra. Para este trabajo se ha escogido la humedad del suelo superficial como variable de estado, y el índice de área foliar como variable de validación.

Justificado en la importancia y el papel fundamental desempeñado por la humedad del suelo en el ciclo hidrológico, se ha decidido incluirla como variable de estado en esta investigación. A pesar de su importancia, las mediciones in-situ son todavía escasas en tiempo y espacio, si tenemos en cuenta su alta variabilidad espacial y temporal, lo que unido a los costos asociados a su funcionamiento y mantenimiento nos lleva a la realidad que generar la cantidad necesaria de datos observacionales in-situ es económicamente inviable, salvo en cuencas pequeñas experimentales o parcelas.

Por todo ello, los datos de la mencionada variable obtenidos por teledetección se presentan como una buena alternativa para ser incorporados durante el modelado del ciclo hidrológico. Y es aquí donde se enmarca esta investigación.

Primeramente, testear la posibilidad de calibrar una cuenca utilizando información satelital, desde un enfoque multiobjetivo en combinación con la serie de caudales, y desde un enfoque mono-objetivo considerando a la humedad del suelo como única variable de estado, es decir, en este caso

se ha considerado a la cuenca como no aforada. En segundo lugar, también debe hacerse frente a un objetivo operacional que implica resolver cómo manejar este tipo de información para implementar y calibrar modelos ecohidrológicos.

Para llevar a cabo la propuesta se ha seleccionado como área de estudio una cuenca mediterránea semiárida con un régimen efímero (la Rambla de la Viuda) y un modelo distribuido espacialmente (TETIS) para poder explotar mejor la información espacial proveniente de la teledetección.

Los resultados obtenidos muestran principalmente que: a) considerando información espacio-temporal en el proceso de calibración multiobjetivo (en combinación con la serie de caudales) incrementa la robustez del modelo, debido a que el desempeño del mismo no presenta demasiada degradación en el paso del periodo de calibración al periodo de validación, y b) considerando a la cuenca como no aforada, es posible realizar una estimación coherente de la hidrología utilizando solamente la información de satélite como única variable de estado, manteniendo resultados aceptables también el periodo de validación.

ABSTRACT

The traditional approach to hydrological model calibration is based only on observed discharges at gauging stations of the studied basin. However, assessing the discharges of a watershed in this way provides an aggregated and limited answer about the behaviour of the system. In order to deal with this, remote sensing satellite data have become a key alternative and their use has significantly increased in recent decades to estimate ecohydrological state variables. Remote sensing data not only provide temporal information but also valuable information on spatial dynamics, facilitating model calibration. Currently, satellite data are available almost in real time, generally with sufficient spatio-temporal resolution for ecohydrology studies and with a spatial distribution covering the entire earth. There are many sources of satellite information than can be used in ecohydrology, but in this research we chose near-surface soil moisture as state variable and leaf area index for validation.

Soil moisture plays a key role in the hydrological cycle due to its influence on many processes that directly or indirectly affect the water balance, such as vegetation growth, hydraulic properties of the ground, evapotranspiration, runoff generation and the processes of infiltration and deep percolation.

Despite their importance, soil moisture in-situ measurements are still uncommon in time and space; their high spatial and temporal variability, together with the associated costs of operation and maintenance, make generating the necessary amount of observational data in-situ economically unviable, except in small experimental basins or plots. Therefore, soil moisture data obtained by remote sensing represent a good alternative for hydrological modelling.

The main goal of this study is to test the possibility of calibrating a watershed using only satellite information of soil moisture. To do this, we also address a secondary objective that involves solving how to process this type of information in order to implement and calibrate hydrological models.

As a case study, a semi-arid Mediterranean catchment area was selected with an ephemeral regime (the Rambla de la Viuda) and a spatially distributed model was used (TETIS).

RESUM

L'enfocament tradicional al calibratge de models hidrològics es fonamenta únicament en els cabals observats en alguna estació d'aforament de la conca d'estudi. No obstant això, l'avaluació dels cabals de manera puntual per a una conca hidrogràfica proporciona una resposta agregada i limitada del comportament del sistema.

Per a fer front a aquesta situació, les dades obtingudes per teledetecció s'han convertit en una alternativa clau, augmentant significativament l'ús d'aquest tipus d'informació en les últimes dècades per a variables d'estat utilitzades en ecohidrologia.

De fet, les dades obtingudes per teledetecció no només proporcionen informació temporal, sinó també informació valuosa de la dinàmica espacial, el que pot facilitar un calibratge del model tenint en compte els patrons espacials i la dinàmica temporal.

Actualment existeix una gran disponibilitat de dades de satèl·lit, quasi en temps real, amb resolucions espai temporals suficients per a la ecohidrologia en la majoria dels casos i amb una distribució espacial cobrint tota la terra. Per a aquest treball s'ha triat la humitat del sòl superficial com a variable d'estat, i l'índex d'àrea foliar com a variable de validació.

La humitat del sòl exerceix un paper fonamental al cicle hidrològic, a causa de la seua influència en molts processos que afecten directa o indirectament el balanç hídric, com poden ser el creixement de la vegetació, les propietats hidràuliques del sòl, la evapotranspiració, la generació d'escolament i processos d'infiltració i la percolació profunda. Malgrat la seua importància, els mesuraments in-situ són encara escassos en temps i espai, si tenim en compte la seua alta variabilitat espacial i temporal, la qual cosa unida als costos associats al seu funcionament i manteniment ens du a la realitat que generar la quantitat necessària de dades observacionals in-situ és econòmicament inviable, excepte en conques xicotetes experimentals o parcel·les.

Per tot això, les dades de l'esmentada variable obtingudes per teledetecció es presenten com a una bona alternativa per a ser incorporades durant el modelatge del cicle hidrològic. I és ací on s'emmarca aquesta investigació.

En primer lloc, testejar la possibilitat de calibrar una conca utilitzant informació satelital, des d'un punt de vista multiobjectiu en combinació amb la sèrie de cabals, i des d'un enfocament monoobjectiu considerant la humitat del sòl com a única variable d'estat, és a dir, en aquest cas s'ha considerat a la conca com a no aforada. En segon lloc, també ha de fer-se front a un objectiu operacional que implica resoldre com gestionar aquest tipus d'informació per a implementar i calibrar models hidrològics.

Com a cas d'estudi s'ha seleccionat una conca mediterrània semiàrida amb un règim efímer (la Rambla de la Vídua) i un model distribuït espacialment (TETIS) per a poder explotar millor la informació espacial provinent de la teledetecció.

CAPÍTULO 1. Introducción

1.1. Introducción general

La etapa de calibración en la implementación de un modelo hidrológico es un paso importante para ajustar los parámetros efectivos que caracterizan el comportamiento hidrológico de una cuenca hidrográfica desde el punto de vista del modelo matemático utilizado (Duan and Gupta, 1992; Gupta et al., 2009; Gupta, 1993; Yapo et al., 1998). Los parámetros efectivos difieren de los verdaderos valores (obtenidos por ejemplo con mediciones realizadas in-situ) por la existencia de diferentes fuentes de errores y porque están relacionados con la escala espacio-temporal de integración numérica (Francés et al., 2007).

Un proceso de calibración puede ser encarado de diferentes maneras, entre otras: a) método de prueba-error, b) optimización mono-objetivo, y/o c) optimización multi-objetivo. El enfoque a) es manual, requiere mucho tiempo y normalmente es subjetivo a la experiencia del modelador. En el caso de b), los resultados dependen en gran medida de la función objetivo (FO) elegida y el método no siempre es adecuado para el equilibrio y la optimización de todas las variables (Guo et al., 2013; Yapo et al., 1998), generando una posible situación de error de equifinalidad, que establece que varios conjuntos de parámetros pueden ser los óptimos (Beven and Freer, 2001), pero pueden presentar un comportamiento diferente del sistema, dando lugar a una solución óptima para una componente, pero no muy óptima para otras componentes que también pueden ser importantes para el sistema (Beven, 2006). En el enfoque c), se mantiene el problema de la selección de las FOs, pero es posible considerar más de un aspecto que influye en el sistema al evaluar más de una FO simultáneamente, con lo cual se hace frente al problema de equifinalidad (Vrugt et al., 2003).

El enfoque tradicional en la calibración de modelos hidrológicos se basa únicamente en los caudales observados en alguna estación de aforos de la cuenca de estudio. Sin embargo, la evaluación de los caudales de manera puntual para una cuenca hidrográfica proporciona una respuesta agregada y limitada del comportamiento del sistema (Bai et al., 2016; Beven and Freer, 2001; Bitew and Gebremichael, 2011; Collischonn et al., 2008; Gu et al., 2010; Jackson et al., 2016; Parajka and Blöschl, 2008; Rakovec et al., 2016; Winsemius et al., 2009; Wu et al., 2017; Zubieta et al., 2015).

Para hacer frente a la situación mencionada en el párrafo anterior, los datos obtenidos por teledetección se han convertido en una alternativa de información (Akbar et al., 2016; Brocca et al., 2017; Domeneghetti et al., 2014; Gupta et al., 2009; Li et al., 2009; Petropoulos et al., 2015; Ruiz-Pérez et al., 2016; Schlerf and Atzberger, 2006; Shu et al., 2011; Stisen et al., 2008), y su uso ha aumentado

significativamente en las últimas décadas con respecto a variables de estado clave en la modelación ecohidrológica (Lettenmaier et al., 2015). De hecho, los datos obtenidos por teledetección proporcionan no solo información temporal, sino también información valiosa sobre la dinámica espacial, lo que puede facilitar una calibración del modelo teniendo en cuenta los patrones espaciales y temporales de los procesos hidrológicos observados.

Actualmente existe una gran disponibilidad de datos de satélite, casi en tiempo real, con resoluciones espacio-temporales adecuadas para la Ecohidrología en la mayoría de los casos y con una distribución espacial cubriendo toda la Tierra. De entre las fuentes de información de satélite que puedan ser utilizadas en Ecohidrología, se destacan las siguientes: evapotranspiración real (Demirel et al., 2018; Herman et al., 2018; Immerzeel and Droogers, 2008; Rajib et al., 2018), temperatura de la superficie terrestre (Silvestro et al., 2013; Zink et al., 2018), diferentes índices de vegetación (Contreras et al., 2011; Ramón-Reinozo et al., 2019; Ruiz-Pérez et al., 2017), humedad del suelo superficial (Ahmad et al., 2010; Kornelsen and Coulibaly, 2015; Li et al., 2018a; Schlerf and Atzberger, 2006; Yang et al., 2019) y más recientemente anomalías del almacenamiento total de agua (Yassin et al., 2019).

Entre todas ellas, aquí se ha utilizado la humedad del suelo superficial (en adelante SM) ya que desempeña un papel fundamental en el ciclo hidrológico, debido a su influencia en muchos procesos que afectan directa o indirectamente el balance hídrico, como pueden ser el crecimiento de la vegetación, la evapotranspiración, la generación de escorrentía, los procesos de infiltración y la percolación profunda (Barrett et al., 2016; Legates et al., 2011; Li et al., 2018b; Perry and Niemann, 2007; Petropoulos et al., 2015; Western and Blöschl, 1999). A pesar de su importancia, las mediciones de SM in-situ son todavía escasas en tiempo y espacio, si tenemos en cuenta su alta variabilidad espacial y temporal, lo que unido a los costos asociados a su funcionamiento y mantenimiento nos lleva a la realidad que generar la cantidad necesaria de datos observados in-situ es económicamente inviable, salvo en cuencas pequeñas experimentales o parcelas. Por todo ello, los datos de SM obtenidos por teledetección se presentan como una buena alternativa para ser incorporados durante el modelado del ciclo hidrológico (Barrett et al., 2016, 2009; Kerr et al., 2016; Wigneron et al., 2003).

Y es debido a la importancia de la SM en el ciclo hidrológico y la dinámica de la vegetación, que en esta investigación se propone incluirla como variable de estado en la etapa de calibración, de forma exclusiva (enfoque mono-objetivo) o en combinación con otro tipo de información (enfoque multiobjetivo). En el enfoque mono-objetivo, el hecho de considerar solo información espacio-

temporal obtenida por teledetección, obviando por completo datos de caudales, ofrece una alternativa útil a la estimación de caudales en cuencas no aforadas o con escasez de datos. En el enfoque multiobjetivo espacio-temporal, el hecho de incluir información obtenida por teledetección proporciona una mejora en la robustez del modelado, en comparación a la configuración multiobjetivo temporal. En total se han establecido cuatro configuraciones de optimización, dos de las cuales incluyen a la SM.

Como caso de estudio para llevar a cabo la propuesta de investigación, se ha seleccionado una cuenca mediterránea semiárida con un régimen efímero (la Rambla de la Viuda) y un modelo ecohidrológico distribuido espacialmente (TETIS), para poder explotar mejor la información espacial proveniente de la teledetección. Dado que TETIS tiene un submodelo de vegetación dinámica, las verificaciones realizadas también han incluido la comparación de las simulaciones del índice de área foliar (LAI, por sus iniciales en inglés) con los valores observados desde satélite. Cabe destacar que se ha elegido este tipo de cuenca debido a la dificultad de la calibración y la necesidad de obtener buenas previsiones en este tipo de cauces. La metodología también se ha validado temporalmente en un periodo diferente al periodo de calibración (2011 - 2013), el cual se denomina periodo de validación (2014 - 2015).

Para las cuatro configuraciones se ha evaluado, además de las propias funciones-objetivo a optimizar: a) el índice de Nash-Sutcliffe (NSE) aplicado a la serie de humedad del suelo media areal diaria para toda la cuenca, b) el índice NSE aplicado al LAI medio areal de ocho días para toda la cuenca, c) el error cuadrático medio para la serie de humedad del suelo media diaria para toda la cuenca, d) el error cuadrático medio para el LAI medio diario para toda la cuenca, e) el error en volumen diario de la humedad del suelo media para toda la cuenca, f) el error en volumen diario del LAI medio para toda la cuenca, g) el coeficiente de correlación de Pearson (R en adelante) de la humedad del suelo observada y simulada para cada celda, h) R del LAI observado y simulado para cada celda. Todos estos índices serán descritos con detalle en el capítulo 3, sección 3.4.

1.2. Objetivos

El objetivo principal de esta investigación es testar la posibilidad de calibrar una cuenca utilizando únicamente información satelital de SM o de forma conjunta con serie de caudales.

Para lograr la consecución del objetivo principal, el mismo fue subdividido en tres objetivos específicos: 1) incorporar y evaluar la aptitud de la SM obtenida por teledetección en su utilización como variable de estado en el proceso de optimización en el modelado ecohidrológico; 2) implementar y llevar a cabo calibraciones con enfoque multiobjetivo utilizando tanto variables de estado temporal (serie de caudales en el punto de aforo) como espacio-temporal (SM obtenida por satélite); y 3) analizar la posibilidad y el desempeño de utilizar solamente la SM obtenida por teledetección como única variable de estado para estimación de caudales en cuencas no aforadas.

1.3. Marco de investigación

Esta investigación está compuesta esencialmente de tres pilares fundamentales: 1) modelación ecohidrológica, porque se ha considerado, además de la modelación hidrológica, la variación dinámica de la vegetación de la cuenca en el proceso de optimización y validación; 2) calibración multiobjetivo, debido a que se ha introducido el concepto de optimización de más de una variable de forma simultánea en parte de la investigación, y 3) teledetección, con una aplicación práctica en hidrología, considerando que en dos de las cuatro configuraciones evaluadas se ha utilizado la SM obtenida por satélite.

Es claramente visible el aumento de la toma en consideración de la variación de la vegetación y su influencia en la modelación del ciclo hidrológico (Beven and Binley, 1992; Gerten et al., 2004; Porporato et al., 2001), debido a la fuerte conexión y correlación que existe entre el recurso agua y el ecosistema, que, por supuesto incluye la vegetación y su dinámica, tanto temporal como espacial (Brocca et al., 2016; Demirel, 2018; Grabowski, R.C.; Gurnell, 2016; Olsson and Lindström, 2008; Pasquato et al., 2015; Ruiz-Pérez et al., 2016). En la Figura 1 se puede visualizar que se han publicado más de 1000 artículos de Ecohidrología en el área de Recursos Hídricos, ocupando el segundo lugar solo por detrás del área de Ciencias Ambientales. Además, es interesante observar la transversalidad que presenta esta nueva disciplina. La búsqueda se ha realizado en la página de *Web of Science* (WoS) y se ha utilizado la palabra de búsqueda “Ecohydrology”, es decir, los artículos que contengan la palabra deseada en el título, palabras clave y abstract.

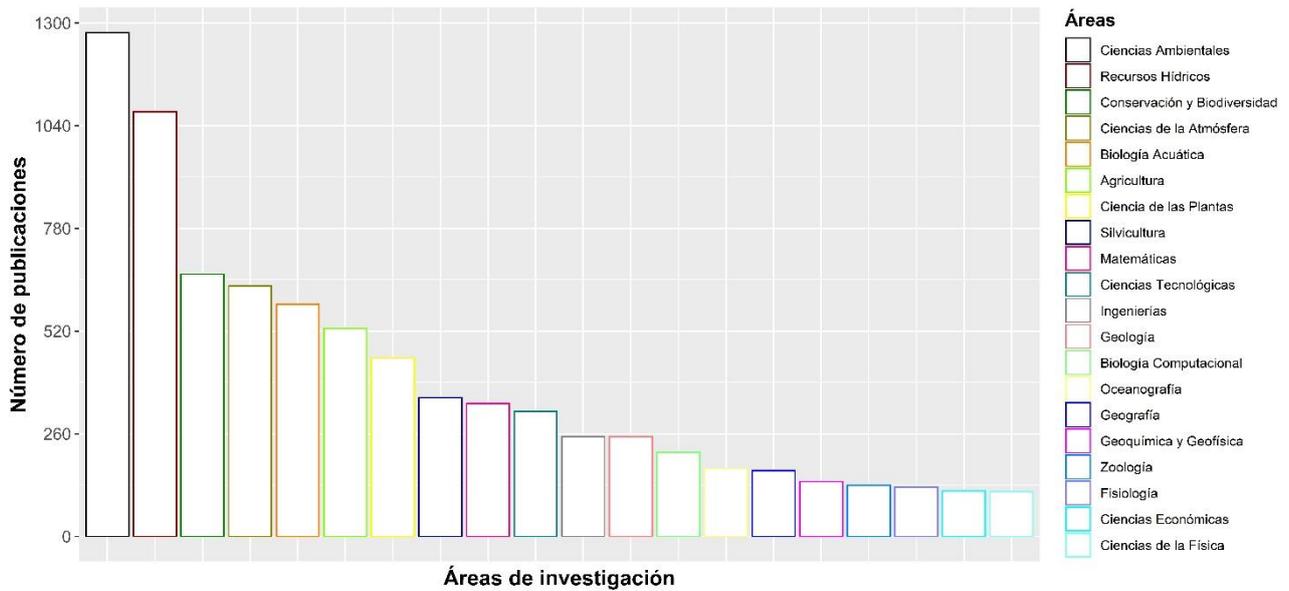


Figura 1. Número de artículos publicados con la palabra “Ecohydrology” en otras áreas de investigación entre 1990 y 2018. Fuente: Web of Science (WoS).

También es posible afirmar que la investigación en lo referente a la hidrología y la vegetación en conjunto presenta una tendencia de interés creciente con el paso del tiempo, casi duplicando la cantidad de publicaciones, si comparamos por ejemplo el año 2006 con 74 publicaciones y el año 2018 con 153 publicaciones (Figura 2).

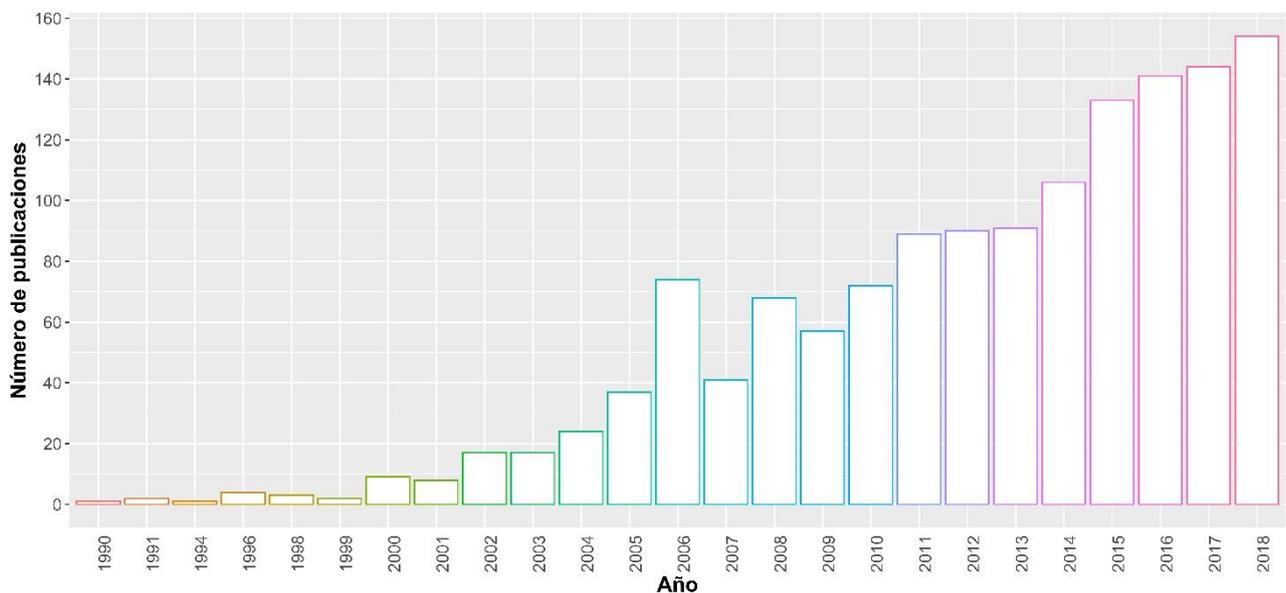


Figura 2. Número de publicaciones por año (1990-2018) con la palabra “Ecohydrology”. Fuente: Web of Science (WoS).

La calibración multiobjetivo es un proceso muy interesante, porque al momento de evaluar más de una FO de forma simultánea, se reduce la probabilidad de equifinalidad del resultado, con lo cual se logra mayor robustez en los resultados del modelado. La interacción entre las diferentes FO durante la etapa de calibración conduce hacia un conjunto de soluciones óptimas, conocido como frontera de Pareto. Esta frontera representa la correlación entre los diferentes objetivos de la optimización, y posee la propiedad de que cualquier mejora en una FO es en detrimento de la otra (para dos FO) o de las demás (para más de dos FO) (Medici et al., 2012; Ruiz-Pérez et al., 2016; Vrugt et al., 2003). Usualmente, los trabajos de investigación con enfoques multiobjetivo se basan precisamente en el concepto de frontera de Pareto (Bai et al., 2018; Khu and Madsen, 2005; Mayr et al., 2013; Mostafaie et al., 2018; Vrugt et al., 2003; Zitzler and Thiele, 1999).

Un aspecto adicional también novedoso en una calibración multiobjetivo es considerar al menos una de las FO sea función de una variable espacio-temporal, como lo han evaluado, entre otros: Laiolo et al. (2015), Li et al. (2018), Nijzink et al. (2016), Pokhrel et al. (2016), Rakovec et al. (2016) y Zhang et al. (2016).

La tendencia es considerar varias funciones objetivo a optimizar de manera simultánea, y varias ciencias lo aplican actualmente, aunque el área de los Recursos Hídricos destaca sobre las demás áreas con respecto a la búsqueda de trabajos con los términos “multi-objective calibration” y “hydrological model” en la página de la plataforma WoS (Figura 3).

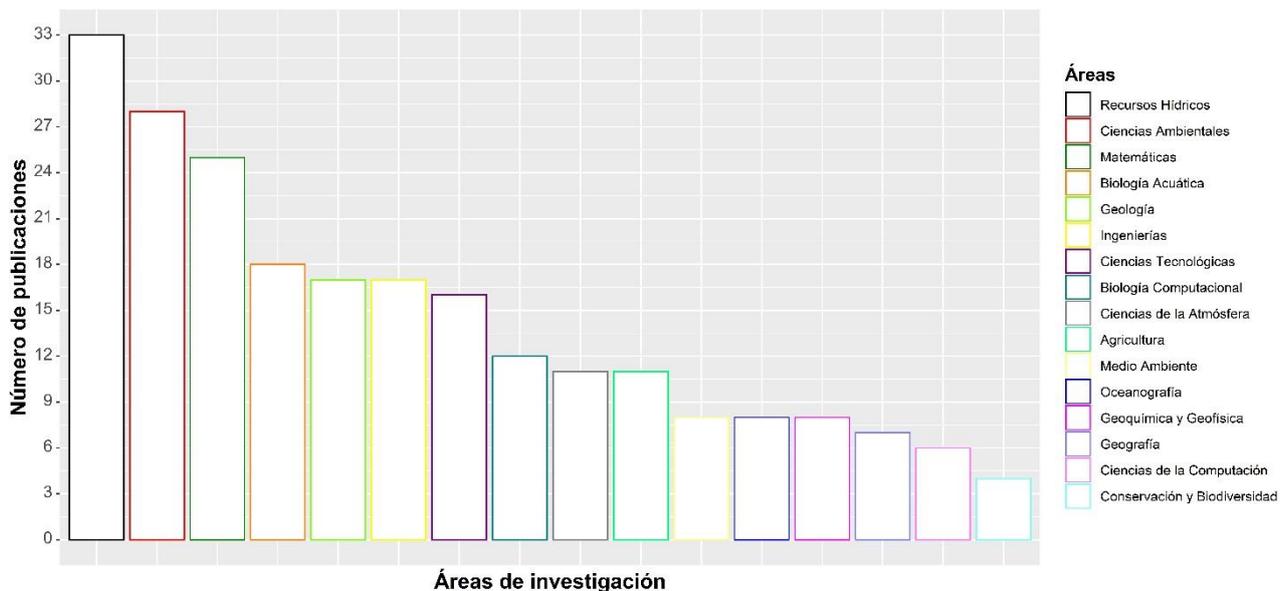


Figura 3. Número de artículos publicados con las palabras “multi-objective calibration” y “hydrological model” en otras áreas de investigación entre 2000 y 2018. Fuente: Web of Science (WoS).

También se ha hecho una comparativa anual de las publicaciones considerando optimización multiobjetivo. El número de publicaciones es un poco oscilante, resaltando que en el año 2018 se observa un valor mayor que los años anteriores (Figura 4).

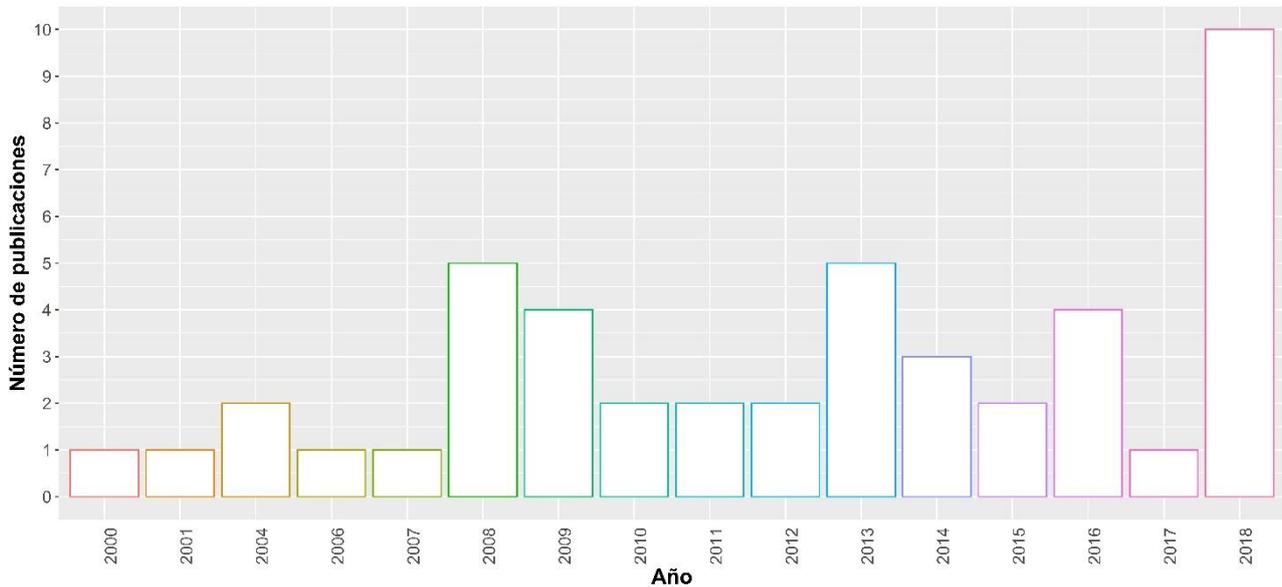


Figura 4. Número de publicaciones por año (2000-2018) con las palabras “multi-objective calibration” y “hydrological model”. Fuente: Web of Science (WoS).

Como mencionado anteriormente, para llevar a cabo un modelado hidrológico, la forma tradicional es comparando evaluando la bondad en la estimación de los caudales en el punto de aforo, pero también es sabido que no existe una red de estaciones de medición de caudales lo suficientemente amplia como para cubrir todas las cuencas existentes (Bloschl et al., 2013). En algunos casos, aunque existiesen mediciones, están son escasas e insuficientes para llevar a cabo un buen análisis. Para hacer frente a esta situación, surge la alternativa de utilizar información generada por teledetección como una opción práctica, económica y con buena cobertura tanto espacial como temporal, lo cual hace que la utilización de este tipo de datos en la modelación hidrológica sea una alternativa conveniente y eficaz (Cammalleri et al., 2015; Demirel et al., 2018; Gao et al., 2015; Koch et al., 2015; Li et al., 2018b; Ruiz-Pérez et al., 2016; Vereecken et al., 2012; Zhang et al., 2016).

A pesar de que nuestro interés se ha centrado en el uso de información obtenida por teledetección en Hidrología, específicamente en modelación hidrológica, es bueno observar la transversalidad del uso de este tipo de información en otras ciencias, a pesar que el mayor número de trabajos se encuentra en el apartado de Recursos Hídricos, con 3200 publicaciones (Figura 5).

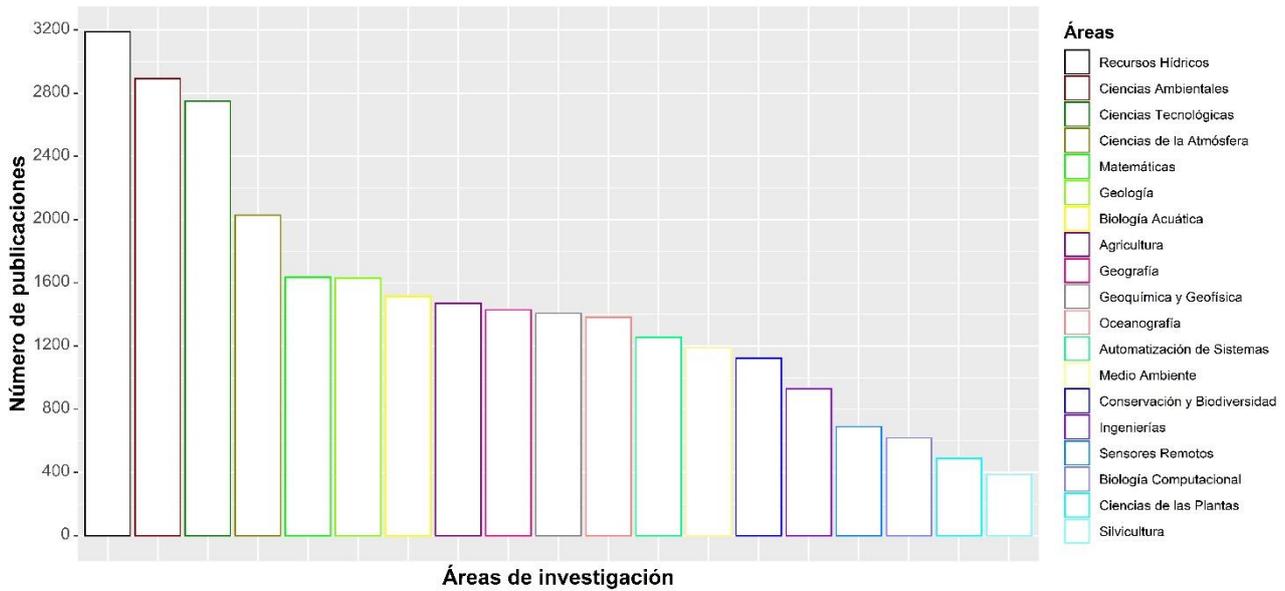


Figura 5. Número de artículos publicados con las palabras “remote sensing” y “hydrological model” en otras áreas de investigación entre 1978 y 2018. Fuente: Web of Science (WoS).

También se ha analizado la tendencia de las publicaciones en este campo, y la misma es de aumentar el número de publicaciones conforme pasan los años (Figura 6), habiendo una clara notoriedad de aumento a partir del año 2000, la cual se mantiene creciente hasta el año 2018.

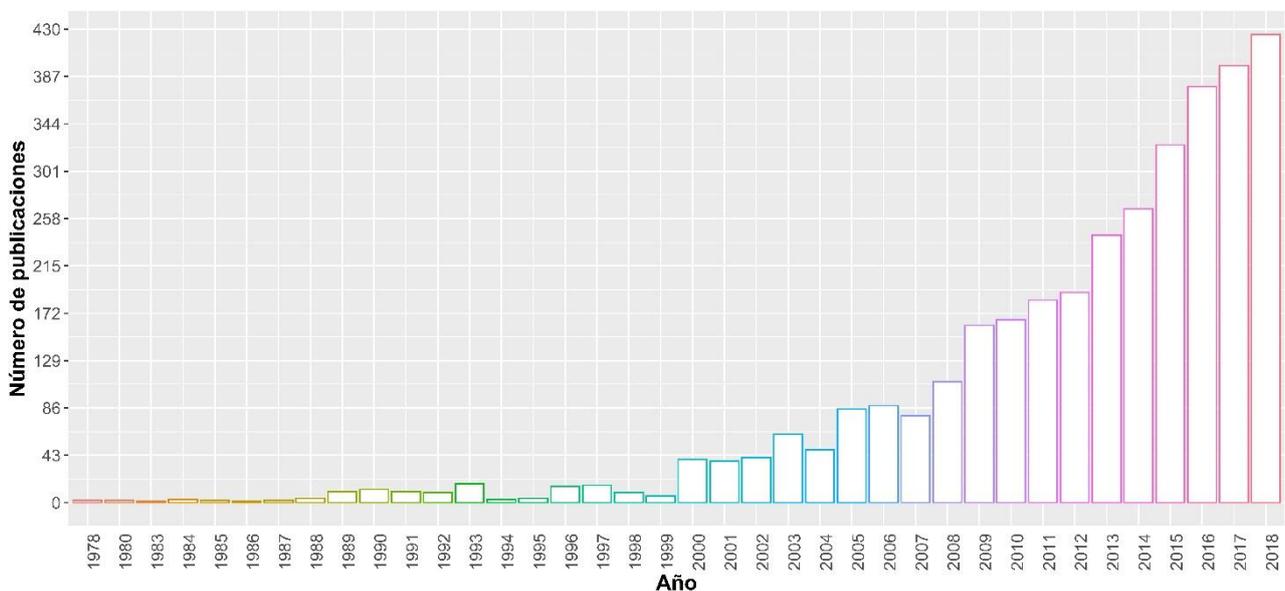


Figura 6. Número de publicaciones por año (1978-2018) con las palabras “remote sensing” y “hydrological model”. Fuente: Web of Science (WoS).

La comunidad científica también se encuentra en la búsqueda de métodos alternativos con los cuales hacer estimaciones confiables y razonables en lugares donde no es posible emplear los métodos tradicionales. Esta actividad es particularmente complicada, pues no existe un método directo o ecuaciones directas que resolver en pro de una estimación apropiada, debido a que todos

los métodos se encuentran estudiados y probados para realizar estimaciones y previsiones utilizando los caudales medidos en el punto de aforo, siendo este caso la minoría de las cuencas hidrográficas (Bloschl et al., 2013). Como esperado, el mayor número de publicaciones sobre este tema se encuentra en el área de Recursos Hídricos (Figura 7).

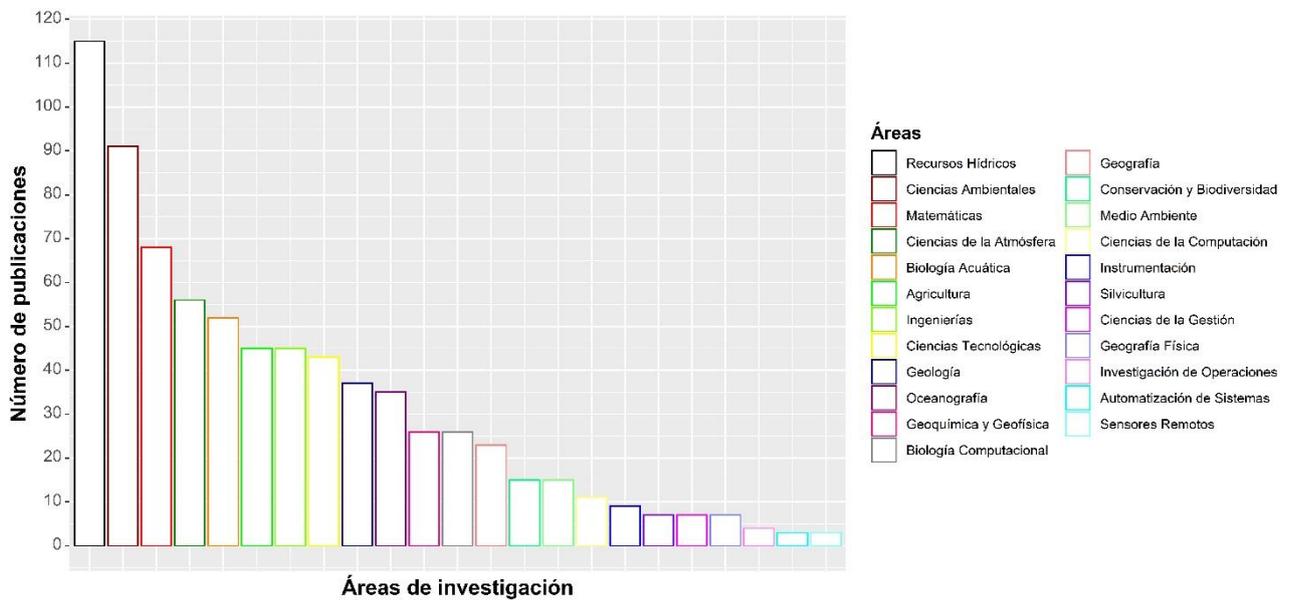


Figura 7. Número de artículos publicados con las palabras “Prediction in Ungauged Basins” en otras áreas de investigación entre 2002 y 2018. Fuente: Web of Science (WoS).

En lo que respecta al número de publicaciones por año, cabe destacar que a pesar que se presenta una oscilación interanual, es claro que desde el año 2012 ha aumentado el número de trabajos y la oscilación se genera con números claramente mayores (Figura 8). Con esto, es posible decir que la búsqueda de métodos alternativos para predicción de caudales en cuencas no aforadas se está incrementando, justificando la necesidad de esta tesis y de su carácter vanguardista.

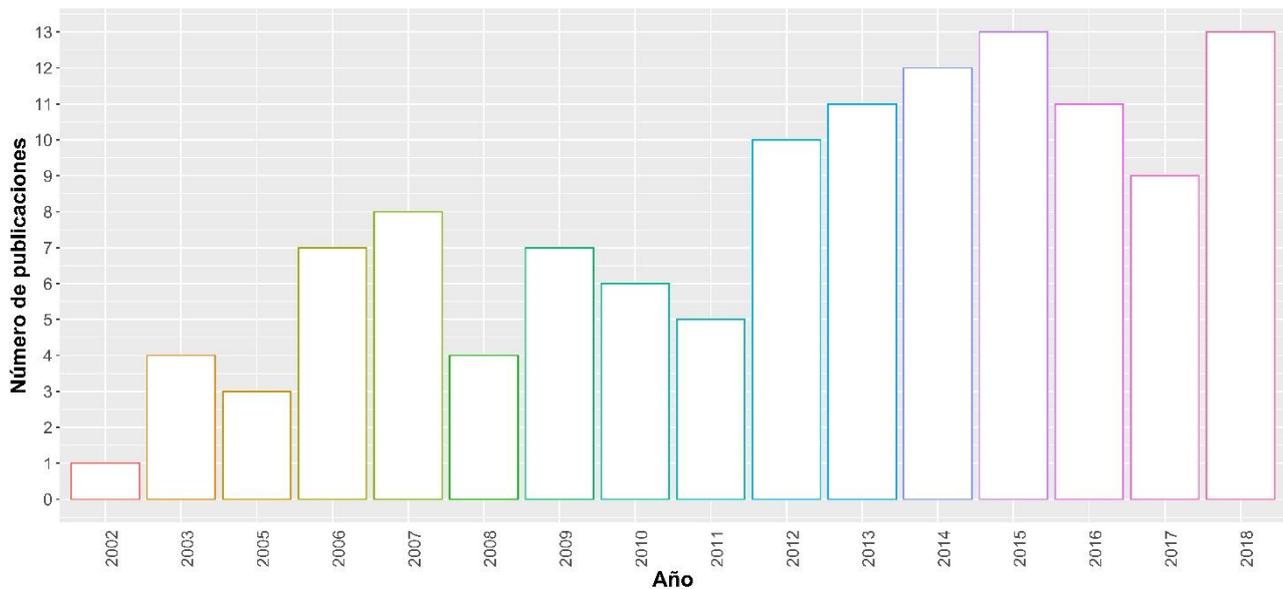


Figura 8. Número de publicaciones por año (2002-2018) con las palabras "Prediction in Ungauged Basins". Fuente: Web of Science (WoS).

1.4. Estructura del documento

El cuerpo de esta tesis está dividido en **ocho** capítulos, citados y explicados brevemente a continuación. En el **primer capítulo** se define un panorama general de la propuesta de investigación y se presentan los objetivos, tanto generales como específicos, además de un resumen del estado del arte de la investigación propuesta, abarcando los tres pilares principales componentes de esta tesis: 1) modelación ecohidrológica, 2) calibración multiobjetivo, 3) teledetección y sus aplicaciones en hidrología. En el **capítulo dos** se presenta el área de estudio donde se implementará la propuesta de este trabajo. En el **capítulo tres** se presenta la metodología utilizada para llevar a cabo esta propuesta, incluyendo entre otras cosas: la descripción del modelo eco-hidrológico, de los algoritmos de calibración, de las configuraciones de optimización, y de los datos de entrada utilizados. Los resultados obtenidos son presentados y discutidos en los **capítulos cuatro y cinco**, respectivamente. En el **capítulo 6** se presentan las conclusiones y las futuras líneas de investigación, tanto en castellano como en inglés (requisito para optar por la mención internacional). Finalmente, en los dos apartados finales, se citan las publicaciones derivadas de esta tesis doctoral y se lista la bibliografía de referencia consultada para la elaboración de este documento.

CAPÍTULO 2. Caso de estudio

2.1. Área de estudio

Para llevar a cabo esta investigación, se ha escogido un área mediterránea semiárida que contiene un río efímero: Cuenca de la Rambla de la Viuda, que cuenta con una superficie de 1513 km². La localización y las propiedades se presentan a continuación.

2.1.1. Localización

El área de estudio de esta investigación se encuentra ubicada el este de la Península Ibérica. Ocupa los territorios correspondientes a la Comunidad Valenciana en un 88%, y a la Comunidad de Aragón en un 12%. Hidrológicamente, se encuentra formada por la convergencia de los ríos Monleón y Rambla Carbonera, constituyéndose en un afluente del río Mijares en su margen izquierda. En el interior de la cuenca se encuentran operativos dos embalses: María Cristina y Alcora (Figura 9).

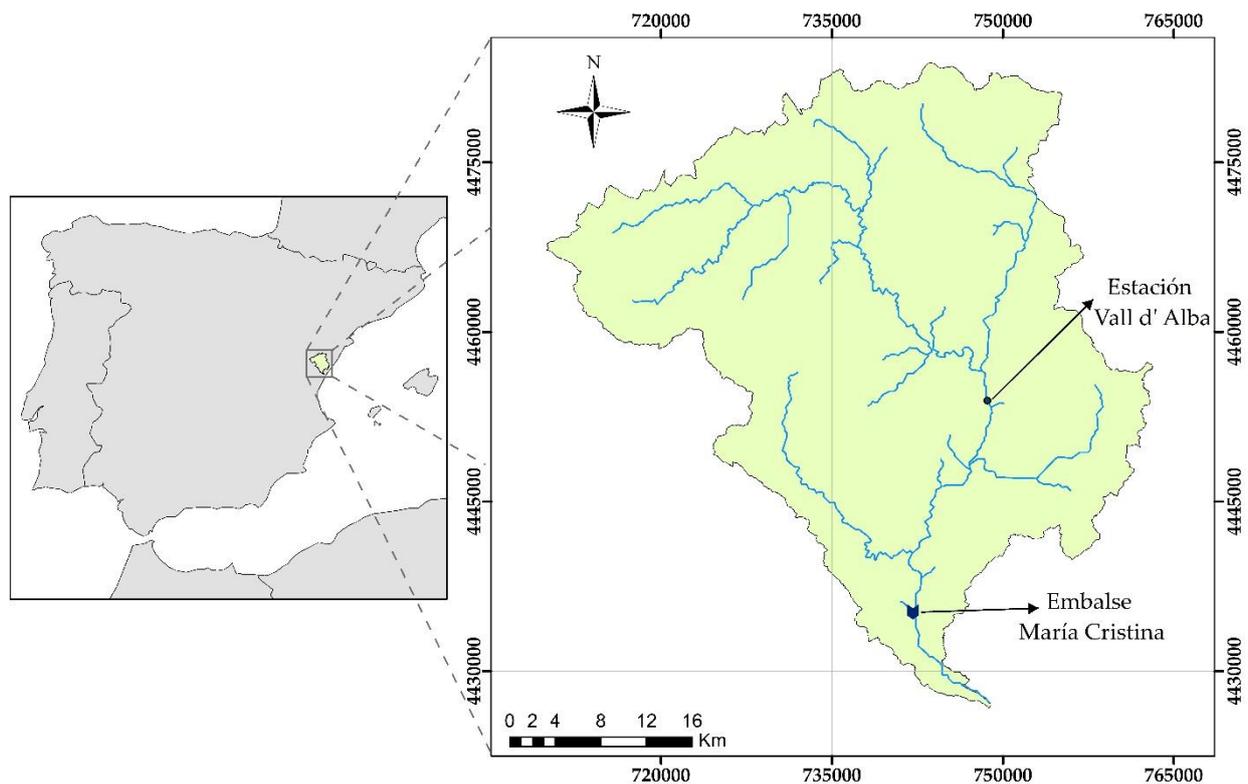


Figura 9. Localización de la cuenca de la Rambla de la Viuda en la Península Ibérica (Fuente: Elaboración propia).

La cuenca de la Rambla de la Viuda compone un afluente del margen izquierdo del Río Mijares en las proximidades de su desembocadura en el Mar Mediterráneo, ocupando más de la tercera parte del área total de la cuenca de ese río (Mateu, 1974).

2.1.2. Topografía

La cuenca posee una orografía compuesta por mesetas, montañas y valles, contando con una variación de relieve muy pronunciado y con una altura mínima de 38 metros sobre el nivel del mar (msnm) hasta una altura máxima de 1751 msnm (Figura 10). A pesar de la gran variabilidad que presenta, cabe resaltar que casi el 95% de su territorio se encuentra arriba de los 200 msnm, más de la mitad supera los 600 msnm y un porcentaje cercano al 25% se encuentra sobre los 1000 msnm (Mateu, 1974; Sánchez, 2015).

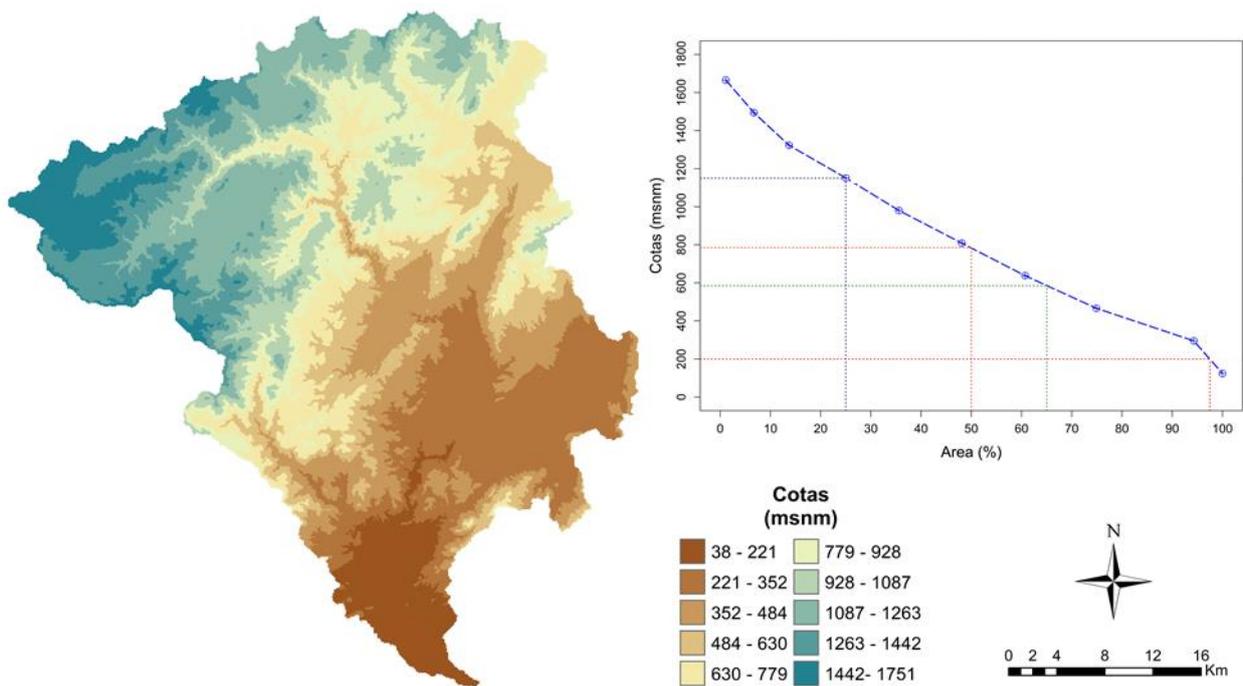


Figura 10. Mapa de MDE y curva hipsométrica de la cuenca de la Rambla de la Viuda (Fuente: Confederación Hidrográfica del Júcar).

2.1.3. Clima

En lo referente al clima, analizado entre los años 1950 y 2015, la cuenca de estudio se encuentra en un área que presenta un clima mediterráneo tradicional, con una gran variabilidad en la precipitación, lo que genera una marcada estacionalidad con años secos y años húmedos, y usualmente veranos cálidos y húmedos e inviernos tranquilos. La precipitación media anual puede oscilar entre 462 y 608 mm/año (Figura 11), presentando una gran variabilidad espacial, además de la marcada variación temporal marcada por las estaciones.

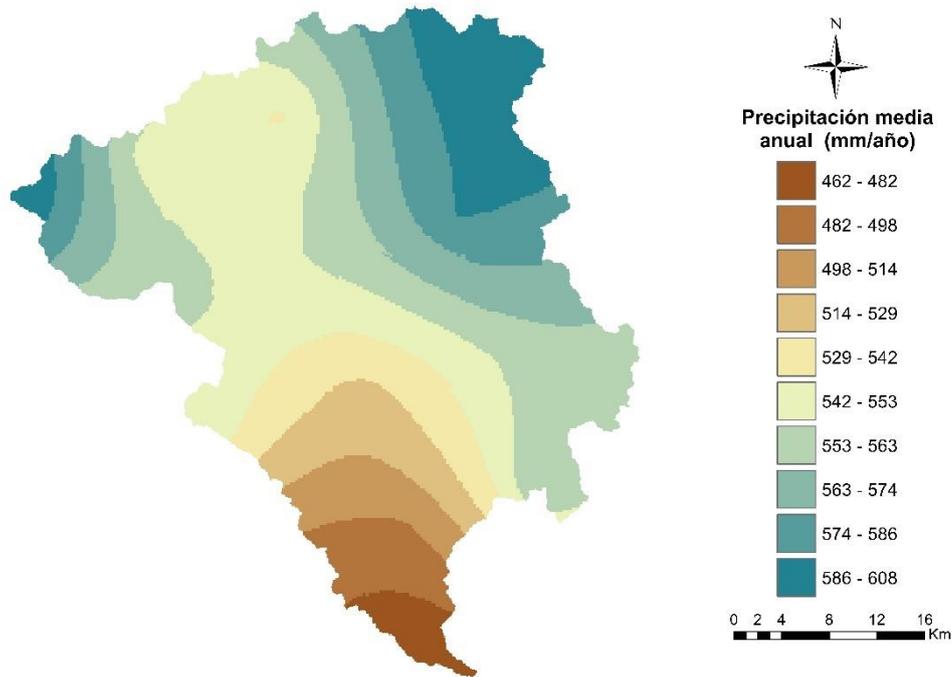


Figura 11. Representación espacial de la precipitación media anual [mm/año] durante el periodo 1950-2015 para la cuenca de la Rambla de la Viuda (Fuente: AEMET).

La temperatura se ve claramente afectada por la variabilidad del relieve del terreno, presentando una gran heterogeneidad tanto espacial como temporal. La temperatura media anual se encuentra alrededor de 12°C, con mínima de 5.6°C y máxima de 15.8°C. Como se puede observar, las temperaturas más bajas se encuentran en las zonas de mayor altitud, con una tendencia a aumentar en dirección hacia las zonas de menor cota (Figura 12).

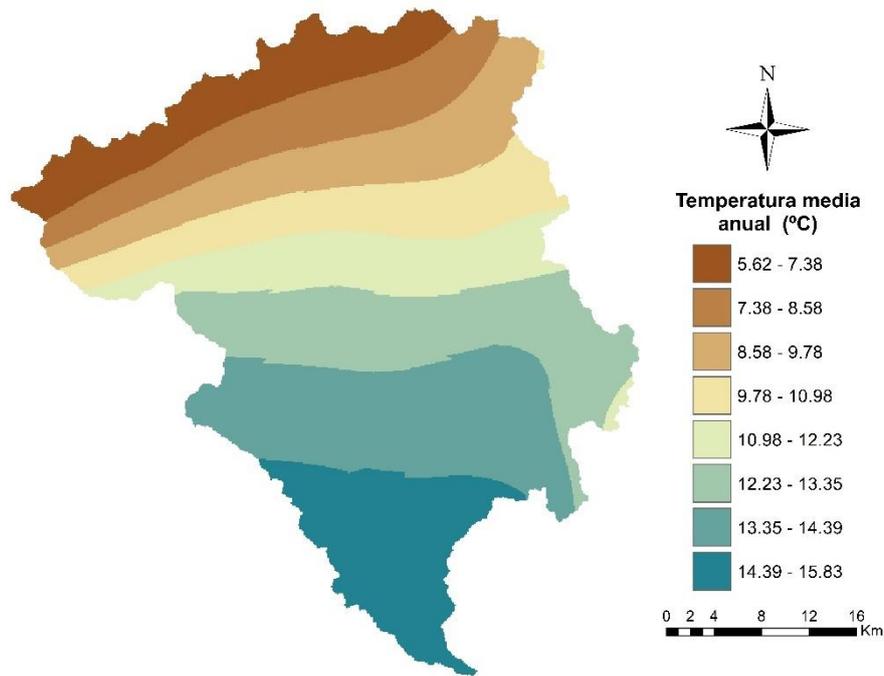


Figura 12. Representación espacial de la temperatura media anual (°C) durante el periodo 1950-2015 para la cuenca de la Rambla de la Viuda (Fuente: AEMET).

2.1.4. Tipología del suelo

En lo relativo al tipo de suelo (Figura 13), la cuenca de estudio se encuentra mayormente compuesta de: a) Leptosoles, los cuales son suelos formados sobre roca dura, muy próximos a la superficie, de poco espesor y muy aptos para el desarrollo de actividad agrícola; b) Calcisoles, los cuales son característicos de regiones más secas, poseen poca cantidad de materia orgánica y con alta presencia de carbonatos debido a la infiltración en periodos húmedos y la fuerte evaporación en periodos secos, lo que hace de este tipo de suelo no aptos para la agricultura; c) Cambisoles, se desarrollan mayormente sobre depósitos aluviales, teniendo como característica principal el alto contenido de materia mineral, lo que hace muy apto para uso agrícola.

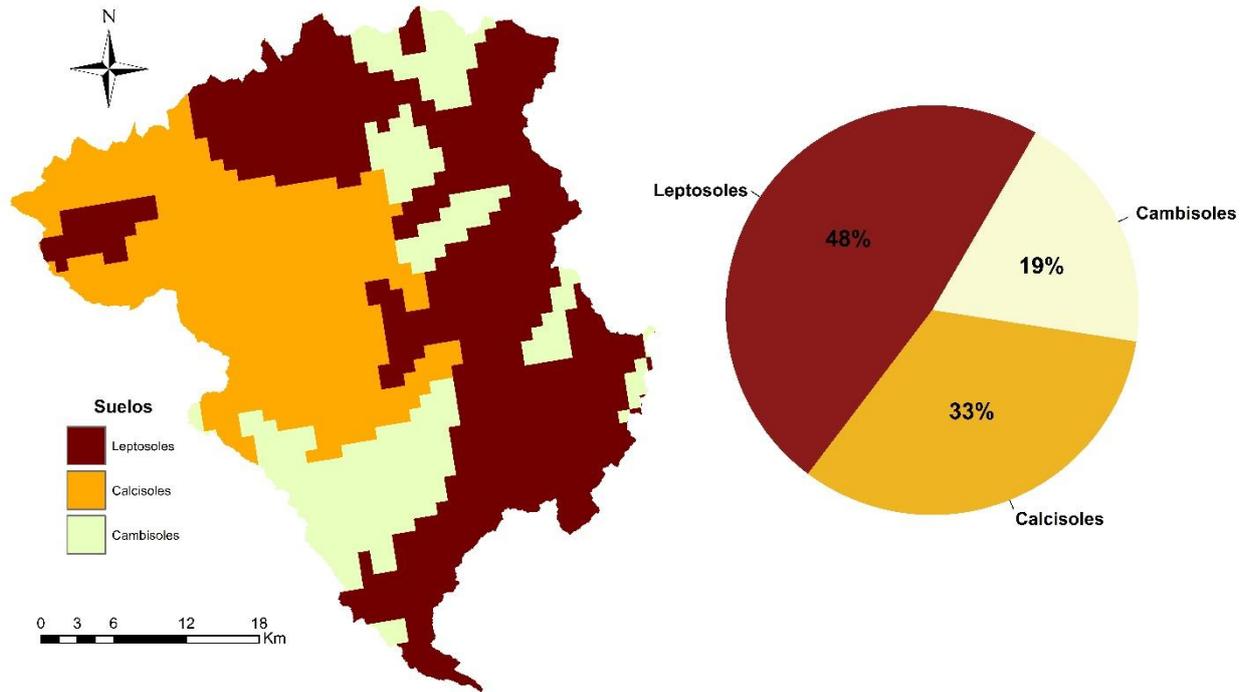


Figura 13. Mapa de tipos de suelo de la cuenca de la Rambla de la Viuda (Fuente: ESDB).

2.1.5. Uso del suelo

La cobertura del suelo de la cuenca (Figura 14) está principalmente compuesta por un 60% de zonas de vegetación natural, que a su vez está compuesta por un 75% de matorrales y 25% de bosques. Del 40% restante, el 35% del total se compone de cultivos, distribuidos en 85% a frutos cítricos y regadíos, y el restante 15% a secano. Los cuerpos de agua ocupan el 1% del total, quedando el 4% restante a zonas urbanas e industriales.

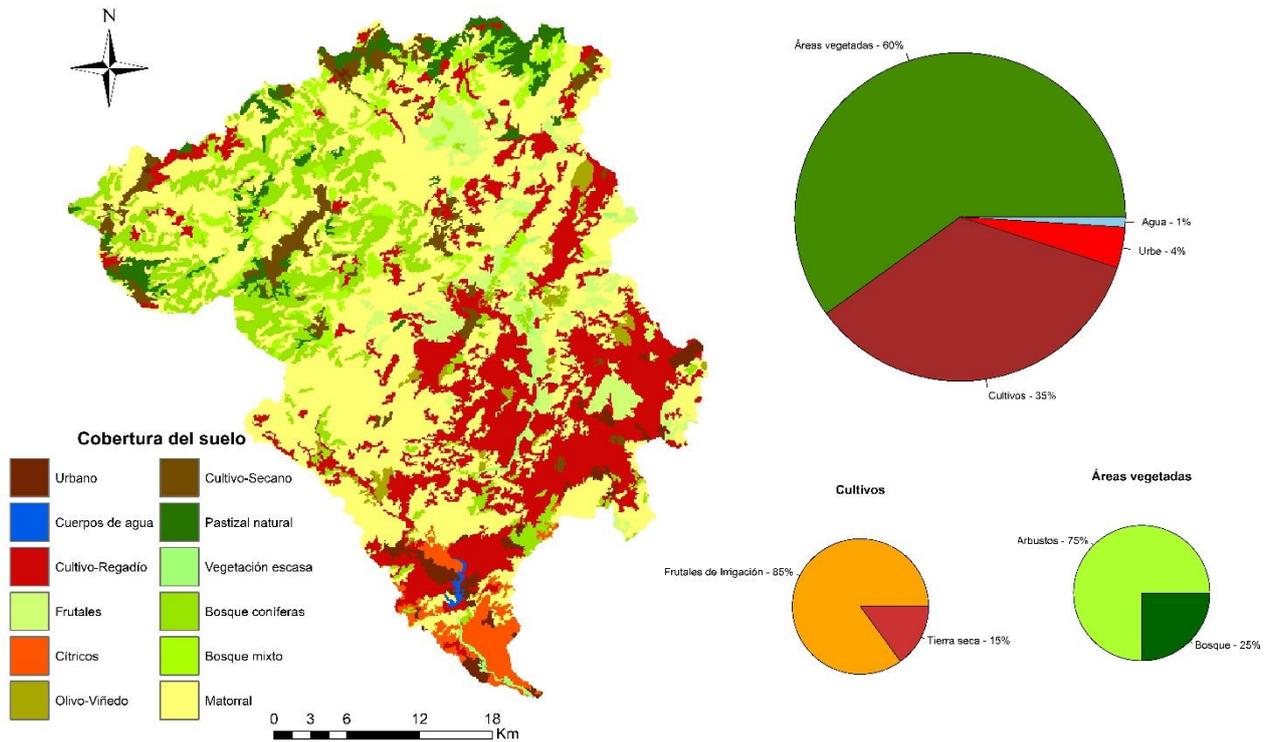


Figura 14. Distribución espacial de los usos del suelo para la cuenca de la Rambla de la Viuda (Fuente: CORINE, 2006)

2.1.6. Geología

La cuenca del estudio se encuentra dominada por geología del Cretácico, la cual ocupa alrededor del 76% del territorio del área de estudio. Este tipo de material está compuesto de margas, arcillas, margocalizas y calizas margosas, siendo estas dos últimas de un color rojo característico. El siguiente tipo de sistema geológico predominante es el Jurásico-Cretácico, que ocupa un poco más del 16% del total de la superficie, y se encuentra compuesto de calizas, margas, calizas nodulosas y radiolaritas. El sistema Cuaternario, cuya composición se divide entre conglomerados, gravas, arenas, areniscas, limos, arcillas, terrazas fluviales y marinas, ocupa un poco más del 4% del total del territorio de la cuenca. Con una superficie de ocupación de casi 1% se encuentra el sistema Neógeno, compuesto de calizas arrecifales, calcarenitas, conglomerados y arcillas con olistolitos. El sistema triásico, que ocupa apenas un 0.4% de toda la cuenca, está compuesto de arcilla versicolores y yeso. Por último, con un 5% cada uno, se encuentra el Carbonífero, compuesto de pizarras, areniscas, conglomerados, carbón y calizas, y el Jurásico, formado por dolomitas, calizas y calizas nodulosas (Figura 15).

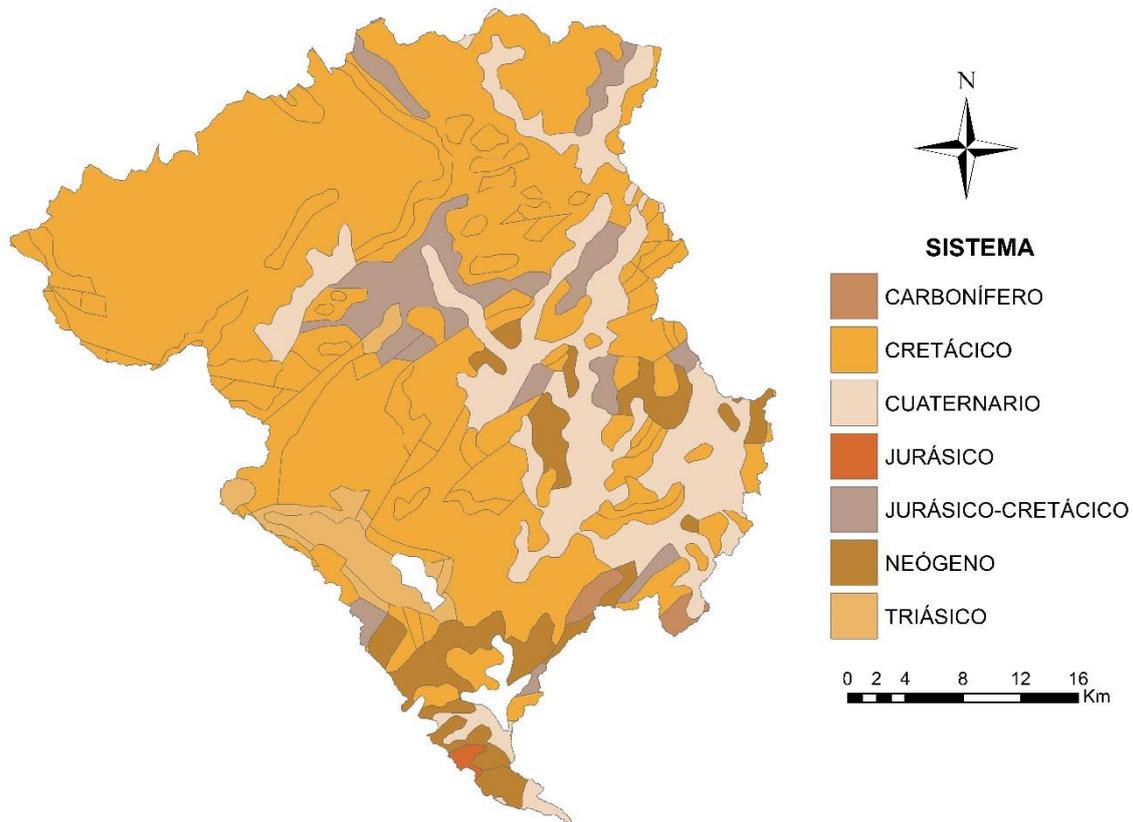


Figura 15. Mapa geológico de la cuenca de la Rambla de la Viuda. Fuente: IGME

2.1.7. Hidrogeología

Debido a las formaciones permeables de la zona y su disposición, se favorece la presencia de unidades hidrogeológicas, aunque con dificultades en su conexión con la red fluvial para dar origen a caudales permanentes (Figura 16a). En una pequeña parte al sur de la cuenca, se encuentra la zona A-2, que representa Formaciones Detríticas Permeables No Consolidadas, con acuíferos extensos, locales y discontinuos, de permeabilidad y producción moderada; la zona B-1 que representa Acuíferos Muy Permeables, tiene un área pequeña al suroeste de la parte media de la cuenca, mientras que la zona B-2 presenta acuíferos extensos, locales discontinuos de permeabilidad y producción moderada. Estas dos zonas son Formaciones Carbonatadas Permeables por Fisuración – Karstificación, las Formaciones de Baja Permeabilidad (D-1) e Impermeables (D-2) cubren también un área amplia de la cuenca (IGME).

Es también importante mencionar que, debido a la dominancia de las formaciones permeables, la cuenca de estudio se compone mayormente ($\approx 73\%$) de zonas kársticas (Figura 16b), lo cual hace que las pérdidas en el proceso de modelación deban ser necesariamente tenidas en cuenta.

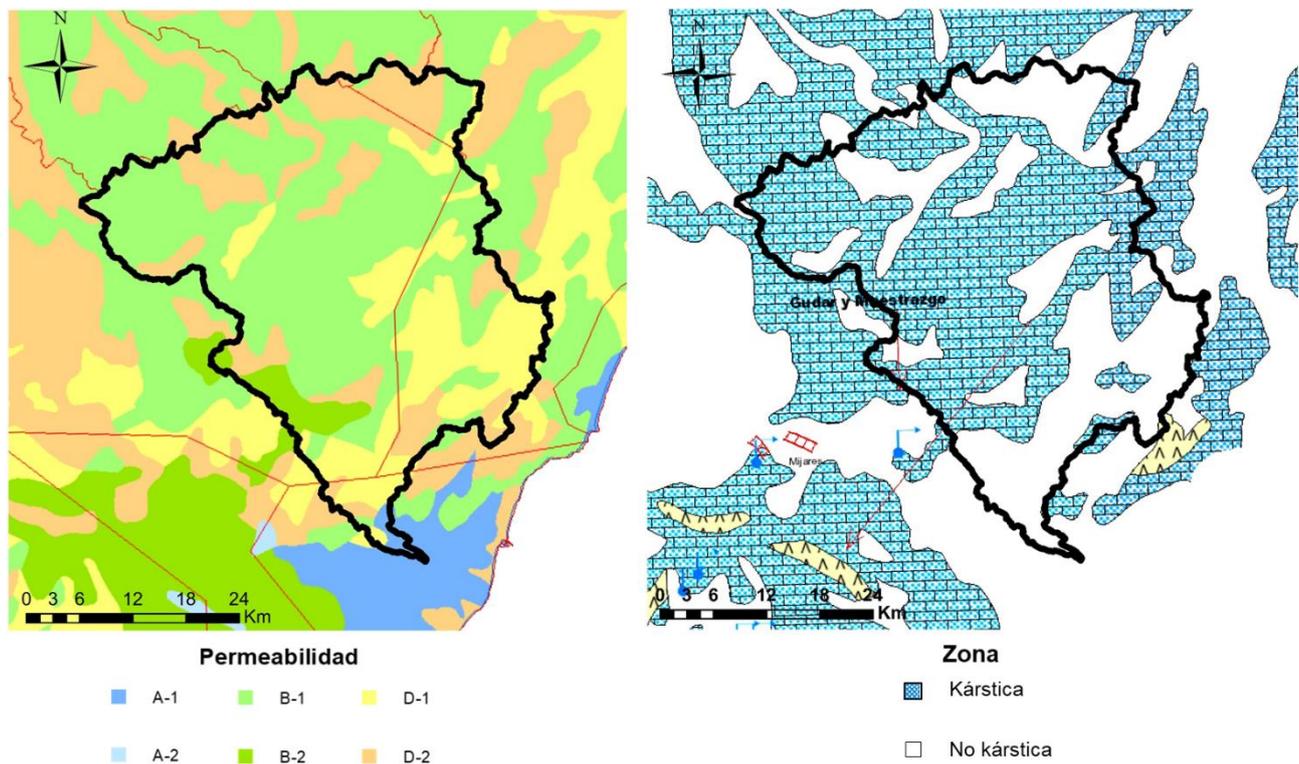


Figura 16. a) Mapa de permeabilidad de la cuenca de la Rambla de la Viuda; b) Mapa de Zonas kársticas y no kársticas de la cuenca de la Rambla de la Viuda (Fuente: IDE IGME).

2.2. Datos utilizados

Los modelos hidrológicos se alimentan generalmente de información meteorológica observada como las series temporales de precipitación y temperatura, constituyéndose en variables temporales que permiten a los modelos lluvia-escorrentía el cálculo de la escorrentía superficial que produce una cuenca.

2.2.1. Precipitación

Para la cuenca escogida como área de estudio se ha utilizado los datos del proyecto Spain02 (SMG, 2017), obtenidos mediante la interpolación a partir de las estaciones de la red de la AEMET (Herrera et al., 2016), en su resolución espacial de celdas de $0.11^\circ \times 0.11^\circ$, con resolución temporal diaria y cobertura temporal 1950-2015. En la Figura 17 se observan los centroides de las 20 celdas utilizadas en esta investigación.

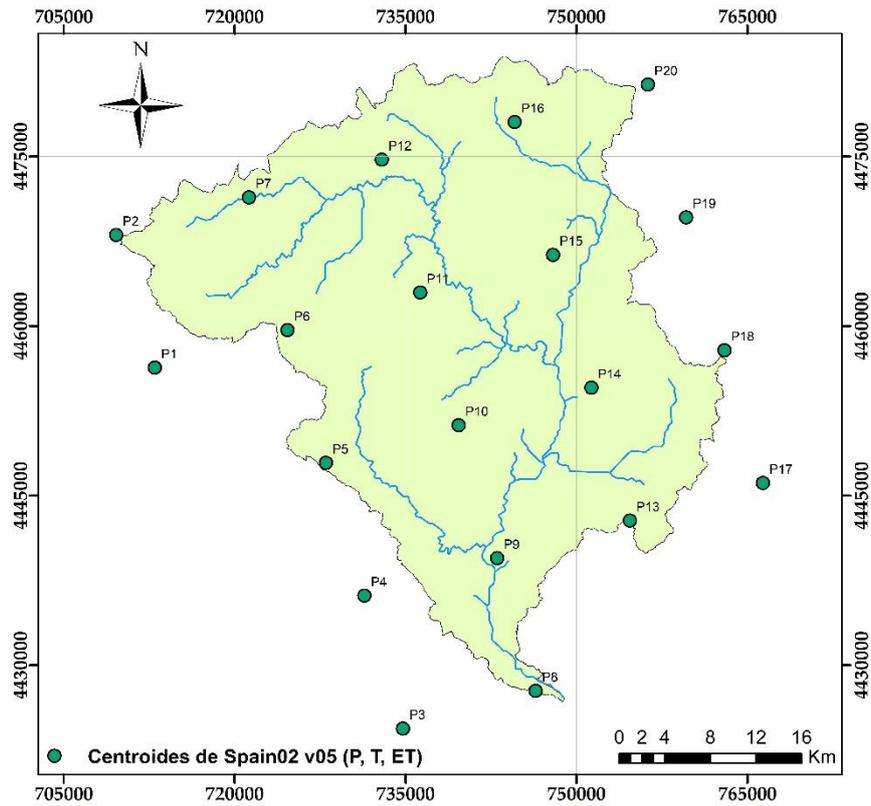


Figura 17. Centroides de las celdas de Spain02 v05 de $0.11^\circ \times 0.11^\circ$ utilizados para este trabajo. Fuente: Proyecto Spain02.

La precipitación media acumulada anual presenta una variación tal que se observan años secos y húmedos de manera alternada, con una desviación típica $\sigma = 203.5$ mm, siendo el año de mayor precipitación el del 2014 ($P = 814.07$ mm), precedente del año más seco, ocurrido en el 2013 ($P = 338.26$ mm) (Figura 18).

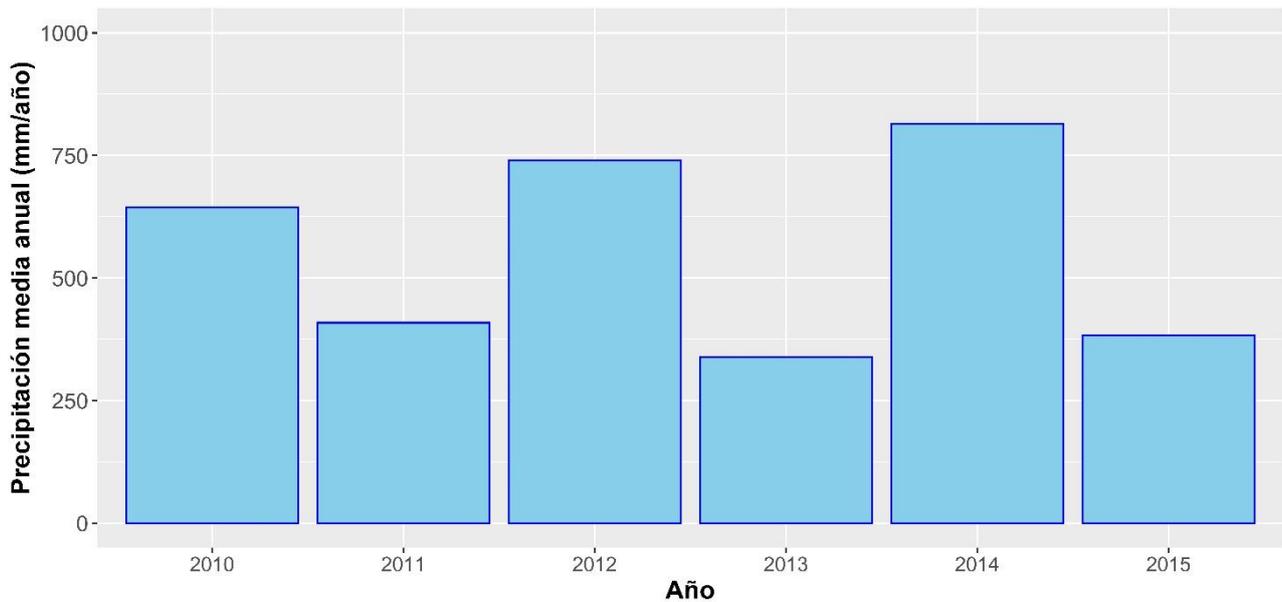


Figura 18. Precipitación media anual acumulada para el periodo de estudio (2010-2015) en la cuenca de la Rambla de la Viuda. Fuente: Proyecto Spain02

De forma complementaria a la variación interanual, también se ha hecho un análisis de la variación mensual (Figura 19), observándose un comportamiento bimodal con máximas en marzo (67mm) y octubre (66 mm), y mínima en junio (21 mm).

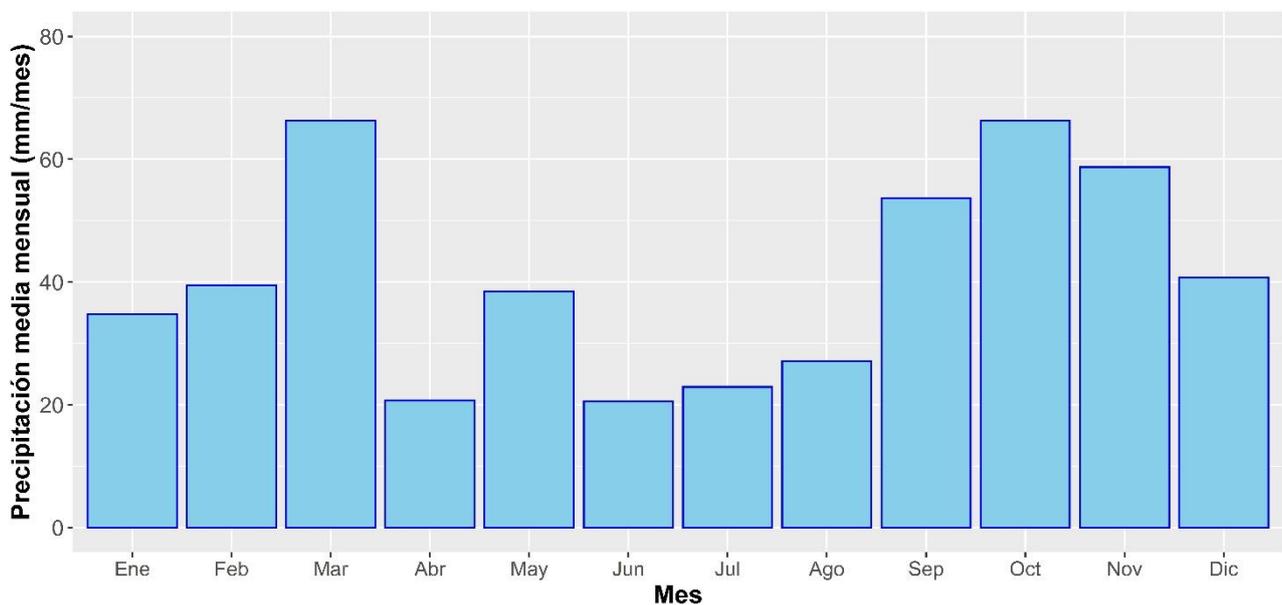


Figura 19. Precipitación media mensual acumulada para el periodo de estudio (2010-2015) en la cuenca de la Rambla de la Viuda. Fuente: Proyecto Spain02

2.2.2. Temperatura.

La fuente de información para la temperatura es la misma que se menciona en el apartado anterior para la precipitación. Se encuentran disponibles 20 celdas de resolución $0.11^\circ \times 0.11^\circ$. Como

con la precipitación, se ha realizado un análisis de variación interanual de la temperatura media para toda la cuenca para los años que componen el periodo de estudio (Figura 20). La temperatura media mínima anual se observa en el año 2012 ($T \approx 7^{\circ}\text{C}$) y la máxima se puede visualizar en el año 2015 ($T \approx 11^{\circ}\text{C}$).

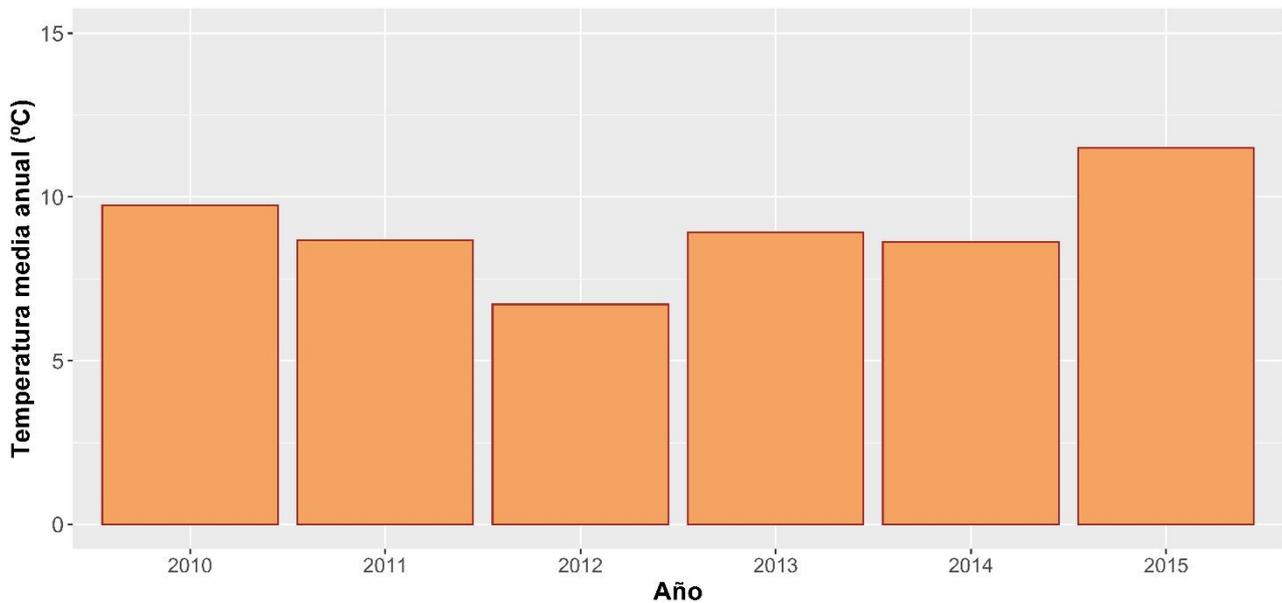


Figura 20. Temperatura media anual para el periodo de estudio (2010-2015) en la cuenca de la Rambla de la Viuda. Fuente: Proyecto Spain02

De manera complementaria, también se ha hecho un análisis de la variación mensual de la temperatura: mínima, media y máxima (Figura 21). Como es de esperar, las temperaturas mínimas se observan en los meses invernales y las máximas en los meses estivales. En las tres series podemos observar el mismo patrón de variación.

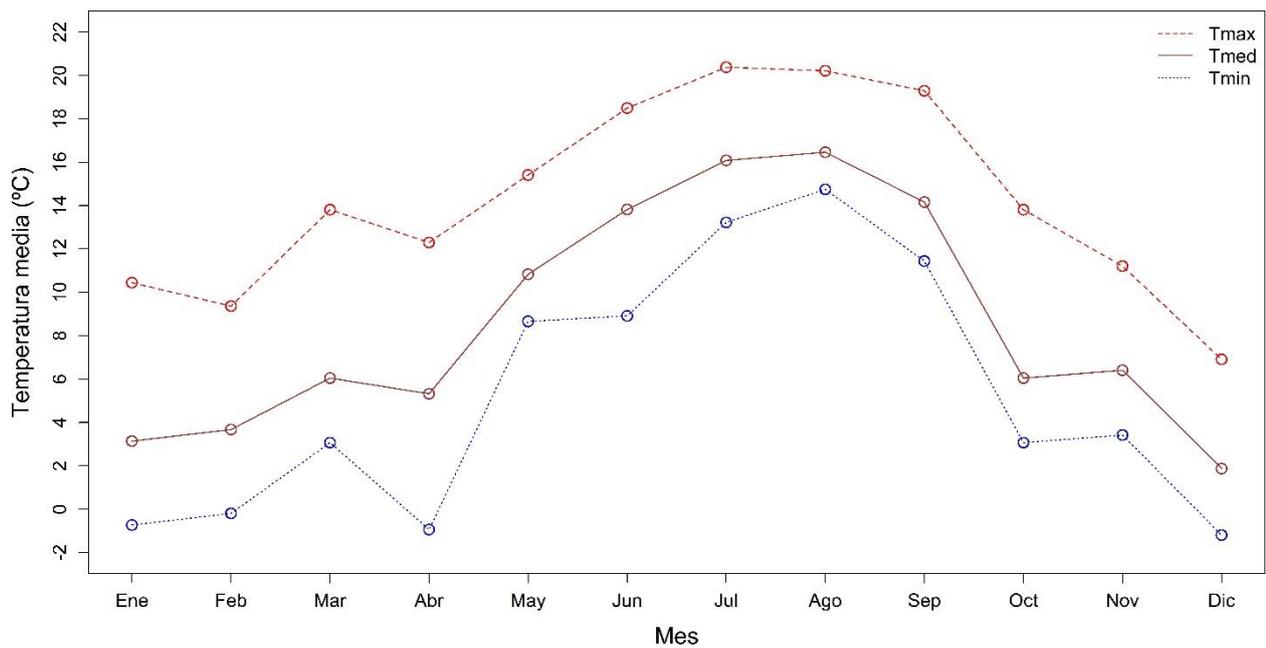


Figura 21. Temperatura media mensual (mínima, media y máxima) para el periodo de estudio (2010-2015) en la cuenca de la Rambla de la Viuda. Fuente: Proyecto Spain02

2.2.3. Caudales.

La cuenca de estudio cuenta con una estación de aforo del Sistema Automático de Información Hidrológica (SAIH) ubicada en el municipio de Vall d'Alba, en la provincia de Castellón, con una cuenca receptora de 910 km² (Figura 1). También se cuenta con información disponible del Centro de Estudios y Experimentación de Obras Públicas (CEDEX), de niveles y salidas en los embalses de María Cristina y Alcora, con los que se puede estimar el caudal entrante en los mismos mediante un balance de recursos disponibles (CEDEX, 2017).

Para este trabajo se ha realizado el balance en el embalse de María Cristina, para el periodo de estudio (2010-2015). En él se puede observar una aportación variable que hace oscilar entre años húmedos y años secos, siendo el año 2011 el de máxima aportación, y el año 2015 el de menor aportación (Figura 22).

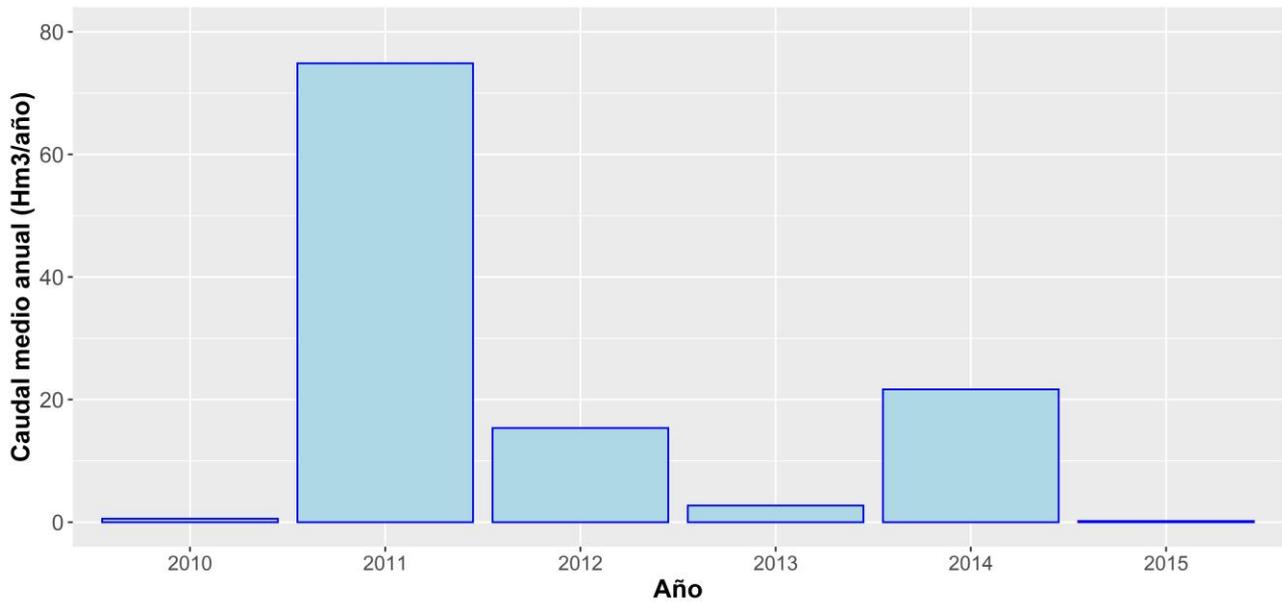


Figura 22. Caudal de aporte medio anual en el embalse de María Cristina durante el periodo de estudio (2010-2015). Fuente: CEDEX

También se ha realizado un análisis de aportación mensual (Figura 23) para los años de estudio. En el mismo se puede observar que existe un patrón de variación muy acentuado, siendo el mes con más aporte enero ($\approx 12 \text{ Hm}^3/\text{mes}$), y siendo los más secos los meses de septiembre ($1.5 \text{ Hm}^3/\text{mes}$), octubre ($0.007 \text{ Hm}^3/\text{mes}$) y noviembre ($0.011 \text{ Hm}^3/\text{mes}$).

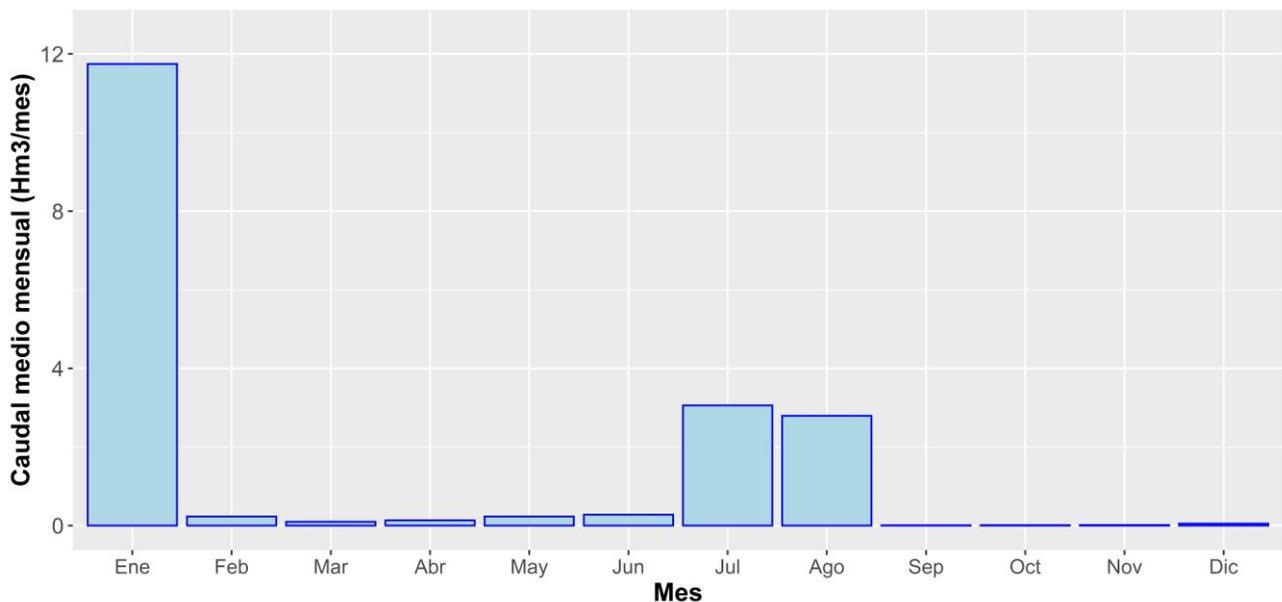


Figura 23. Caudal de aporte medio mensual en el embalse de María Cristina durante el periodo de estudio (2010-2015). Fuente: CEDEX

Debido a que posteriormente será utilizada la serie diaria de caudales para comparar con la serie simulada por el modelo, se presenta un hidrograma de caudales observados a escala diaria, que de aquí en adelante se mencionará como caudales observados (Figura 24), divididos en periodos

de calentamiento (2010), calibración (2011-2013) y validación (2014-2015). Las coordenadas UTM de este punto son X = 742113, Y= 4435248, y corresponden a la localización del embalse de María Cristina.

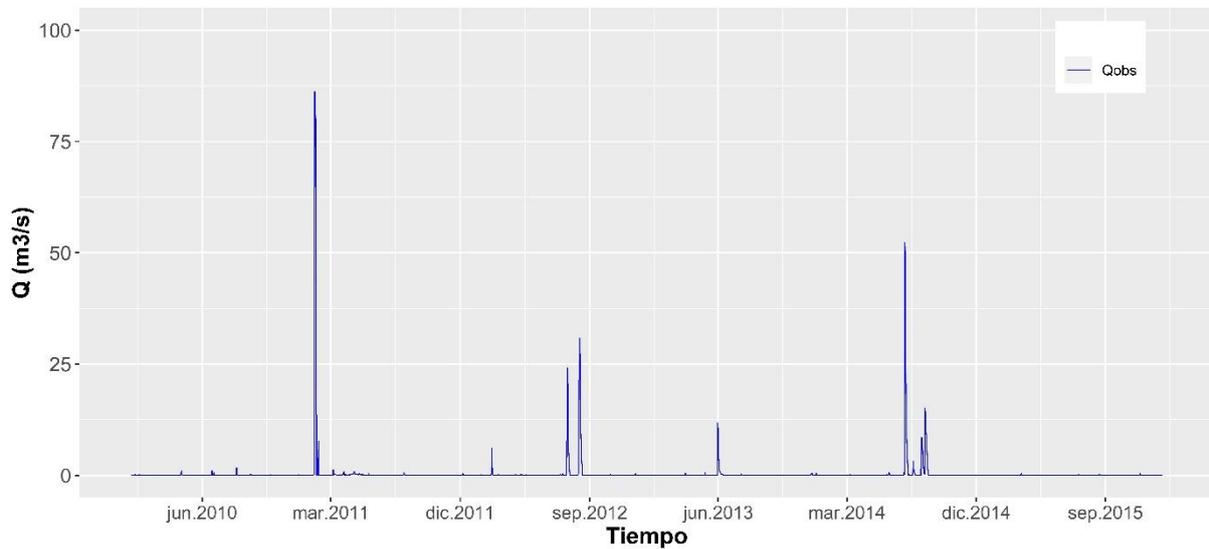


Figura 24. Caudales diarios observados en el embalse de María Cristina en el periodo de estudio (2010-2015). Fuente: CEDEX

2.2.4. Radiación solar.

La radiación solar fue obtenida a partir de los datos de la red de estaciones agroclimáticas del proyecto denominado Sistema de Información Agroclimática para el Regadío (SIAR), la cual provee los datos de forma libre y gratuita a través de su portal web. En total han sido utilizadas 8 estaciones (Tabla 1), las cuales poseían información durante el periodo abarcado por esta investigación.

Tabla 1. Estaciones de radiación solar utilizadas para la cuenca de la Rambla de la Viuda en el periodo de trabajo (2010-2015). Fuente: Proyecto SIAR.

ID	Nombre	Coordenadas UTM			Inicio	Fin
		X	Y	Z		
1207	Ribera de Cabanes	768076	4447370	34	20/02/2001	20/06/2018
1205	Castelló Benadresa	745965	4430550	95	16/01/2001	20/06/2018
1211	Onda Les Trencades	739849	4427960	138	11/07/2008	30/05/2018
1208	Nules	742155	4417970	49	20/02/2001	30/05/2018
1206	Burriana	747478	4419320	17	17/01/2001	20/06/2018
4610	Benavites	738572	4401540	8	18/11/1999	29/06/2017
1201	Vall d'Uixó	737127	4408770	100	14/10/1999	29/06/2017
1209	Segorbe	715427	4410510	358	21/02/2001	29/06/2017

Análogo al análisis realizado con la precipitación y la temperatura, para la radiación solar también se ha hecho un análisis interanual y mensual, de tal manera a ver el comportamiento de este parámetro durante los años de estudio abarcados por este trabajo.

Para la variación interanual es posible visualizar que el valor medio permanece casi constante durante los años 2010-2015, siendo los valores medios mínimo y máximo en 2011 ($RS=15.2 \text{ MJ/m}^2$) y 2014 ($RS=16.1 \text{ MJ/m}^2$), respectivamente. A pesar de que la media anual es casi invariable, haciendo un análisis mensual del comportamiento de la radiación solar (Figura 16), es posible ver, como es de esperar, que los valores más altos son en verano, siendo el mayor en junio ($RS=25.5 \text{ MJ/m}^2$), y los menores valores se dan en invierno, siendo el mínimo ($RS=7 \text{ MJ/m}^2$) en diciembre.

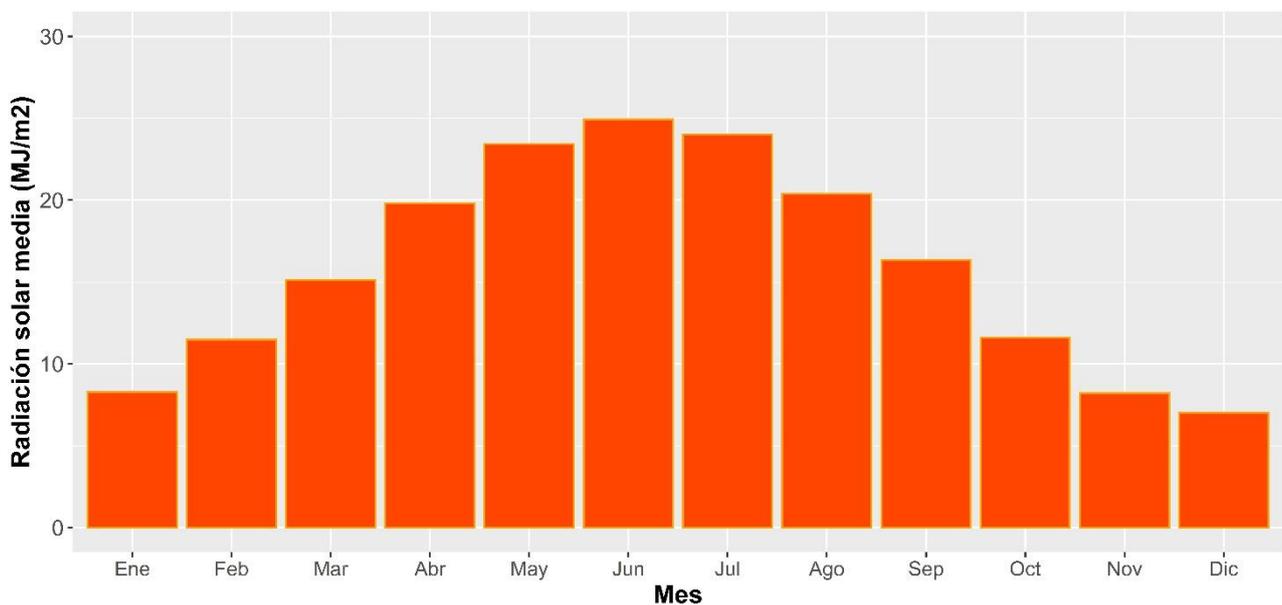


Figura 25. Radiación solar media mensual para el periodo de estudio (2010-2015) en la cuenca de la Rambla de la Viuda. Fuente: SIAR

2.2.5. Evapotranspiración de referencia.

La evapotranspiración de referencia (en adelante ET_0) fue calculada para las mismas 20 celdas considerados para la precipitación y la temperatura, utilizando la fórmula de Samani – Hargreaves (Hargreaves and Samani, 1985), descrita en la ecuación 1:

$$ET_0 = 0.0135 \cdot (T_{med} + 17.78) \cdot R_s \quad (1)$$

donde T_{med} es la temperatura media en $^{\circ}\text{C}$ y R_s es la radiación solar incidente en mm/día . La radiación solar utilizada en esta fórmula ha sido la calculada en el apartado anterior.

La variación interanual de la ET_0 presenta un comportamiento casi invariable durante los años correspondientes al periodo de estudio. A pesar de que temporalmente la ET_0 es casi invariable, espacialmente se puede apreciar una variación más marcada (Figura 26), especialmente con un comportamiento inversamente proporcional al aumento de la altura, debido a la disminución de la temperatura asociada con el aumento de cota.

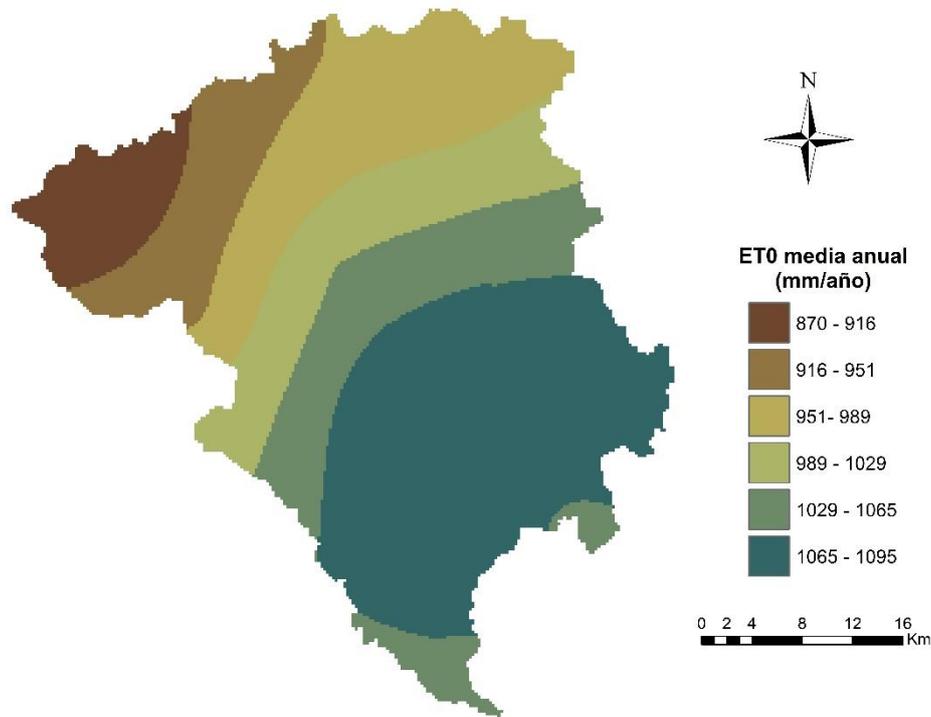


Figura 26. Distribución espacial de la ET_0 media anual para el periodo de estudio (2010-2015) en la cuenca de la Rambla de la Viuda. Fuente: Elaboración propia utilizando la ecuación de Hargreaves-Samani y datos del proyecto Spain02.

Lo que respecta a la variación mensual se puede ver un claro aumento en los meses estivos, y disminución en los meses invernales (Figura 27). El valor más alto se registra en el mes de Julio (155 mm/mes) y el valor más bajo se da en el mes de diciembre (28 mm/mes).

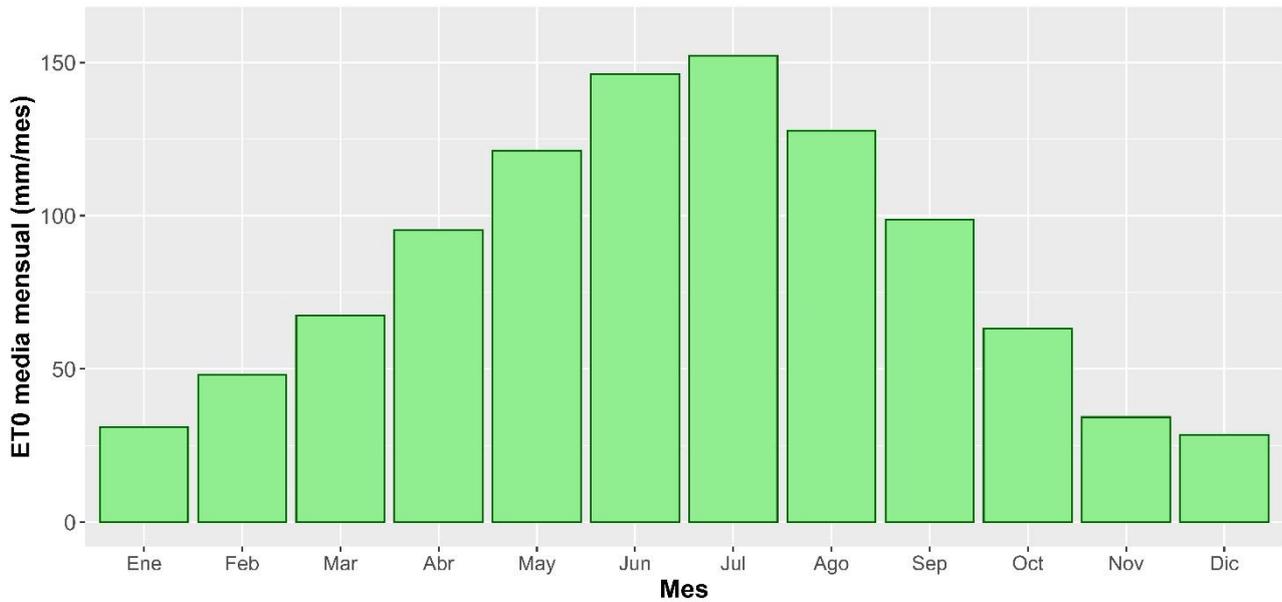


Figura 27. ET₀ media mensual para el periodo de estudio (2010-2015) en la cuenca de la Rambla de la Viuda. Fuente: Elaboración propia utilizando la ecuación de Hargreaves-Samani y datos del proyecto Spain02.

Espacialmente, la media mensual de la ET₀ presenta también una variabilidad inversamente proporcional al aumento de la temperatura (Figura 28), así como en el caso de la ET media anual. A pesar de la gran variabilidad espacial que se observa, el rango de valores no es muy grande.

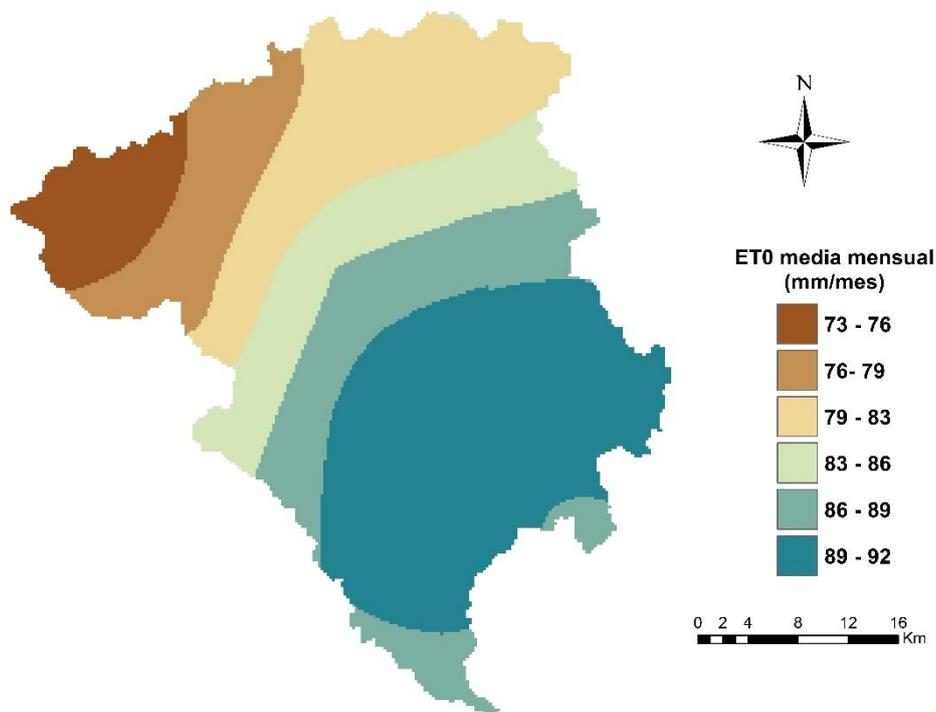


Figura 28. Distribución espacial de la ET₀ media mensual durante el periodo de estudio (2010-2015) en la cuenca de la Rambla de la Viuda. Fuente: Elaboración propia utilizando la ecuación de Hargreaves-Samani y datos del proyecto Spain02.

2.2.6. Humedad del suelo obtenida por teledetección.

La información utilizada es la conocida como “*Regional Level (L4) surface soil moisture fine-scale SMOS/MODIS maps over the Iberian Peninsula*”, distribuida por el *Barcelona Expert Centre* (BEC). La misma es generada mediante un algoritmo que reduce la escala de la información original por medio de la aplicación de un algoritmo.

Una de las líneas principales de investigación del BEC se ocupa de desarrollo de algoritmos que permiten la reducción de escala de la humedad del suelo de SMOS, generando datos de resolución espacial de 100m a 1km, a partir de información de menor resolución. Este tipo de información es de gran ayuda para entender y optimizar el uso del recurso hídrico en zonas donde el mismo no es muy abundante, o para realizar una buena estimación del balance hídrico considerando la variabilidad espacial y la dinámica temporal.

Para este trabajo se ha utilizado la humedad del suelo de 1 km de resolución espacial (Piles and Sánchez, 2016). Dicha resolución ha sido generada mediante un algoritmo de reducción de escala para la humedad del suelo SMOS de resolución espacial de 25 km. El algoritmo tiene en cuenta para realizar la reducción: a) el espectro infrarrojo visible de MODIS (VIS/IR); b) datos de temperatura de ESA SMOS LC1; c) temperatura superficial (LST por sus siglas en inglés) de Aqua MODIS; y d) el índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI por sus siglas en inglés) de MODIS.

La cobertura espacial de esta fuente de información se encuentra para toda la Península Ibérica. La cobertura temporal es de enero del 2010 a diciembre del 2015, con dos mapas diarios correspondientes a las orbitas ascendente (6 AM) y descendente (6 PM) de SMOS.

Esta información ha sido utilizada de forma operativa por las brigadas forestales de Cataluña (Chaparro et al., 2016).

2.3. Modelo eco-hidrológico: TETIS.

El modelo hidrológico distribuido TETIS, en su génesis, ha sido desarrollado para realizar la simulación hidrológica en cuencas naturales. No obstante, dispone de sub-módulos para la simulación del efecto de embalses, de riego agrícola, de vegetación dinámica y de simulación de los ciclos del nitrógeno y de carbono. Para este trabajo, fue utilizado el modelo TETIS con el módulo de vegetación dinámica activado.

El objetivo de la implementación del modelo es obtener de la mejor forma posible la respuesta hidrológica ocasionada por la precipitación de lluvia o de nieve, teniendo en cuenta los diferentes procesos físicos involucrados y empleando la modelación distribuida de tipo conceptual.

TETIS ha sido utilizado previamente para diferentes tipos de estudios en el ámbito académico como en el no académico. En lo referente a las investigaciones académicas, se ha utilizado a distintos niveles de dificultad para trabajos finales de grado, tesinas de maestría y tesis doctorales. Entre los trabajos realizados con TETIS se destacan las tesis doctorales de: a) Barrios (2011) quién ha estudiado el efecto de escala en un modelo distribuido, b) Orozco (2014) quien ha estudiado los procesos de acumulación y fusión de nieve, c) Bussi (2014) ha implementado modelo de sedimentos en diferentes escenarios de disponibilidad de datos, d) Pasquato (2013) ha comparados dos modelos de vegetación, y e) Ruiz-Pérez (2016) ha propuesto la calibración de un modelo hidrológico utilizando información de satélite, específicamente NDVI, con proyección a utilizar la metodología en cuencas no aforadas.

2.3.1. Generación de la información espacial.

Para determinar la distribución espacial de las variables meteorológicas y/o climáticas de interés, en TETIS se utiliza el método del inverso de la distancia al cuadrado, debido a que es más usual encontrar densidad baja y/o dispersa de pluviómetros. Sin embargo, un problema común que afecta a este tipo de información es la interferencia que se ocasiona cuando se dispone de un número elevado de estaciones, y que, para evitar este tipo de problemas, la interpolación en el modelo TETIS es realizada hasta un número prefijado de estaciones más cercanas al punto en cuestión, agilizando el funcionamiento del modelo. Se recomienda utilizar un máximo de seis estaciones. Las variables interpoladas en TETIS son: a) Precipitación (P), b) Nieve, c) Temperatura (T), y d) Evapotranspiración de referencia (ET_0).

A pesar de que TETIS dispone de su propio generador de información espacial a partir de datos puntuales, para esta investigación no se ha utilizado esta funcionalidad debido a que la información del proyecto Spain02 ya se encuentra espacialmente distribuida.

2.3.2. Generación de la escorrentía.

La representación de la producción de escorrentía se hace mediante esquemas conceptuales simples adaptados a la escala de la celda (inferior al tamaño de las laderas); y al intervalo de tiempo que se considera en la modelación de eventos (entre 1 hora y 10 minutos). En cualquier otra escala

espacio-temporal aparecerán inevitablemente efectos de escala en los valores de los parámetros, presentados en la Tabla 2. Si se trata de simulación continua (un periodo largo y no un evento) el intervalo puede ser hasta de 1 día, pero nunca superior.

Tabla 2. Conjunto de parámetros calibrables en el modelo hidrológico TETIS.

Nombre	Unidad de medida
Almacenamiento estático máximo	mm
Evapotranspiración	mm
Infiltración	mm/h
Velocidad de ladera	m/s
Percolación	mm/h
Interflujo	mm/h
Percolación profunda	mm/h
Flujo base	mm/h
Velocidad en red fluvial	m/s

Debido a las características que posee el área de estudio y el tipo de cauce, de los nueve parámetros calibrables que posee el modelo hidrológico, en esta investigación han sido calibrados siete de ellos. Los parámetros que no han sido incluidos en el proceso de calibración son la percolación y la percolación profunda.

En TETIS, la producción de la escorrentía se basa en la realización de un balance hídrico en cada celda, asumiendo que el agua se distribuye en seis niveles o tanques de almacenamiento conceptuales y conectados entre sí (más un séptimo de cauces cuando lo haya en la celda), como puede observarse en la Figura 29.

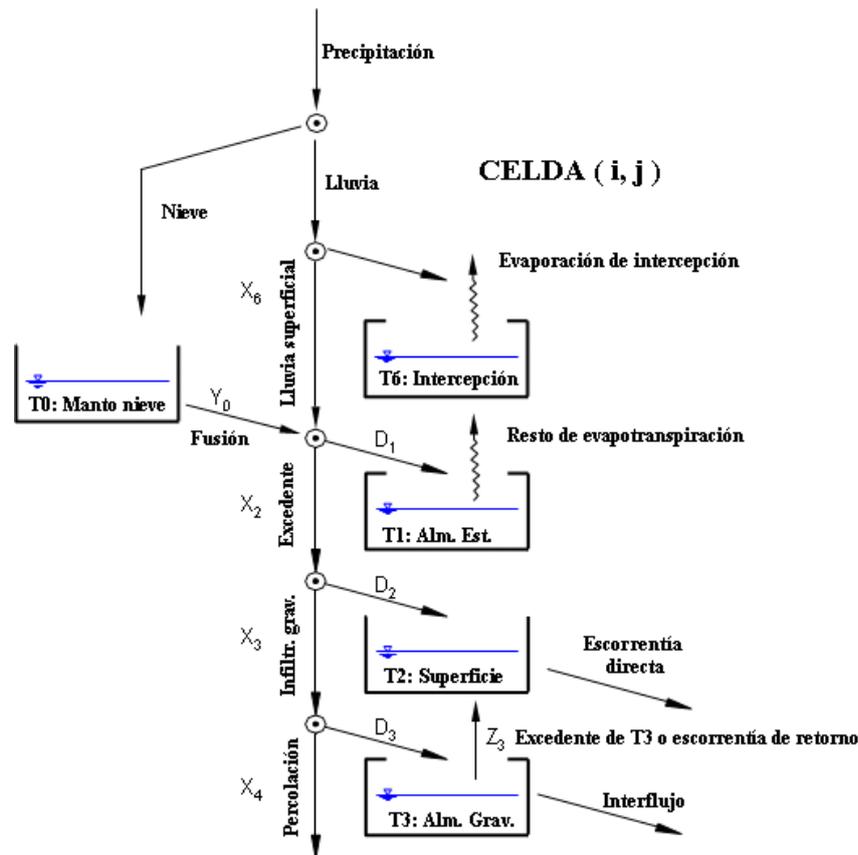


Figura 29. Esquema conceptual de tanques a nivel de celda del modelo TETIS. Fuente: GIMHA, 2019

El flujo entre los tanques es función del agua almacenada en ellos, por lo que las variables de estado son los volúmenes almacenados en cada uno de los tanques. La función que relaciona el flujo con estas variables de estado es función del esquema conceptual adoptado, del tipo de tanque y de las características morfológicas de la celda e hidrológicas del suelo en la misma.

En realidad, la conceptualización del modelo TETIS es una malla interconectada en tres dimensiones. Los tres tanques inferiores drenan hacia el correspondiente tanque aguas abajo, siguiendo las direcciones del flujo propuestas por el MDE, hasta alcanzar la red de drenaje constituida por cárcavas y cauces. La longitud de interconexión máxima para cada tanque es definida por el usuario, teniendo en cuenta que para la escorrentía y el flujo subsuperficial esta longitud está asociada al tamaño de las laderas. Para el flujo base esta longitud se estima teniendo en cuenta el punto inicial del flujo permanente en el cauce.

El sistema presenta tres elementos diferenciados definidos por las áreas umbrales para que las diferentes componentes de la escorrentía salgan a la superficie. Además, estas áreas coinciden con la presencia de una incisión permanente en el terreno en donde se concentran los flujos, ya sea en

cárcavas o en cauces. En la Figura 30 se observa un esquema de la relación entre las áreas umbrales para las diferentes componentes de la escorrentía y el área de captación.

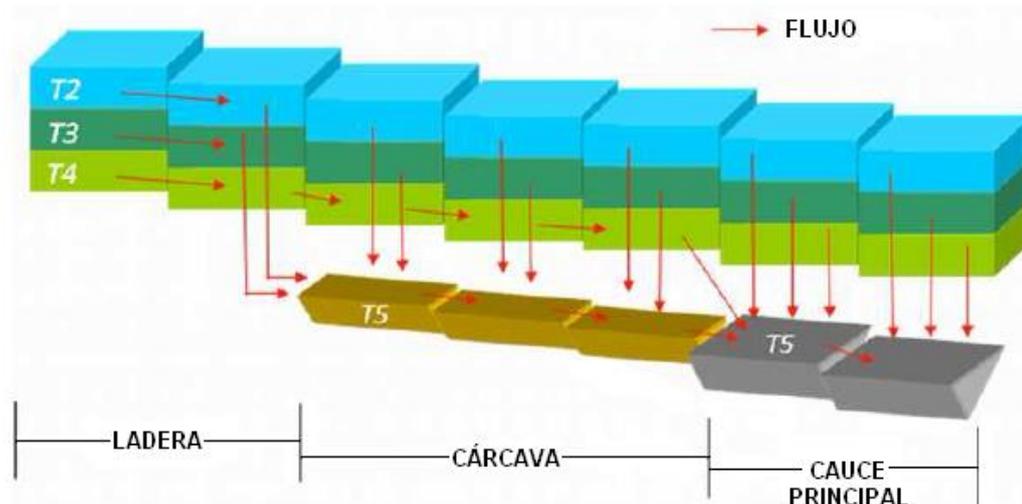


Figura 30. Movimiento horizontal propuesto por el modelo TETIS (simplificación 2D).

2.3.3. Traslación de la escorrentía.

Para la traslación de la escorrentía TETIS presenta una formulación que incluye elementos de la geometría hidráulica. Con estos elementos se puede hacer un análisis hidráulico razonable de las transferencias entre las celdas, sin requerir grandes volúmenes de información (generalmente bastante costosa) y sin recurrir a simplificaciones exageradas a escala cuenca. Esta formulación aprovecha al máximo la información disponible, siendo al mismo tiempo un esquema bastante robusto.

La traslación de la escorrentía a lo largo de la cuenca se realiza considerando que el agua no abstraída circula sobre las laderas hasta alcanzar algún canal perteneciente a la red de drenaje natural de la cuenca, y a partir de allí circula por la red drenaje en sí. Su estimación se puede hacer de acuerdo con las leyes de la Hidráulica de los cauces naturales o con simplificaciones conceptuales. En el caso de TETIS, el modelo empleado es de la “onda cinemática”, que es una simplificación de las ecuaciones de Saint-Venant al desprestigiar en la ecuación de conservación de la energía los términos correspondientes a los efectos inerciales y de presión.

Por otra parte, las características hidráulicas de los cauces se van a obtener con base en parámetros propios de la cuenca (o regionales si no se dispone de los propios) que se extraen de la información geomorfológica de la cuenca. Por eso, esta nueva metodología se ha denominado de la Onda Cinemática Geomorfológica (OCG).

2.3.4. Submodelo de vegetación dinámica.

La importancia del rol de la vegetación en el balance hídrico está siendo cada vez más reconocido por los estudiosos del ciclo hidrológico (Laio et al., 2001; Huxman et al., 2005). Es por ello que parece poco creíble que la mayoría de los modelos hidrológicos actuales aún consideren la vegetación como parámetro y no como variable de estado, despreciando de esta manera el rol activo de la dinámica de la vegetación. Este hecho es particularmente serio en regiones áridas y semi-áridas, donde se ha incluido el submodelo que modela la dinámica de la vegetación, debido a que en estas regiones la evapotranspiración real puede llegar a suponer más del 90% de la precipitación anual media (Pilgrim et al., 1988; Huxman et al., 2005; Andersen, 2008).

Todo ello llevó a que se incluyese en el modelo TETIS un sub-modelo de vegetación diseñado para ser utilizado en ambientes controlados por la disponibilidad de agua. Este modelo fue inicialmente propuesto por Pasquato et al. (2015) y posteriormente mejorado y adaptado por Ruiz-Pérez (2016). En ambas aplicaciones, el modelo fue utilizado en una región semi-árida, como lo es también en este trabajo, obteniendo resultados satisfactorios. Las simulaciones fueron llevadas a cabo con un paso de tiempo diario y las ecuaciones fueron resueltas con una aproximación por diferencias finitas.

Las dinámicas de la biomasa de la vegetación son modeladas aplicando un balance de masa; donde la variación está basada en el proceso de fotosíntesis, simulado a través de la *Absorbed Photosynthetically Active Radiation* (APAR) y el índice *Light Use Efficiency* LUE (Arora, 2002; Polley et al., 2011). En la Tabla 3 se recoge el conjunto de parámetros calibrables por cada tipo de cobertura del suelo para realizar la simulación utilizando el sub-modelo de vegetación dinámica.

De los 11 parámetros posibles de calibrar para cada tipo de cubierta, se han seleccionado los tres más influyentes en el ciclo hidrológico: distribución de raíces, factor de cobertura y coeficiente de disponibilidad de agua, para cada una de las cinco cubiertas calibrables (los cuerpos de agua y los espacios urbanos no han sido considerados), totalizando 15 parámetros para el modelo de vegetación dinámica.

Tabla 3. Conjunto de parámetros calibrables en el sub modelo de vegetación dinámica.

Nombre	Símbolo en TETIS	Unidad de medida
Coefficiente de disponibilidad de agua	ExpFDisp	adimensional
Coefficiente de reducción del LUE debido a fuentes de estrés	ExpFestres	adimensional
Almacenamiento máximo foliar	Alm max	mm
Distribución de raíces	% Raices	[0-1]
Constante natural de senescencia	Kdecay	adimensional
Temperatura media óptima	T ^o opt	°C
<i>Light Use Efficiency</i>	LUE	kg/m ² MJ
Ratio de respiración C:N	rResp	gC/gN día
Coefficiente de extinción de la luz	Kmuerte	adimensional
Área foliar específica	SLA	m ² /kg
Índice de área foliar máximo	LAI _{max}	m ² /m ²
Factor de cobertura	fc	[0-1]

2.4. Estimación previa de parámetros.

2.4.1. MDE y derivados.

El MDE utilizado tiene un tamaño de celda de 100x100 m (Figura 31a). Como paso previo, se procede a la corrección del MDE. Este paso es necesario para eliminar las incertidumbres en la determinación de las direcciones de drenaje derivadas de una baja precisión en las cotas o un tamaño excesivo de celda. Esto provoca que no exista una única pendiente máxima positiva para el cálculo de las direcciones de drenaje. Los elementos que producen incertidumbres son: hoyos, zonas planas, bifurcaciones y sumideros espurios. Una vez que el MDE crudo está corregido, es posible calcular los demás mapas derivados del MDE: dirección de flujo (Figura 31e), celdas drenantes acumuladas (Figura 31b), pendientes (Figura 31d), velocidad en el cauce (Figura 31c).

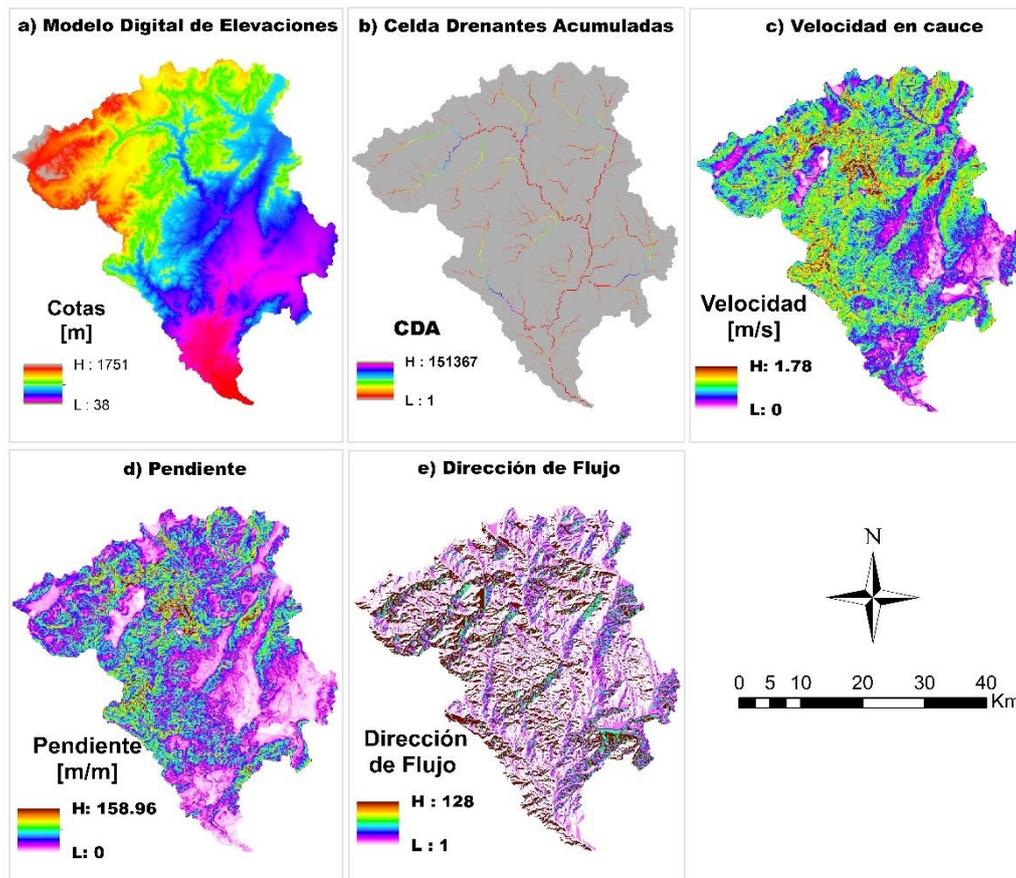


Figura 31. Mapas de MDE y derivados correspondientes a la cuenca de estudio.

El mapa de celdas drenantes acumuladas se calcula mediante un algoritmo que va acumulando la cantidad de celdas que vierten a cada una.

Para el caso del mapa de pendientes el mismo se determina mediante la diferencia de cotas máxima para cada celda. La misma puede ser expresada en m/m, porcentaje o grados. Para este trabajo se utiliza la pendiente en unidades de m/m.

En relación a la velocidad, aunque la misma es considerada estacionaria, varía en función de la pendiente según lo expresado en la ecuación 2:

$$v = f(\text{pendiente}) = \sqrt[2]{2 * \text{pendiente} [m/m]} \quad (2)$$

2.4.2. Parámetros de vegetación.

Los parámetros de la vegetación han sido calculados a partir de los mapas de la textura del suelo y la función de potencia propuesta por Clapp y Horberger (1978), mostrada en la ecuación 3, para el cálculo del contenido de agua en el suelo:

$$\psi = \psi_{ae} * \left(\frac{n}{H}\right)^b \quad (3)$$

donde Ψ es el potencial mátrico, Ψ_{ae} es el potencial mátrico de la entrada de aire, n es la porosidad, b es un índice relacionado con la distribución de la porosidad y H es el contenido de agua.

Los valores de Ψ_{ae} , n y b se pueden encontrar en la Tabla 4 (Clapp and Horberger, 1978), y los mismos varían según la textura del suelo.

Tabla 4. Valores de Ψ_{ae} , n y b para el cálculo del contenido de agua en el suelo. Fuente: Clapp & Hornberger, 1978

Textura del suelo	ψ_{ae} [MPa]	n	b
Arena	3.42 e-04	0.395	4.05
Arena arcillosa	1.74 e-04	0.410	4.38
Marga arenosa	7.01 e-04	0.435	4.90
Marga limosa	5.50 e-03	0.485	5.30
Marga	1.43 e-03	0.451	5.39
Marga arenosa-arcillosa	8.43 e-04	0.420	7.12
Marga limo-arcillosa	1.43 e-03	0.477	7.75
Marga arcillosa	3.53 e-03	0.476	8.52
Arcilla arenosa	6.02 e-04	0.426	10.4
Arcilla limosa	1.70 e-03	0.492	10.4
Arcilla	1.82 e-03	0.482	11.4

Los valores de Ψ también son conocidos: a) capacidad de campo $\Psi_{fc} = 0.015$; b) punto óptimo $\Psi_{opt} = 0.5$; y c) punto de marchitez $\Psi_{wp} = 3$. Una vez clasificados los suelos según el contenido de limo, arena y arcilla, sabidos los valores de Ψ_{ae} , n y b , se determina si se calcula para capacidad de campo, punto óptimo o punto de marchitez (valor de Ψ), se procede al cálculo de H . Finalmente, se calculan los mapas (Figura 32) multiplicando por 5 cm para la capa superficial (la que se ha utilizado para comparar con la información de satélite) y para la capa inferior, se multiplica H por la diferencia de altura hasta la altura efectiva de la segunda capa, limitada por la profundidad de las raíces o por el primer obstáculo (si este se encuentra antes).

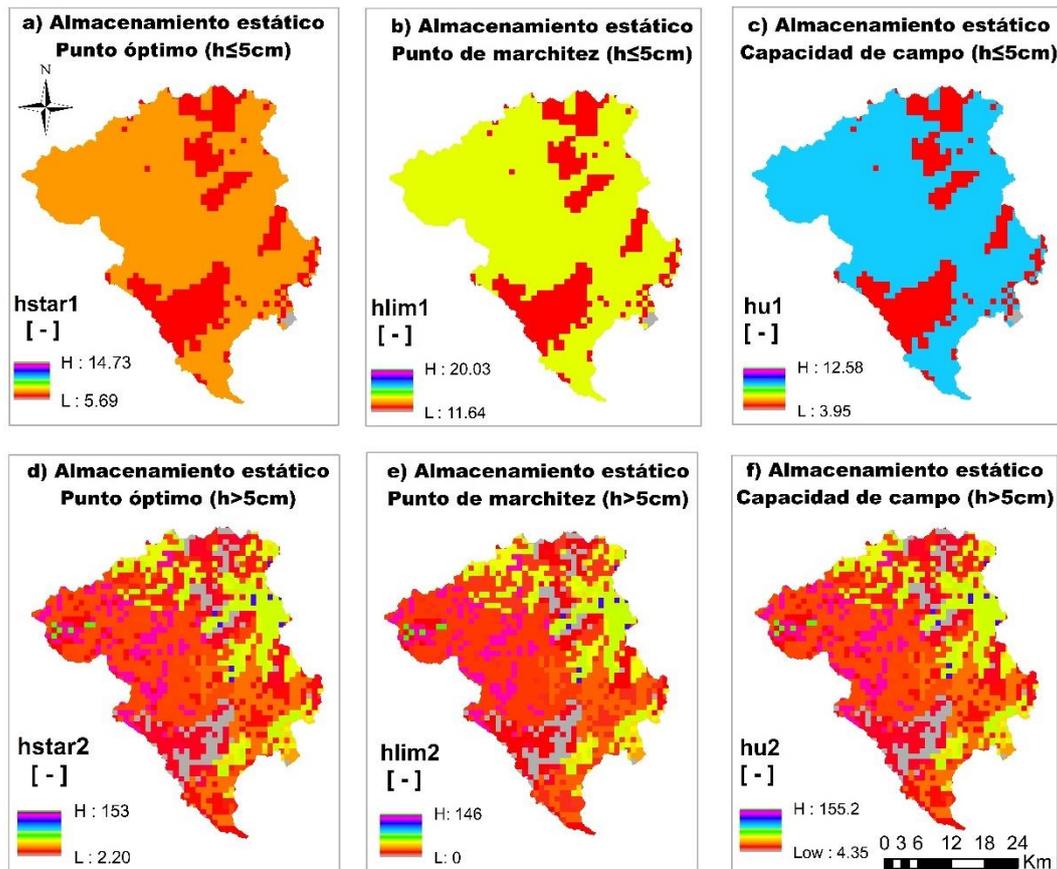


Figura 32. Mapas de parámetros de vegetación utilizados en la cuenca de estudio.

2.4.3. Parámetros hidrológicos.

La capacidad de infiltración (Figura 33a) se ha calculado a partir de los mapas derivados de base de datos europea de suelos (ESDB por sus siglas en inglés) aplicando las funciones de pedotransferencia de Saxton y Rawls.

Para estimar la capacidad de percolación del substrato (Figura 33b), se ha utilizado el mapa de permeabilidad cualitativa del acuífero del IGME. Este mapa aporta información sobre las unidades litológicas existentes: a) Roca (C), b) Detrítica (D), c) Cuaternario (Q), d) Volcánica (V), e) Metadetrítica (M), f) Ígnea (I), y g) Evaporita. Además, clasifica la permeabilidad del acuífero de forma cualitativa: a) Muy alta (VH), b) Alta (H), c) Media (M), d) Baja (L), e) Muy Baja (VL).

Realizando el cruce de ambos tipos de información cualitativa y aplicando las funciones de pedotransferencia, se obtienen los valores mostrados en la Tabla 5.

Tabla 5. Capacidad de percolación del sustrato según el tipo de roca y su permeabilidad cualitativa.

Categoría	Valor adoptado (mm/h)	Categoría	Valor adoptado (mm/h)
C-MB	4.17×10^{-4}	D-MA	416.67
C-B	7.41×10^{-2}	M-MB	4.17×10^{-7}
C-M	13.18	M-B	2.34×10^{-5}
C-A	2.34×10^3	M-M	13.18×10^4
C-MA	4.17×10^5	Q-B	7.41×10^{-3}
E-MB	4.17×10^{-2}	Q-M	1.32
E-B	0.74	Q-A	234.31
E-M	13.18	Q-MA	4.17×10^4
D-MB	4.17×10^{-6}	V-MB	0.36
D-B	4.17×10^{-4}	V-B	1.14
D-M	4.17×10^{-2}	I-MB	36×10^{-8}
D-A	4.17	I-B	36×10^{-6}

Como TETIS presenta una estructura separada de sus parámetros efectivos, por lo tanto, el valor efectivo en una celda de un parámetro es el producto del mapa correspondiente por un factor corrector. De esta forma, lo importante es estimar adecuadamente el valor relativo entre las celdas y su distribución espacial, por lo tanto, se hacen algunas asunciones como utilizar el mapa de capacidad de infiltración del suelo como el de la conductividad hidráulica del interflujo (Figura 33e), es decir $K_{ss}=K_s$. De igual manera, y por la misma razón se usa el mapa de percolación para representar a los mapas de conductividad hidráulica saturada del acuífero (Figura 33f), o sea $K_{sa} = K_p$, y capacidad de pérdidas del acuífero (Figura 33d), asumiendo $K_{ps} = K_p$.

El almacenamiento estático máximo (Figura 33d), es la cantidad máxima de agua que puede almacenarse en la superficie del terreno, que no es capaz de salir como escorrentía superficial, y que, por lo tanto, debe evaporarse o infiltrarse en el suelo. Depende de la forma del terreno y del tipo de suelo. El mismo está compuesto por el almacenamiento superficial (almacenamiento en charcos y almacenamiento en depresión) y por el agua que se retiene en el suelo por las fuerzas capilares (almacenamiento capilar). Por lo tanto, su cálculo queda expresado en la ecuación 5:

$$H_u = AS + AT \cdot \min(PR; ROO) \quad (4)$$

donde AS es el almacenamiento en superficie (almacenamiento en charcos más almacenamiento en depresión), expresado en mm; AT es el contenido de agua disponible en el suelo, expresado en

mm/m, PR es la profundidad de las raíces sin obstáculos, expresada en m; ROO es la profundidad del primer obstáculo para el desarrollo de raíces, expresado en m. H_u se expresa en mm.

Para el almacenamiento superficial (ecuación 6), que se encuentra compuesto del almacenamiento en charcos y el almacenamiento en depresión, se ha procedido al cálculo de ambas componentes por separado y a la posterior suma de ambos valores.

$$AT = AC + AD \quad (5)$$

donde AC es el almacenamiento en charcos, expresado en mm; y AD es el almacenamiento en depresión, expresado en mm.

Para el almacenamiento en charcos, los valores se obtienen de estudios previos realizados en el DIHMA, y se pueden ver tabulados en la Tabla 6.

Tabla 6. Almacenamiento en charcos según el uso del suelo.

Uso del suelo	Alm. Charcos (mm)
Huerta	6
Cítricos	6
Cultivo de regadío	6
Viñedos - Olivos	6
Cultivo de secano	6
Bosque de coníferas	4
Bosque mixto	5
Matorral	3
Vegetación escasa	3
Suelo Urbano	0
Cursos de agua	0
Pastizal	3

Para el cálculo del almacenamiento en depresión expresada en mm, se ha utilizado la expresión siguiente (ecuación 6):

$$AD = 10 - 1.3 \cdot \text{pendiente} (\%) \quad (6)$$

Para el cálculo del almacenamiento capilar se ha recurrido a la información cartográfica de la ESDB. A partir de éstos, es posible aplicar las funciones de pedotransferencia de Saxton y Rawls y calcular el contenido de agua disponible en el suelo. Los valores de la profundidad de las raíces han sido obtenidos de estudios previos del DIHMA y son visibles en la Tabla 7.

Tabla 7. Profundidad de raíces según el uso del suelo.

Uso del suelo	Prof. Raíces (m)
Huerta	0.7

Cítricos	1.5
Cultivo de regadío	1.5
Viñedos - Olivos	0.8
Cultivo de secano	0.8
Bosque de coníferas	1
Bosque mixto	0.7
Matorral	0.2
Vegetación escasa	0.2
Suelo Urbano	0
Cursos de agua	0
Pastizal	0.2

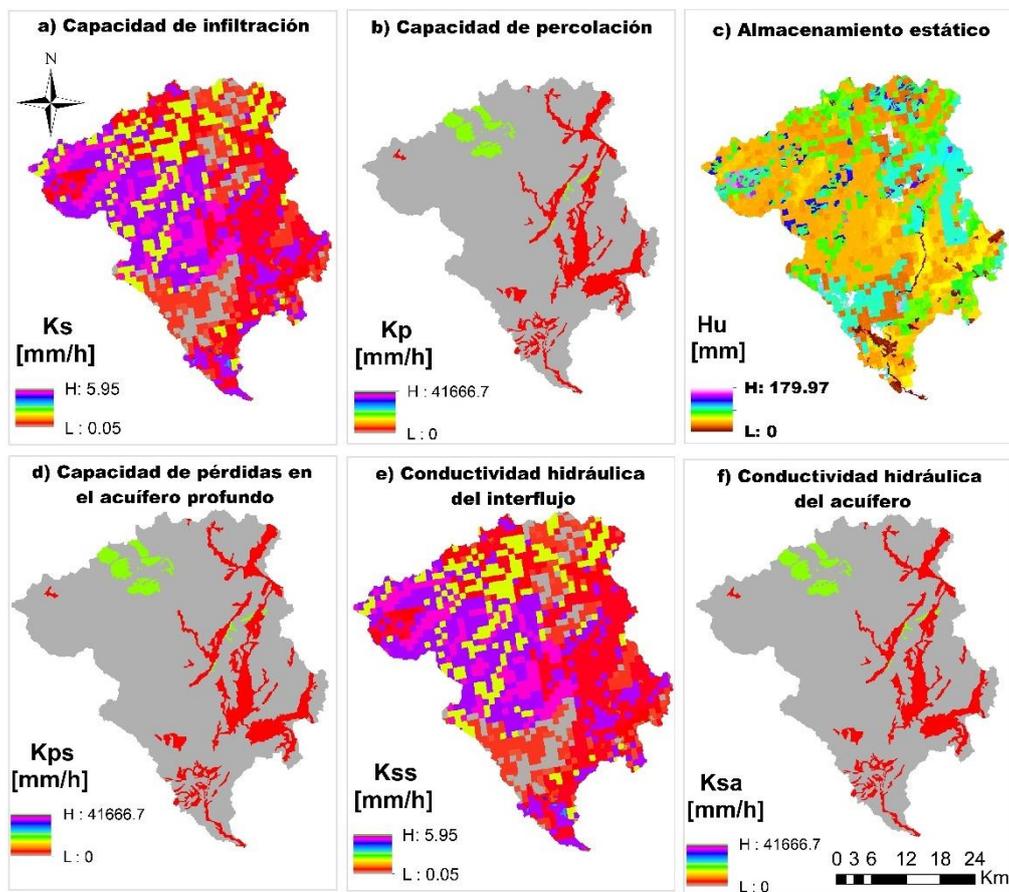


Figura 33. Mapas de parámetros hidrológicos utilizados en la cuenca de estudio.

2.4.4. Áreas umbrales: Onda Cinemática Geomorfológica (OCG)

Para la determinación de las áreas umbrales es preciso conocer la diferencia entre cauce, cárcava y ladera. En TETIS, la zona de cárcavas es donde se produce el paso del flujo en ladera al flujo canalizado (cauce). Generalmente comienza en una zona de canalización incipiente por surcos y termina en la cabecera de los cauces. La ladera es el resto de superficie que no es considerada cauce ni cárcava y en la que sólo se produce escorrentía directa.

Las áreas umbrales a determinar son el área umbral del flujo base y el área umbral del interflujo. La determinación del área umbral del flujo base se ha determinado mediante la comparación entre una fuente cartográfica externa de cauces (mapa vectorial de la red de cauces); y el resultado obtenido para diversos valores de umbral. Por lo tanto, la metodología seguida ha sido la prueba de diferentes áreas umbrales hasta obtener una que reproduzca de forma aceptable el inicio de los cauces y el número de cauces que componen la red. Finalmente, el valor adoptado ha sido 0.9 km².

En la determinación del área umbral del interflujo se ha utilizado un mapa cartográfico. En un primer lugar se ha estimado que el área umbral del interflujo debería situarse entre 10 y 100 km². La metodología para su estimación ha sido el cálculo del área de la cuenca asociada al punto en el que se inicia el cauce, es decir, donde la línea azul que identifica los cauces pasa de discontinua a continua. Esto se ha llevado a cabo en diferentes zonas y se han obtenido valores muy diversos dentro del intervalo esperado. Debido a la variedad de resultados se ha decidido emplear el valor medio de 50 km².

Para los valores de los parámetros (coeficientes y exponentes) de la OCG se ha utilizado valores obtenidos en un estudio previo de la cuenca del Tajo (DIHMA, 2001). Los valores se pueden observar en la Tabla 8.

Tabla 8. Coeficientes y exponentes utilizados para la OCG

	Coeficientes		Exponentes
k	1.2968	Φ	0.7571
C ₁	3.1301	ϵ_1	0.5088
C _d	6.5156	ϵ_1	0.3253
C _n	0.047	θ	0.6548
		ξ	0.1667

CAPÍTULO 3. Metodología

3.1. Propuesta metodológica.

Para llevar a cabo esta investigación se han establecido cuatro configuraciones de optimización, calibradas en el periodo 2011-2013 y validadas en periodo 2014-2015: a) mono-objetivo temporal en la que se ha optimizado el índice de Nash-Sutcliffe (NSE) comparando los caudales simulados con los observados; b) multi-objetivo temporal, donde además del índice NSE, también se ha optimizado el error en volumen de los caudales simulados (BE); c) multi-objetivo espacio-temporal, en la cual se ha optimizado el índice NSE aplicado a los caudales y el índice de eficiencia espacio-temporal (STE) aplicado a la SM, y d) mono-objetivo espacio-temporal, en la cual se ha optimizado únicamente el índice STE aplicado a la SM. En esta última alternativa, la cuenca se ha considerado como no aforada, pues no se ha utilizado la serie de caudales en el proceso de optimización en ningún momento. Las ecuaciones de los índices de bondad aquí mencionados serán presentadas más adelante en la sección 3.4.

3.2. Algoritmos de calibración automática.

Para llevar a cabo la optimización de las configuraciones mono objetivo se ha empleado el algoritmo SCE-UA, y para la optimización de las configuraciones multi objetivo se ha utilizado el algoritmo MOSCEM-UA. Ambos algoritmos se describen a continuación.

3.2.1. Algoritmo de calibración mono-objetivo: SCE-UA.

El algoritmo de calibración SCE-UA posee las principales fortalezas y bondades de: a) el método Simplex (Nelder and Mead, 1965), b) las ideas de la búsqueda aleatoria controlada (Price, 1983), c) teoría de la evolución competitiva (Holland, 1975), y d) el concepto de mezcla de complejos.

El algoritmo fue inicialmente descrito por Duan et al. (1992), quienes analizaron la superficie de respuesta de funciones objetivo aplicados a calibración de modelos hidrológicos y constataron que, debido a la presencia de muchos óptimos locales, los métodos de calibración automática de búsqueda local de aquella época, tales como el método de Rosenbrock (Rosenbrock, 1960) o el método Simplex de Nelder y Mead, no eran capaces de encontrar el óptimo global.

El algoritmo SCE-UA opera con una población de puntos que evoluciona en dirección al óptimo global a través de sucesivas iteraciones y evaluaciones de la función objetivo. Cada uno de estos puntos es definido por el conjunto de parámetros y representa una solución candidata.

Según los desarrolladores (Duan et al., 1992), el algoritmo imita un proceso de evolución natural en donde los puntos constituyen la población de una especie, y la población es dividida en varias comunidades, que serían los complejos. A cada una de estas comunidades se le da la oportunidad de evolucionar independientemente, por un periodo determinado. Luego de un número predeterminado de evoluciones, las comunidades son juntadas nuevamente y se procede a otra división. Este proceso de mezcla permite el intercambio de información entre las comunidades que han evolucionado de forma independiente (Sorooshian and Gupta, 1995).

Continuando con la analogía biológica, cada uno de los miembros de la comunidad es candidato a ser padre y participar en el proceso de reproducción. Un sub-complejo retirado de un complejo es como una pareja biológica. La diferencia es que el sub-complejo puede tener más de dos miembros.

Para garantizar que el proceso sea competitivo, es necesario que los padres con mayor aptitud tengan mayor probabilidad de ser elegidos para el proceso de reproducción. Para ello, la aptitud de los padres es evaluada por el valor de la función objetivo o una función transformada de ésta. Cuando menor sea el valor de la función objetivo, mayor será considerada la aptitud del padre, ya que este algoritmo fue desarrollado para problemas de minimización. La mayor diferencia del algoritmo en relación al proceso de evolución natural es que la evolución de las generaciones es guiada artificialmente por la utilización del algoritmo del método Simplex (Nelder y Mead, 1965). En la Figura 38 se presenta un diagrama de flujo del funcionamiento del algoritmo SCE-UA.

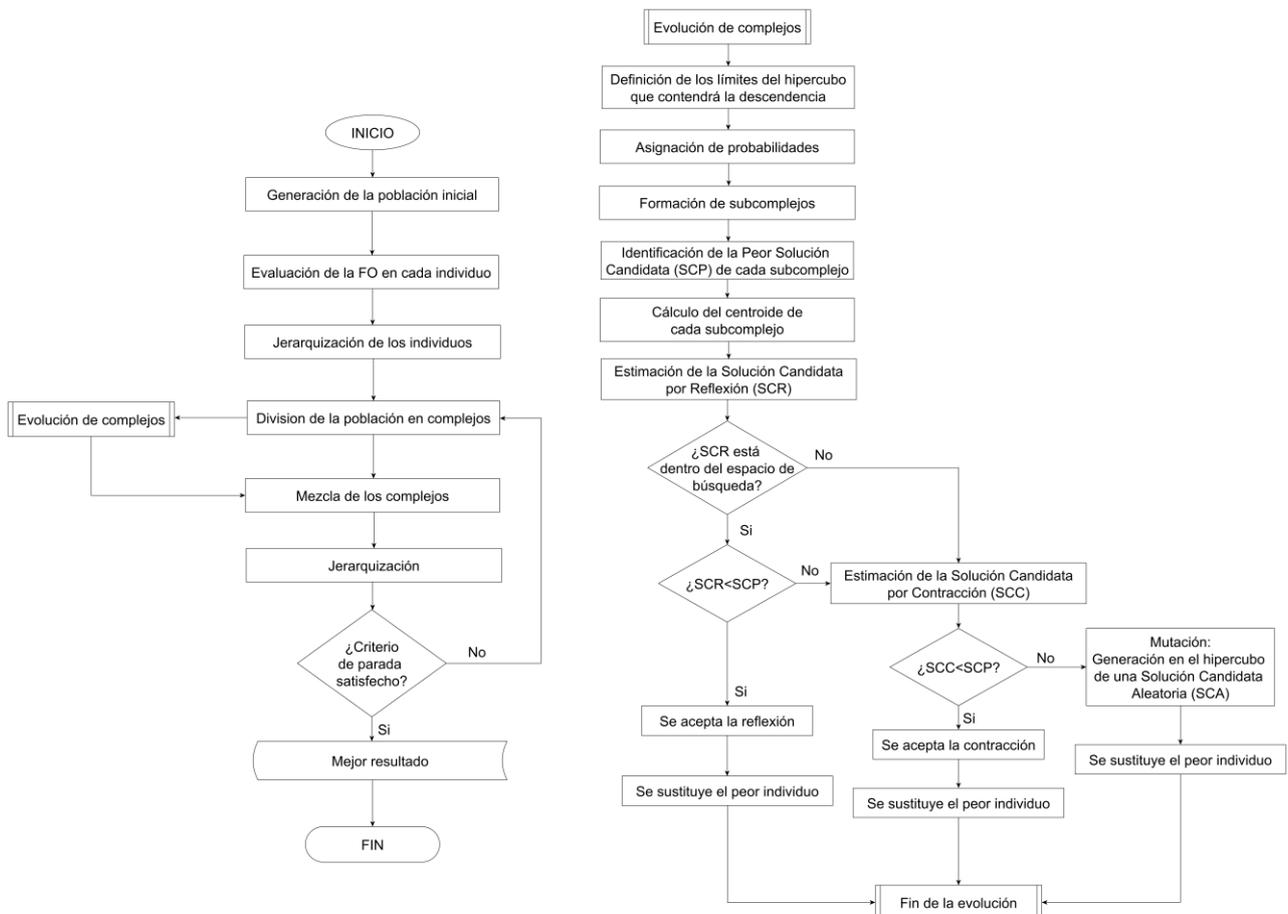


Figura 34. Flujograma del algoritmo SCE-UA. Fuente: Adaptado de Duan et al. (1992)

3.2.2. Algoritmo de calibración multiobjetivo: MOSCEM-UA.

En esta sección, presentamos el algoritmo de calibración multiobjetivo utilizado para esta investigación: MOSCEM-UA (Vrugt et al., 2003), cuyo diagrama de flujo simplificado se presenta en la Figura 35. El mismo fue desarrollado en colaboración entre la Universidad de Ámsterdam y la Universidad de Arizona. La estrategia de evolución empleada en el algoritmo MOSCEM-UA es similar a la del SCE-UA propuesta por Duan et al. (1992) y a la del SCEM-UA propuesta de Vrugt et al. (2003), pero se basa en el concepto de asignación de aptitud multiobjetivo.

El algoritmo MOSCEM-UA combina las fortalezas de: a) la evolución de los complejos empleada en el algoritmo SCE-UA, b) el método de búsqueda probabilístico conocido como “covariance-annealing” utilizado en el SCEM-UA, y c) la versión mejorada método de asignación de aptitud (Zitzler and Thiele, 1999), para determinar una estimación eficiente de la frontera de Pareto.

El algoritmo MOSCEM toma una población inicial de puntos, distribuida al azar en el espacio de parámetros factibles. Para cada individuo de la población, se calcula el vector multiobjetivo F y la población se clasifica mediante una asignación de aptitud, la cual es dada por la versión mejorada

del método de Zitzler y Thiele (1999). La población se divide en varios complejos y, en cada complejo k ($k = 1, 2, \dots, q$), se inicia una secuencia paralela a partir del punto que exhibe la aptitud más alta. Se genera un nuevo punto candidato en cada secuencia k utilizando una distribución normal multivariable centrada en la media e e introduciendo la covarianza entre los puntos del complejo k . se utiliza una regla de aceptación del tipo Metrópolis, que para este algoritmo específicamente estima la aptitud reproductiva del candidato propuesto a formar parte de la nueva población, y lo compara con la última solución candidata en la cadena de Markov, en la cual el complejo está entregando la matriz de covarianza centrada en la media de la distribución multinormal. Posteriormente, luego de un número predeterminado de iteraciones donde los complejos se dividen y se juntan iterativamente, la población va convergiendo hacia la frontera de Pareto. En la Figura 35 se presenta un diagrama de flujo del algoritmo MOSCEM-UA

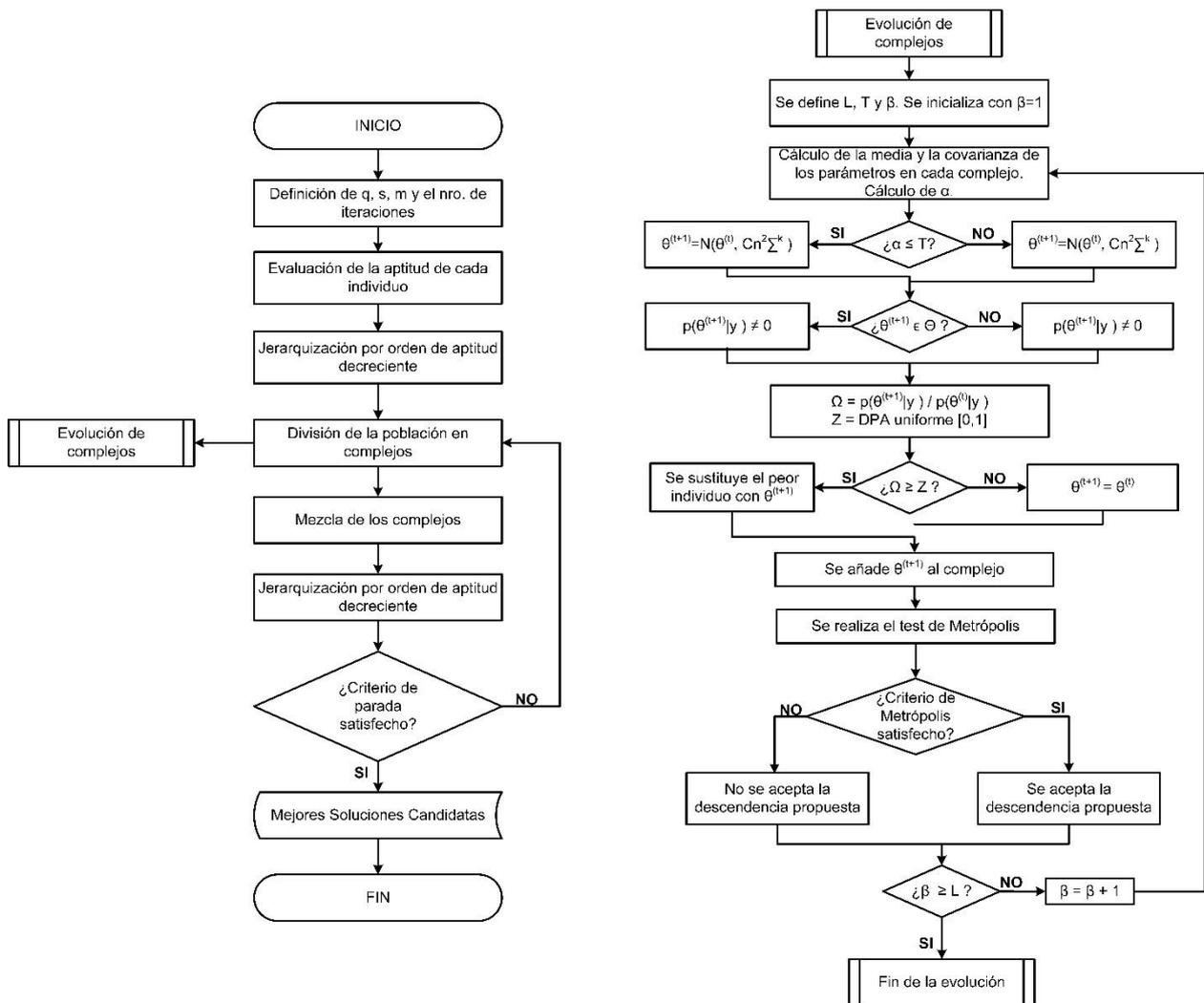


Figura 35. Flujograma del algoritmo de calibración multi-objetivo MOSCEM-UA. Fuente: Adaptado de Vrugt et al. (2003).

3.3. Funciones Ortogonales Empíricas.

A continuación, será descrita brevemente la metodología utilizando EOF (por sus siglas en inglés), también encontrado en la literatura como Análisis de Componentes Principales (PCA, por sus siglas en inglés). Si tiene interés de profundizar conocimientos sobre las EOF, recomendamos el libro de Björnsson y Venegas, titulado “Un manual para análisis EOF y SVD de datos climáticos”, publicado en 1997.

El análisis de datos con las EOF es un método para analizar la variabilidad espacial y temporal de campos geofísicos, sean estos de una sola variable, o de más de una variable. Para el caso del análisis de más de una variable, se utilizan las EOF acopladas (Björnsson and Venegas, 1997). La metodología EOF identifica los patrones más importantes de variabilidad espacial, la dinámica temporal, y presenta una medida de la importancia para cada patrón espacial.

Al hablar de patrones espaciales, nos referimos a las EOF, también conocidas como componentes principales o patrones de importancia de componentes principales. A la variación temporal, en la literatura se encuentra términos tales como: coeficiente de expansión temporal, series temporales EOF, series temporales de componentes principales, etc.

En el uso práctico, está demostrado que el análisis utilizando EOF es una alternativa útil para investigar los patrones espacio temporales de flujos y estados de la interconexión suelos-vegetación-atmósfera (Fang et al., 2015). Entre algunos usos prácticos de las EOF, cabe resaltar que: a) Koch et al. (2015) llevaron a cabo una validación de un modelo distribuido utilizando datos satelitales de temperatura de la superficie terrestre; b) Drewry y Albertson (2006) asociaron el patrón espacial en los errores de un modelo dosel-atmósfera; c) Ruiz-Pérez et al. (2017) han aplicado la metodología a la calibración automática del modelo hidrológico distribuido TETIS (Francés et al., 2007; Pasquato et al., 2015; Ruiz-Pérez et al., 2016) utilizando la correlación entre el LAI y el NDVI para la determinación de los patrones espaciales.

El método EOF es esencialmente una metodología de álgebra lineal basada en la transformación de una matriz. A continuación, se detallan los pasos de la aplicación de la metodología:

(1) Construcción de la matriz M (ecuación 7) de dimensiones $s \times t$, donde cada columna t representa la variación temporal de los datos del punto/píxel s , mientras que cada fila s representa el mapa correspondiente al paso de tiempo t .

$$M = \begin{bmatrix} m_{1,1} & m_{1,2} & \cdots & m_{1,t} \\ m_{2,1} & m_{2,2} & \cdots & m_{2,t} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ m_{s,1} & m_{s,2} & \cdots & m_{s,t} \end{bmatrix} \quad (7)$$

(2) Cálculo del vector de medias B (ecuación 8) de dimensiones $1 \times t$, que representa el valor medio de cada serie temporal de la matriz M

$$B = [b_1 \quad b_2 \quad \cdots \quad b_t] \quad (8)$$

(3) Cálculo de la matriz de anomalías A (ecuación 9) de las mismas dimensiones que M , mediante la sustracción de las medias de la matriz B de cada valor de M .

$$A = \begin{bmatrix} a_{1,1} = m_{1,1} - b_1 & a_{1,2} = m_{1,2} - b_2 & \cdots & a_{1,t} = m_{1,t} - b_t \\ a_{2,1} = m_{2,1} - b_1 & a_{2,2} = m_{2,2} - b_2 & \cdots & a_{2,t} = m_{2,t} - b_t \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{s,1} = m_{s,1} - b_1 & a_{s,2} = m_{s,2} - b_2 & \cdots & a_{s,t} = m_{s,t} - b_t \end{bmatrix} \quad (9)$$

(4) Cálculo de la matriz de covarianza (ecuación 10) y de los autovalores. En la ecuación 11, Λ es la matriz diagonal que contiene los autovalores λ_s de la matriz de correlación C , siendo las columnas e_s de E los correspondientes autovectores. Cada autovector puede ser considerado un mapa.

$$C = A^T x A \quad (10)$$

$$C x E = E x \Lambda \quad (11)$$

(5) Los autovectores están ordenados de acuerdo a los valores de sus correspondientes autovalores, dándose el caso de que siempre el primer autovector EOF_1 es el que contiene la mayor parte de la varianza explicada. Generalmente los n autovalores y sus correspondientes autovectores son elegidos de modo a que expliquen la mayor parte de la varianza, y los datos son reconstruidos según la ecuación 12. Usualmente se encuentra que el número de autovalores escogido es mucho menor que el número de series temporales, es decir de columnas de M .

$$F = \sum_{i=1}^n \vec{a}_i \cdot PC_i \dots \dots (n \ll s) \quad (12)$$

La metodología EOF explicada en los párrafos anteriores, será utilizada en el siguiente trabajo:

- a) en el apartado donde se busca determinar la función espacio temporal a ser utilizada en la etapa de calibración; b) en una configuración multi objetivo considerando caudal y humedad del suelo; y c) en una configuración mono objetivo solo con información de satélite. También es importante mencionar que, a efectos de este trabajo, será considerado el número de componentes principales que expliquen al menos el 95% de la varianza.

3.4. Función objetivo espacio temporal: $STE = f(SM)$

Con el objetivo de incorporar la evaluación de los patrones espaciales y la dinámica temporal, fueron optimizadas en la etapa de calibración cuatro FO. El algoritmo utilizado en esta etapa fue el SCE-UA, y el criterio de parada fue que la diferencia entre el valor de la FO de la última iteración y de la penúltima sea menor o igual que 0.001 (ecuación 13).

$$\Delta FO = FO_n - FO_{n-1} \leq 0.001 \quad (13)$$

En total se analizaron cuatro índices, tomando como punto de partida el propuesto por Koch et al. (2015) y utilizada por nuestro grupo de investigación en el trabajo de Ruiz-Pérez et al. (2017). La fórmula es presentada en la ecuación 14.

$$STE_1 = \sum_{i=1}^{pc} w_i * \sum_{j=1}^t [|load_{obs_{i,j}} - load_{sim_{i,j}}|] \quad (14)$$

donde w_i es la varianza explicada de la metodología EOF para el componente principal i ; pc es el número de componentes principales que explican al menos el 95% de la varianza; $load_{obs_{i,j}}$ es la serie de loadings de la SM observada obtenida por la metodología EOF; $load_{sim_{i,j}}$ es la serie de loadings de la SM simulada obtenida por la metodología EOF.

A pesar que la STE_1 ha demostrado un excelente desempeño como FO en los trabajos mencionados en el párrafo anterior, se ha propuesto una pequeña modificación, evaluando el índice NSE de los loadings observados y simulados (ecuación 15), en lugar de calcular las diferencias entre loadings. Con esta propuesta, denominada STE_2 , se está dando menos peso aún al valor exacto de la variable y más peso al patrón, debido a que la fórmula propuesta por Nash y Sutcliffe (1970) es una estandarización por la media de los valores observados.

$$STE_2 = \sum_{i=1}^{pc} [w_i * NSE(load_i)] \quad (15)$$

Otra alternativa, siguiendo la utilización del índice NSE, fue la de calcular el índice aplicado a la SM observada y simulada en cada celda durante todo el periodo analizado. Para llevar a cabo esta propuesta se ha utilizado la función indicador (ecuación 16), que cuenta las celdas que cumplen con el criterio del umbral establecido para considerar como celda de buen desempeño. Con el fin de no ser demasiado exigentes, ni demasiado compasivos con el umbral, se ha establecido que cada celda que presente un valor del índice NSE mayor o igual a 0.5 es una celda buena. El número de celdas

que cumplen con la condición se divide por el número total de píxeles, obteniendo el índice denominado STE_3 .

$$STE_3 = \frac{1}{p} \cdot \sum_{i=1}^p I_{[u,1]} [NSE(SM_i)] \quad \forall u \geq 0.5 \quad (16)$$

Finalmente, se ha propuesto evaluar como el desempeño de la SM como variable de estado mediante una fórmula que calcule la sumatoria del índice NSE de aplicado a la SM en cada celda para el periodo analizado para cada componente principal, dividido por el número de componentes principales que expliquen al menos el 95% de la varianza. Como mencionado por Koch et al. (2015) y Ruiz-Pérez et al. (2017), de que nuevas formas de estimar los pesos irán emergiendo conforme se utilicen las EOF, con esta fórmula se ha dado peso igualitario a todas las componentes principales al momento de calcular el estadístico.

$$STE_4 = \frac{1}{pc} \cdot \sum_{i=1}^{pc} NSE(load_i) \quad (17)$$

Además de los propios estadísticos correspondientes a cada alternativa, también fueron realizadas para cada valor óptimo de todas las propuestas, en los periodos de calibración y validación:

(1) Cálculo de los índices NSE, error cuadrático medio (*RMSE* por sus siglas en inglés), y error en volumen (*BE* por sus iniciales en inglés) de la humedad del suelo media, observada (ecuación 18) y simulada (ecuación 19), con paso de tiempo semanal, para toda la cuenca.

$$sm_{obs}^{media} = \frac{\sum_{i=1}^n sm_{obs}^i}{n} \quad (18)$$

$$sm_{sim}^{media} = \frac{\sum_{i=1}^n sm_{sim}^i}{n} \quad (19)$$

(2) Cálculo de los índices *NSE*, *RMSE* y *BE* del *LAI* medio, observado (ecuación 20) y simulado (ecuación 21), con paso de tiempo semanal, para toda la cuenca.

$$LAI_{obs}^{media} = \frac{\sum_{i=1}^n LAI_{obs}^i}{n} \quad (20)$$

$$LAI_{sim}^{media} = \frac{\sum_{i=1}^n LAI_{sim}^i}{n} \quad (21)$$

(3) Validación temporal mediante el cálculo del índice *NSE* entre caudales observados y simulados (ecuación 22).

$$NSE = 1 - \frac{\sum_{t=1}^T (Q_{sim}^t - Q_{obs}^t)^2}{\sum_{t=1}^T (Q_{obs}^t - \bar{Q}_{obs})^2} \quad (22)$$

El índice de bondad BE, utilizado para las series de caudales, humedad del suelo y LAI, se puede generalizar mediante la ecuación 23, donde *vol* significa el volumen de la variable analizada.

$$BE = \frac{vol_{obs} - vol_{sim}}{vol_{obs}} \times 100 \% \quad (23)$$

3.5. Configuraciones de calibración automática

Se establecieron cuatro configuraciones de calibración automática: a) mono objetivo temporal en la cual se ha considerado el caudal como variable de estado; b) temporal con enfoque multi-objetivo, siempre considerando el caudal como variable de estado; c) espacio-temporal y multi-objetivo, donde las variables de estado son el caudal y la SM; y d) espacio-temporal y mono-objetivo, considerando la humedad del suelo como única variable de estado, es decir, considerando a la cuenca como no aforada.

Las alternativas a) y d) fueron optimizadas con el algoritmo SCE-UA, mientras que para las configuraciones c) y d) se utilizó el algoritmo MOSCEM-UA.

3.5.1. Mono-objetivo temporal: $FO = 1 - NSE(Q)$.

Para esta alternativa, fue optimizada (minimizada) la $FO = 1 - NSE(Q)$, utilizando el algoritmo de calibración mono-objetivo SCE-UA. El criterio de convergencia fue que la diferencia entre el valor de la FO de la última iteración y de la penúltima sea menor o igual que 0.001 (ecuación 24).

$$\Delta FO = FO_n - FO_{n-1} \leq 0.001 \rightarrow FO = 1 - NSE(Q) \quad (24)$$

Una vez cumplido el criterio de convergencia, el algoritmo para y nos devuelve el óptimo, del cual se obtiene el estadístico deseado, para este caso, el $NSE(Q) = 1 - FO$. Los valores óptimos obtenidos para esta y todas las demás configuraciones serán discutidos en el apartado de resultados.

3.5.2. Multi-objetivo temporal: $FO_1 = 1 - NSE(Q)$, $FO_2 = |BE(Q)|$.

Para esta configuración se ha utilizado el algoritmo de optimización multi-objetivo MOSCEM-UA, y han sido optimizadas (minimizadas): a) $FO_1 = 1 - NSE$; y b) $FO_2 = 1 - |BE|$. El algoritmo ha sido configurado de la siguiente manera:

- (1) Población inicial: $s = 1000$
- (2) Número de complejos: $q = 50$
- (3) Número de individuos por complejo: $m = s/q = 20$
- (4) Número de nuevos candidatos por complejo: $L = \min(\text{parámetros}, m/4) = 5$
- (5) Número de iteraciones: $itera = 150$

(6) Factor de escala: $\beta = 0.5$ (valor recomendado por los desarrolladores del algoritmo)

Para cada iteración se determinan las soluciones candidatas que componen el frente de Pareto para la respectiva iteración, y se guardan los resultados en una matriz de soluciones candidatas. Una vez concluidas las iteraciones, se vuelven a determinar las soluciones no dominadas entre todas las que han sido guardadas en la matriz de soluciones candidatas. Estas soluciones candidatas son las que componen el frente de Pareto al final del proceso de optimización, y por tanto son las posibles alternativas a ser escogidas como la óptima para nuestro problema.

3.5.3. Multi-objetivo espacio temporal: $FO_1 = 1 - NSE (Q)$, $FO_2 = 1 - STE (SM)$.

Al igual que en la configuración anterior, ha sido utilizado el mismo algoritmo de optimización multi-objetivo: MOSCEM-UA. Han sido minimizadas dos FO, siendo la primera temporal: $FO_1 = 1 - NSE (Q)$, y la segunda espacio-temporal: $FO_2 = 1 - STE (SM)$. Los parámetros del algoritmo han sido configurados exactamente iguales a la configuración anterior, por lo tanto, la población de esta configuración tendrá la misma posibilidad de evolucionar que la población de la configuración anterior. La búsqueda de la solución óptima también es idéntica a la mencionada en el apartado anterior. Es decir, por aproximaciones del frente de Pareto en cada iteración, y la determinación de las soluciones no dominadas al final del proceso de calibración, de las cuales se elegirá la óptima para esta configuración.

3.5.4. Mono-objetivo espacio temporal: $FO = 1 - STE (SM)$.

Al igual que para la primera configuración (mono-objetivo temporal), en esta configuración, la FO correspondiente ha sido optimizada (minimizada) con el algoritmo de calibración mono-objetivo SCE-UA, considerando a la SM como única variable de estado, y la $FO = 1 - STE (SM)$. El criterio de convergencia es que el algoritmo para cuando la diferencia entre el estadístico optimizado en la iteración actual menos el estadístico optimizado en la iteración previa sea menor o igual a 0.001 (ecuación 25).

$$\Delta FO = FO_n - FO_{n-1} \leq 0.001 \rightarrow FO = 1 - STE (SM) \quad (25)$$

CAPÍTULO 4. Resultados

4.1. Elección de la FO espacio temporal: $STE=f(SM)$

Con el objeto de mejorar el análisis de la componente espacial de la modelación hidrológica, se ha incorporado la SM como variable de estado. La misma ha sido evaluada por medio del análisis de cuatro FO en los periodos de calibración y validación. Además del propio estadístico propuesto, también se han evaluado el índice NSE aplicado a: a) los caudales, b) al LAI medio de toda la cuenca, y c) a la SM media de toda la cuenca.

Todas las alternativas propuestas han mostrado un buen desempeño, sin embargo, la opción STE_2 (en adelante STE) ha demostrado mayor robustez en el paso del periodo de calibración a validación, además de presentar mejor resultado en todos los demás índices, a excepción del NSE aplicado al LAI medio en el periodo de validación (Figura 36).

La alternativa escogida ha sido utilizada en la configuración multi-objetivo espacio temporal y en la configuración mono-objetivo espacio temporal, cuyos resultados y aportes serán presentados en los apartados 4.4. y 4.5.

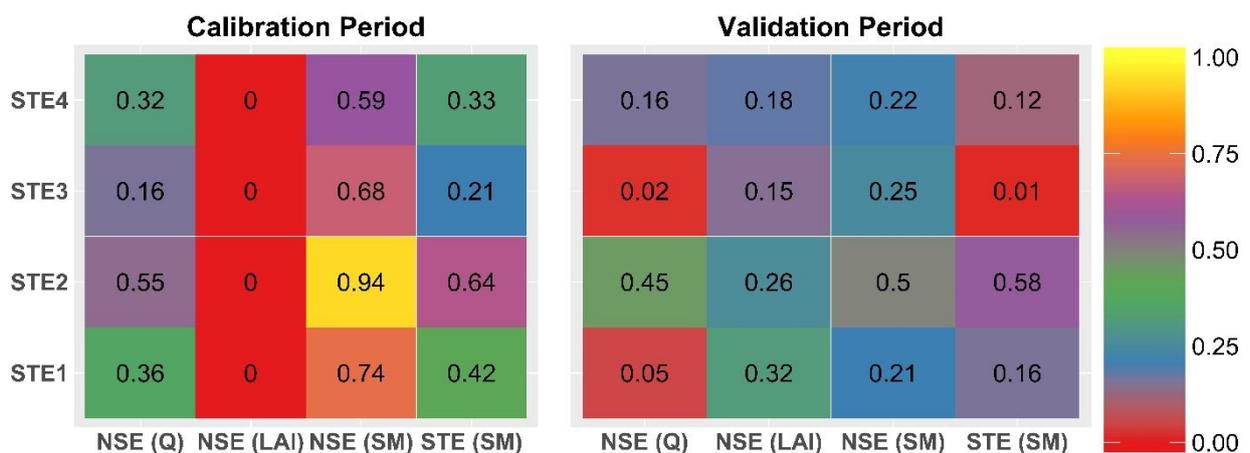


Figura 36. Comparación del desempeño de las alternativas propuestas como FO espacio-temporales en los periodos de calibración y validación.

4.2. Configuración mono-objetivo temporal: $FO=1-NSE(Q)$.

En la primera configuración, de enfoque mono-objetivo, para la se ha considerado como FO al índice NSE entre caudales observados y simulados, el criterio de parada (ecuación 42) ha sido cumplido después de 1105 iteraciones, obteniéndose un valor del estadístico $NSE = 0.91$ (Figura 37).

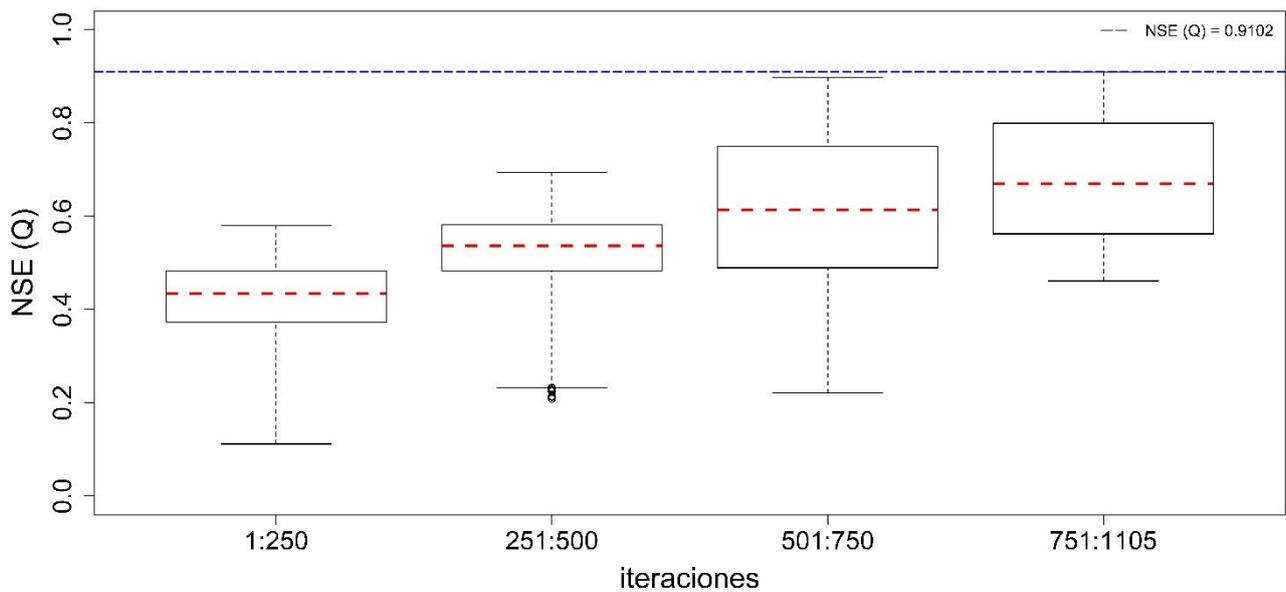


Figura 37. Evolución del índice NSE para la configuración mono-objetivo temporal: $FO = 1 - NSE(Q)$.

Una vez obtenido el valor óptimo, se ha realizado la validación temporal en el periodo de validación, presentándose una reducción considerable del estadístico: $NSE = 0.48$. Realizando una comparación gráfica de los hidrogramas para ambos periodos (Figura 38a para el periodo de calibración y Figura 38b para el periodo de validación), se puede visualizar que en ambos periodos el modelo consigue reproducir satisfactoriamente los caudales simulados, observándose una ligera sobre estimación de los picos, más visible en las curvas de permanencia presentadas en la Figura 38b para el periodo de calibración y Figura 38d para el periodo de validación.

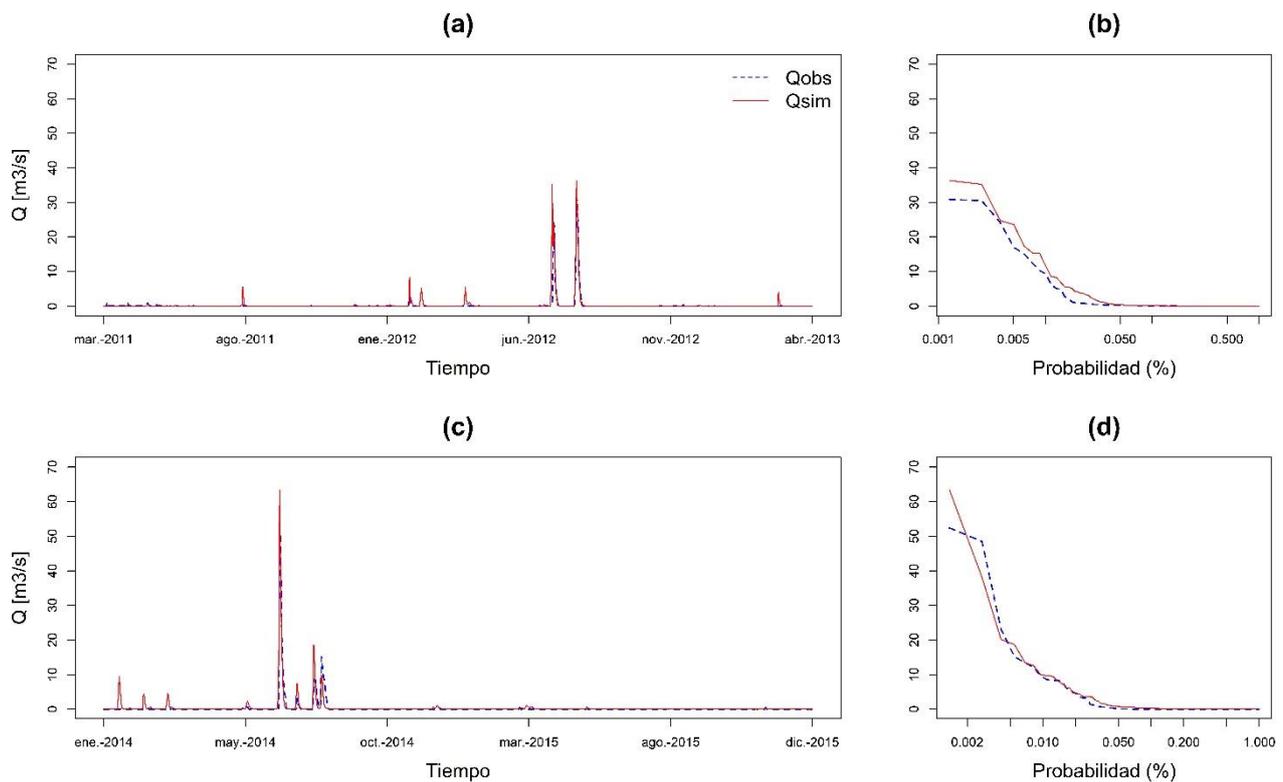


Figura 38. Hidrograma de caudales observados y simulados para la configuración mono-objetivo-temporal: a) en el periodo de calibración, c) en el periodo de validación. Curva de permanencia para caudales observados y simulados para la configuración mono-objetivo-temporal: b) en el periodo de calibración, d) en el periodo de validación.

Haciendo un análisis de la humedad del suelo media para toda la cuenca, durante ambos periodos (Figura 39a para el periodo de calibración, y Figura 39b para el periodo de validación) se puede ver que generalmente los valores simulados son mayores que los observados, siendo levemente más acentuado en el periodo de validación. No obstante, la configuración es capaz de reproducir de manera aceptable la media espacial de la SM.

Además del análisis gráfico, se han calculado algunos estadísticos (entre la serie de SM media observada y simulada) para tener una idea numérica del desempeño relacionado a esta variable. Para el periodo de calibración se ha obtenido: $NSE = 0.63$, $RMSE = 0.84$, $BE = -4.2\%$. Para el periodo de validación, los índices son: $NSE = 0.395$, $RMSE = 6.73$, $BE = -31\%$.

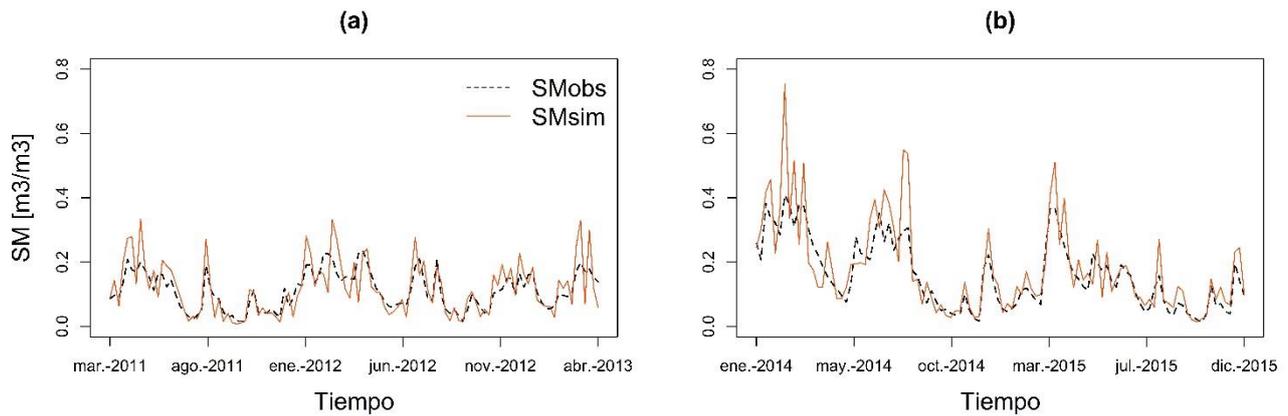


Figura 39. Gráfica comparativa de la SM media observada y simulada para toda la cuenca para la configuración mono-objetivo temporal: a) periodo de calibración, b) periodo de validación.

A pesar de poder reproducir razonablemente bien el comportamiento medio de la SM, esta configuración no es capaz de reproducir su variabilidad espacial. En la Figura 40a se puede observar el mapa del coeficiente de correlación de Pearson para la SM en cada celda para el periodo de calibración (2011-2013), donde la mayoría de los valores de correlación se encuentran en el intervalo entre 0.0 y 0.2 (45% del total del área de estudio), mientras que el 35% de los valores se encuentran entre -0.2 y 0.0, y en el porcentaje restante (20%) es posible observar valores de R menores a -0.2. En la Figura 40b se encuentra representado R para el periodo de validación (2014-2015) y es posible ver que el espacio de la cuenca se encuentra prioritariamente dominado ($\approx 60\%$) por valores de R menores a -0.2 hasta 0.0, seguido por valores de R entre 0.0 y 0.2, y finalmente, en menor proporción ($\approx 10\%$) se encuentran valores entre 0.2 y 0.4.

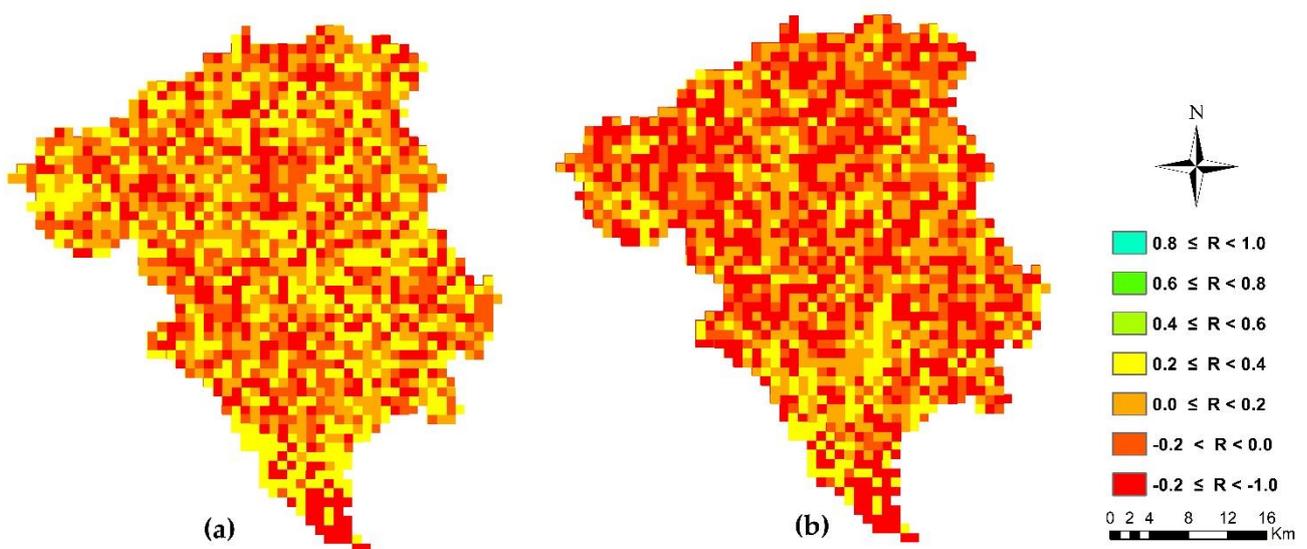


Figura 40. Distribución espacial del coeficiente de correlación de Pearson calculado para la SM observado y simulado para la configuración mono-objetivo temporal: a) en el periodo de calibración, b) en el periodo de validación.

En lo referente al LAI medio para toda la cuenca, se observa que durante el periodo de calibración el LAI simulado es capaz de reproducir el valor observado, aunque siempre de manera oscilante alrededor de la serie observada (Figura 41a). Para el periodo de validación, se puede ver que la serie simulada se encuentra siempre subestimada en relación a la serie observada, pero también es bueno mencionar que a pesar de no reproducir en ningún momento los valores exactos, al menos es capaz de seguir el patrón de la curva simulada (Figura 41b).

Los estadísticos correspondientes al LAI observado y simulado, para el periodo de calibración son: NSE = 0, RMSE = 0.95, BE = -3.9%, y para el periodo de validación: NSE = -0.86, RMSE = 6.28, BE = -25%

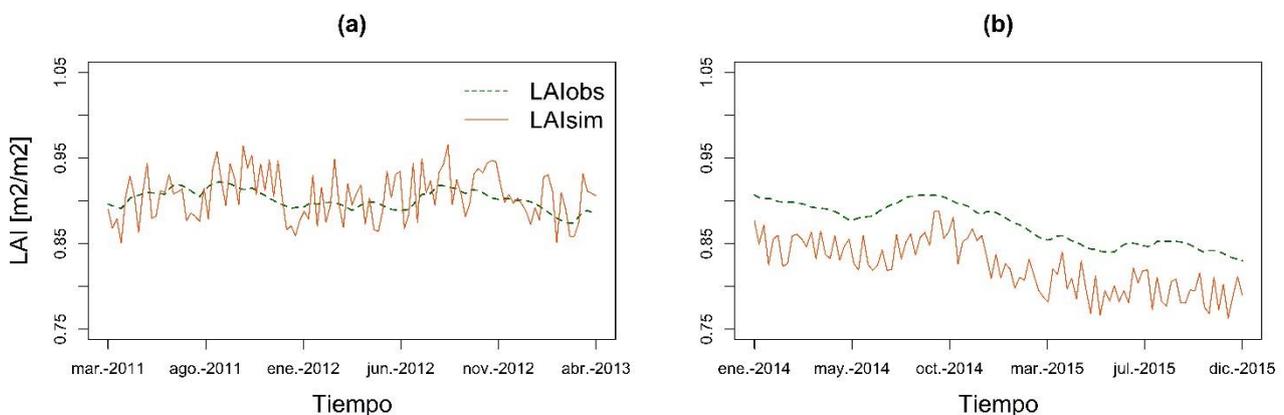


Figura 41. Gráfica comparativa del LAI medio observado y simulado para toda la cuenca para la configuración mono-objetivo temporal: a) periodo de calibración, b) periodo de validación.

Durante el periodo de calibración, los valores del coeficiente de correlación de Pearson para el LAI observado y simulado, la variación es casi equitativa entre los intervalos de $-0.2 \leq R \leq 0.0$ y $0.0 < R \leq 0.2$, cubriendo cada uno 51% y 49% respectivamente (Figura 42a). Lo que respecta al periodo de validación, aproximadamente el 55% de la cuenca se encuentra cubierta por valores de R menores a -0.2, repartiéndose el área restante de manera casi igualitaria valores de R entre -0.2 y 0.4 (Figura 42b).

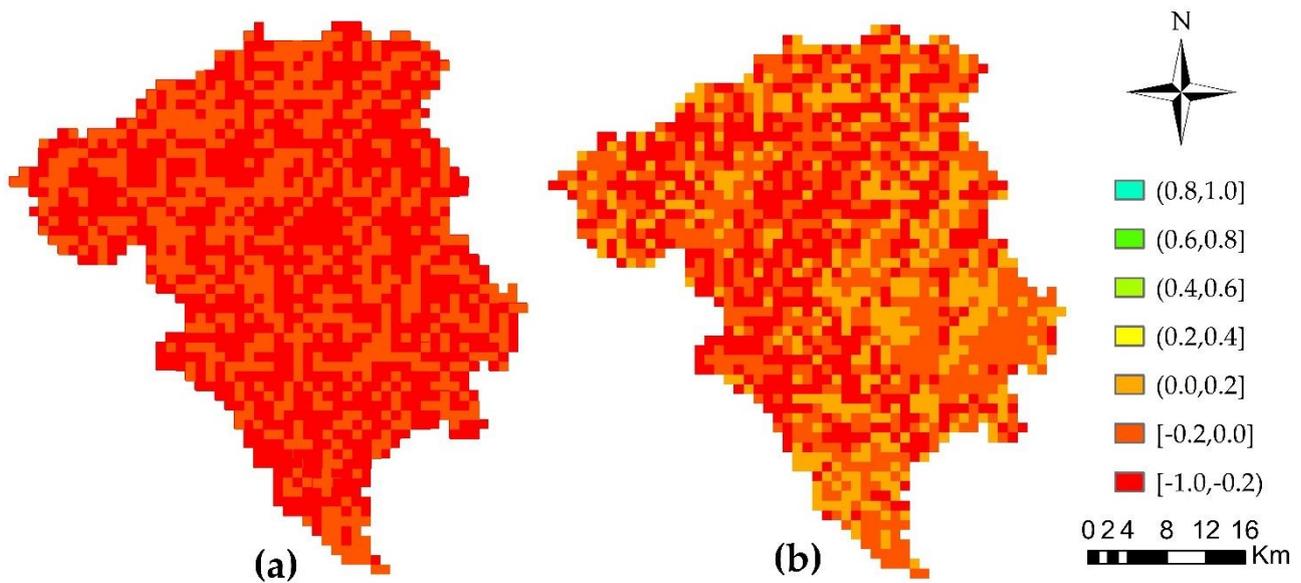


Figura 42. Distribución espacial del coeficiente de correlación de Pearson calculado para el LAI observado y simulado para la configuración mono-objetivo temporal: a) en el periodo de calibración, b) en el periodo de validación.

4.3. Configuración multi-objetivo temporal: $FO_1=1-NSE(Q)$, $FO_2=|BE(Q)|$.

Para la segunda configuración de optimización, la primera con enfoque multi-objetivo, se han optimizado (minimizado) la función que incluye al índice NSE y el valor absoluto del BE en porcentaje. Tras 21000 simulaciones, han quedado 117 soluciones candidatas, de las cuales, nueve soluciones candidatas componen una aproximación de la frontera de Pareto. Los parámetros correspondientes a las nueve soluciones candidatas han sido utilizados para llevar a cabo las simulaciones en el periodo de validación, y se ha escogido la que presenta mejor desempeño en el periodo de validación (Figura 43). Los valores de los estadísticos correspondientes a la solución candidata, en el periodo de calibración, han sido $NSE = 0.847$ y $BE = 9.91\%$.

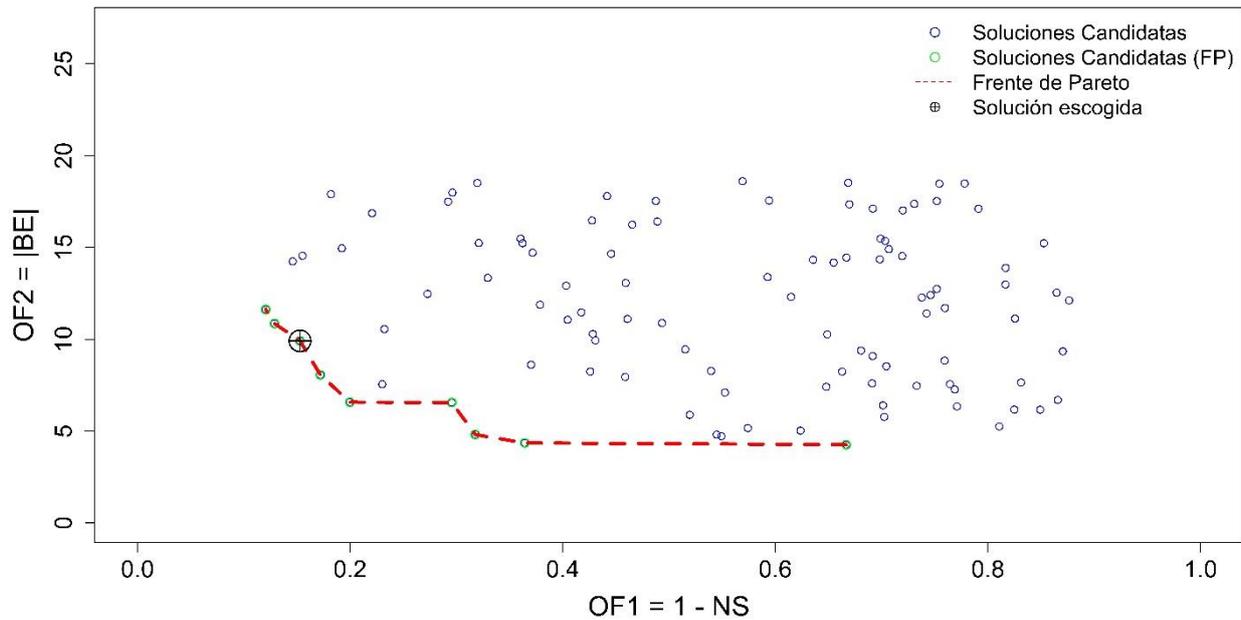


Figura 43. Soluciones candidatas y aproximación de la frontera de Pareto al final del proceso de optimización para la configuración multi-objetivo temporal.

Los resultados de los índices de eficiencia correspondientes a la solución candidata escogida para el periodo de validación son: $NSE = 0.627$ y $BE = 16.32\%$. Para ayudar a la visualización de los resultados se ha procedido, al igual que en la configuración anterior, al gráfico de los hidrogramas y de las curvas de permanencia. En el caso de los hidrogramas es posible visualizar que tanto para el periodo de calibración (Figura 44a) como para el periodo de validación (Figura 44c), los valores de la serie de caudales simulados consigue reproducir de manera satisfactoria la serie de caudales observados. En las curvas de permanencia se puede observar para el periodo de calibración (Figura 44b) una sobrestimación en los caudales simulados. Si bien ínfima, la misma es constante desde $P = 50\%$. En el periodo de validación, se puede visualizar un comportamiento más coincidente con el observado, aunque a la larga tiende a una subestimación del caudal simulado (Figura 44d).

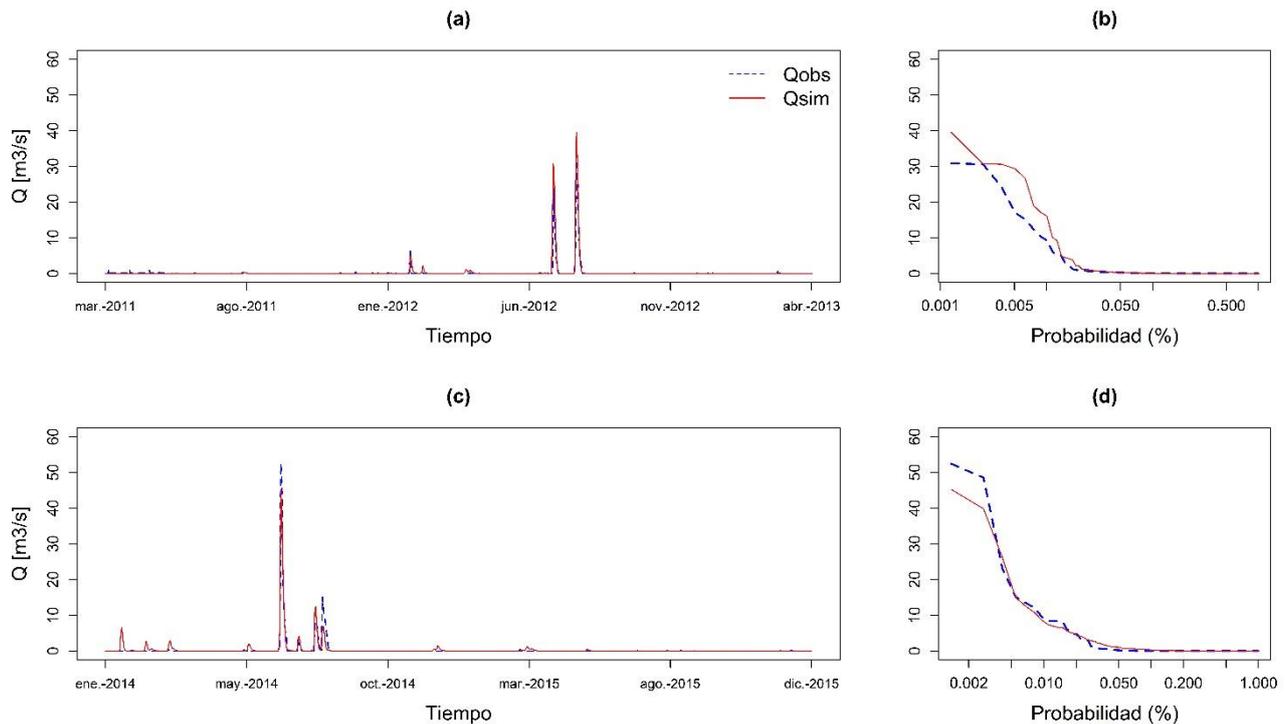


Figura 44. Hidrograma de caudales observados y simulados para la configuración multi-objetivo temporal: a) en el periodo de calibración, c) en el periodo de validación. Curva de permanencia para caudales observados y simulados para la configuración multi-objetivo temporal: b) en el periodo de calibración, d) en el periodo de validación.

En el análisis de validación espacio temporal, para la SM media de toda la cuenca es posible visualizar que en el periodo de calibración (Figura 45a) a pesar que la mayoría de las veces los valores simulados se encuentran por encima de los valores observados, en general es posible ver una similitud en la representación de la forma de la curva. Para el periodo de validación (Figura 45b), salvo el inicio, en general la curva de simulados consigue reproducir satisfactoriamente la curva de observados.

Los estadísticos resultantes para la SM media correspondientes a esta configuración, en el periodo de calibración son: $NSE = 0.67$, $RMSE = 0.35$, $BE = 2.6$. Para el periodo de validación los estadísticos poseen los siguientes valores: $NSE = 0.447$, $RMSE = 6.286$, $BE = -27.7 \%$

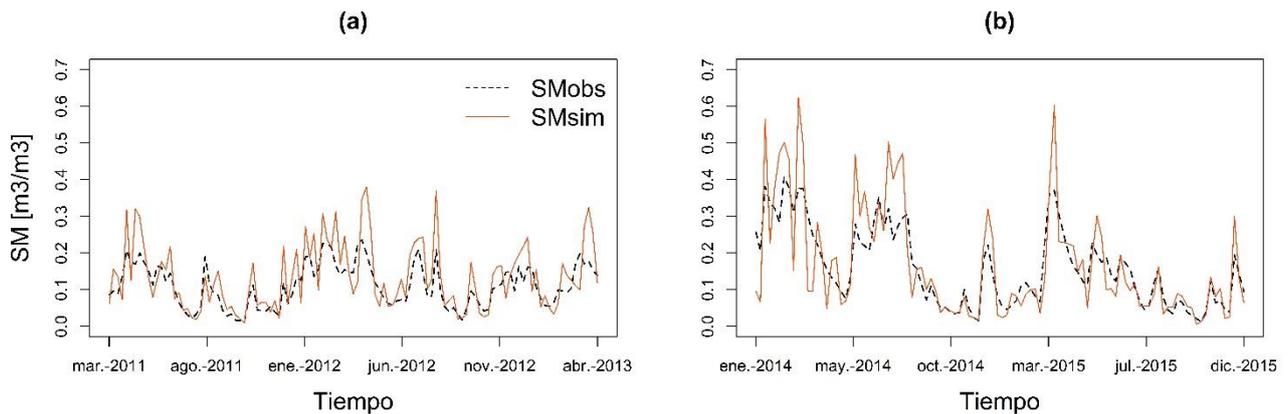


Figura 45. Gráfica comparativa de la SM media observada y simulada para toda la cuenca para la configuración multi-objetivo temporal: a) periodo de calibración, b) periodo de validación.

En relación al comportamiento espacial de la SM, el mapa del coeficiente de correlación de Pearson para la SM en cada celda para esta configuración en el periodo de calibración (2011-2013) se puede observar en la Figura 46a, donde la mayoría de los valores de correlación se encuentran en el intervalo entre 0.2 y 0.4 (50% del total del área de estudio), mientras que el 25% de los valores se encuentran entre 0.0 y 0.2, en el porcentaje restante (25%) es posible observar valores de R distribuidos entre el intervalo de -0.2 a 0.0 y valores de R menores a -0.2, correspondiendo aproximadamente 15% y 10% a cada rango, respectivamente. En la Figura 46b se encuentra representado R para esta configuración en el periodo de validación (2014-2015) y es posible ver que el espacio de la cuenca no se presenta un dominio claro, es más, se reparten de manera casi equitativa los cuatro rangos del coeficiente de correlación que aparecen en el mapa correspondiente: para R entre -0.2 y 0.0 se tiene un 27% de la cuenca, para R entre 0.0 y 0.2 se tiene un 28%, para R entre 0.2 y 0.4 se ocupa un 25% del área, y finalmente el intervalo de mayor correlación para este mapa, con valores de R entre 0.4 y 0.6 ocupa el 20% de la superficie restante.

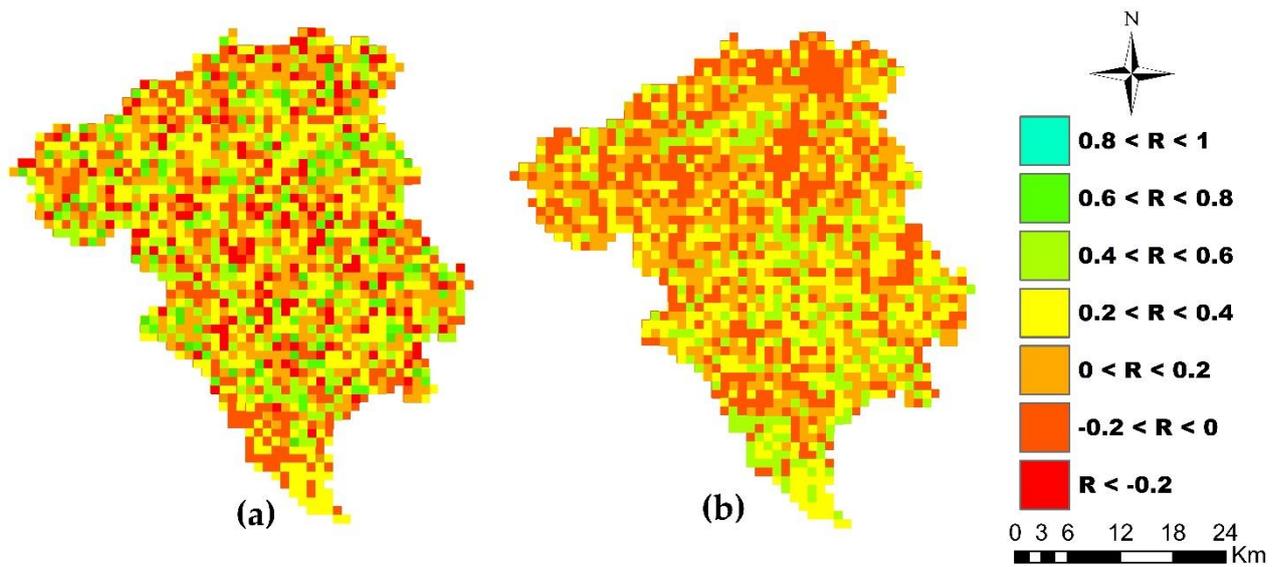


Figura 46. Distribución espacial del coeficiente de correlación de Pearson calculado para la SM observada y simulada para la configuración multi-objetivo temporal: a) en el periodo de calibración, b) en el periodo de validación.

En la evaluación del LAI medio para toda la cuenca, es posible visualizar que durante el periodo de calibración el LAI simulado es capaz de reproducir el valor observado, aunque al igual que en la configuración anterior, siempre de manera oscilante alrededor de la serie observada (Figura 47a), puntualizando que esta vez los valores simulados son más cercanos a los valores observados. Para el periodo de validación (Figura 47b), se puede ver que la serie simulada se encuentra también oscilante en relación a la serie observada, siendo muy similar al comportamiento durante el periodo de calibración.

Los estadísticos correspondientes esta variable analizada (LAI), para el periodo de calibración son: NSE = -1.81, RMSE= 1.02, BE= 8.9, y para el periodo de validación: NSE = 0.01, RMSE = 0.735, BE = 11.7%.

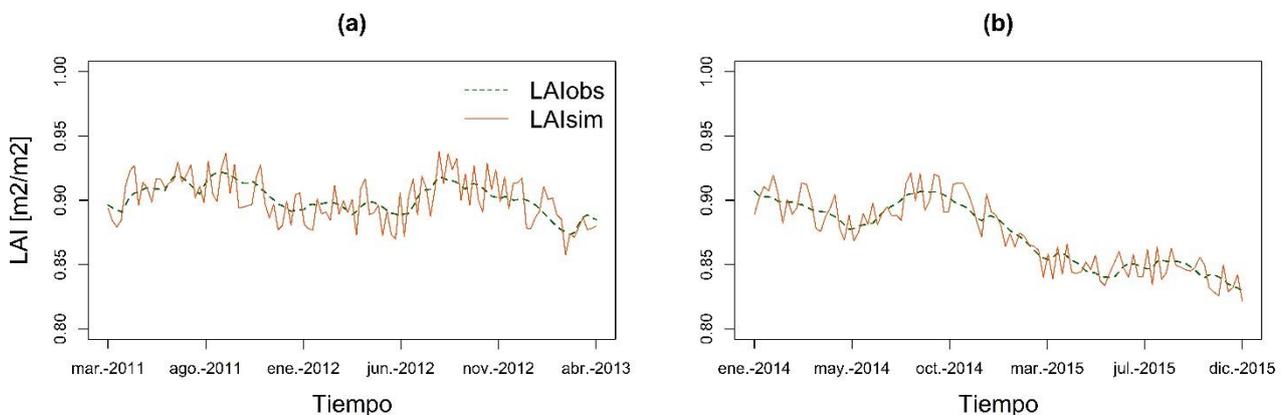


Figura 47. Gráfica comparativa del LAI medio observado y simulado para toda la cuenca para la configuración multi-objetivo temporal: a) periodo de calibración, b) periodo de validación.

Analizando espacialmente el comportamiento del LAI, durante el periodo de calibración (Figura 48a), los valores del coeficiente de correlación de Pearson entre los valores observados y simulados, se puede observar que una predominancia del intervalo de valores de R entre 0.2 y 0.4 ($\approx 50\%$), seguido del intervalo entre 0.0 y 0.2 ($\approx 25\%$), dividiéndose la superficie restante entre los intervalos de R entre 0.4 y 0.6 ($\approx 11\%$) y $R < -0.2$ ($\approx 14\%$). Lo que respecta al periodo de validación (Figura 48b), aproximadamente el 50% de la cuenca se encuentra cubierta por valores de R entre 0.0 y 0.2, seguido del intervalo de valores de R entre 0.2 y 0.4 con aproximadamente 40% del total de la superficie de la cuenca, repartiéndose el área restante de manera casi igualitaria los intervalos de valores de R entre -0.2 y 0.0 ($\approx 6\%$) y 0.4 y 0.6 ($\approx 4\%$).

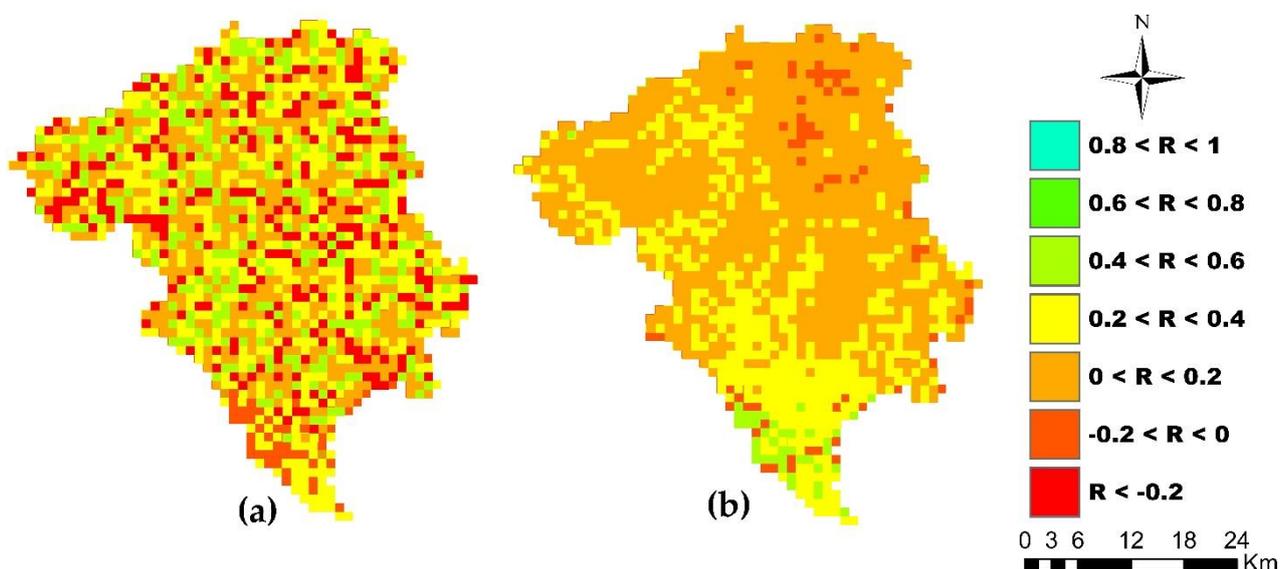


Figura 48. Distribución espacial del coeficiente de correlación de Pearson calculado para el LAI observado y simulado para la configuración multi-objetivo temporal: a) en el periodo de calibración, b) en el periodo de validación.

4.4. Configuración multi-objetivo espacio temporal: $FO_1=1-NSE(Q)$, $FO_2=1-STE(SM)$.

Para esta configuración de optimización multi-objetivo, se han optimizado (minimizado) la función conjugada del índice NSE y la función que toma en cuenta la FO espacio temporal STE. Luego de 21000 simulaciones, han quedado 35 soluciones candidatas, de las cuales, cuatro soluciones candidatas componen una aproximación de la frontera de Pareto. Los parámetros correspondientes a las cuatro soluciones candidatas han sido utilizados para llevar a cabo las simulaciones en el periodo de validación, y se ha escogido la que presenta mejor desempeño (Figura 43), repitiendo el criterio de selección utilizado en la configuración anterior (también multi-objetivo).

Los valores de los estadísticos correspondientes a la solución candidata, en el periodo de calibración, han sido $NSE = 0.889$ y $STE = 0.634$.

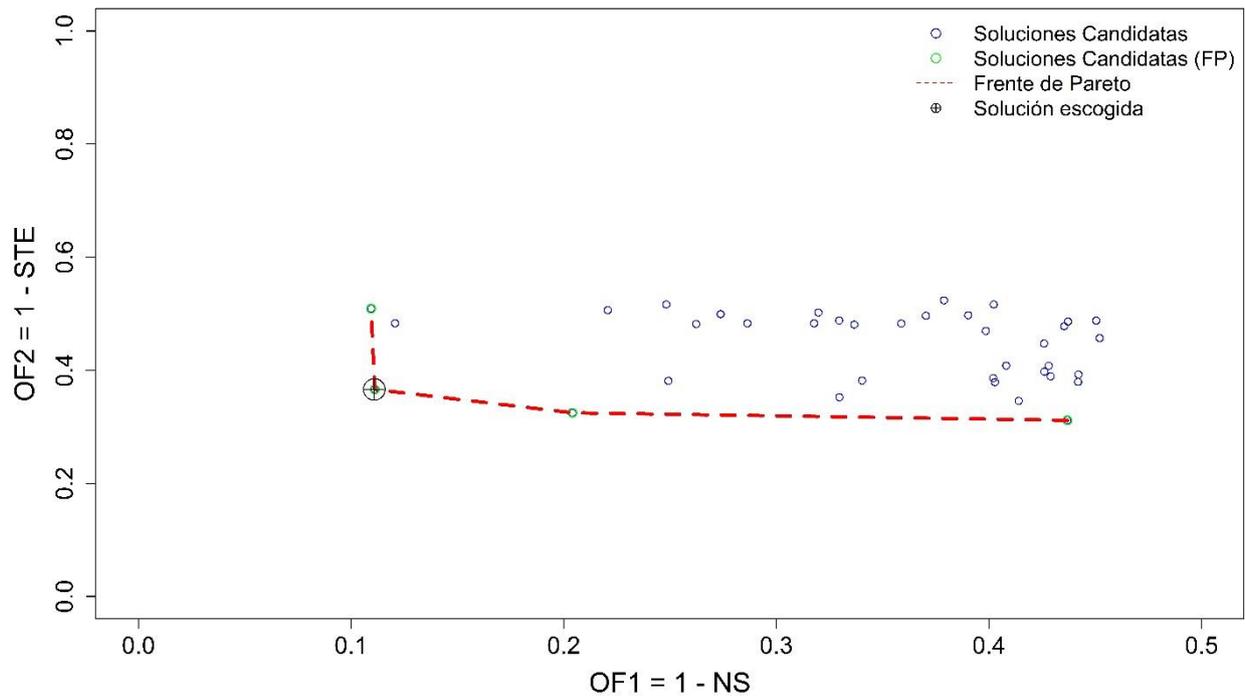


Figura 49. Soluciones candidatas y aproximación de la frontera de Pareto al final del proceso de optimización para la configuración multi-objetivo espacio temporal.

Los resultados de los índices de desempeño correspondientes a la solución candidata escogida para el periodo de validación son: $NSE = 0.839$ y $STE = 0.584$. Para ayudar a la visualización de los resultados, se ha procedido, al igual que en la configuración anterior, al gráfico de los hidrogramas y de las curvas de permanencia. En el caso de los hidrogramas es posible visualizar que tanto para el periodo de calibración (Figura 50a) como para el periodo de validación (Figura 50c), los valores de la serie de caudales simulados consigue reproducir de manera satisfactoria la serie de caudales observados. En las curvas de permanencia se puede observar, para el periodo de calibración (Figura 50b) una ligera y constante sobrestimación en los caudales simulados cuando el valor de P supera levemente 50%. En el periodo de validación, se puede visualizar un comportamiento más cercano al patrón de la serie observada (Figura 50d)

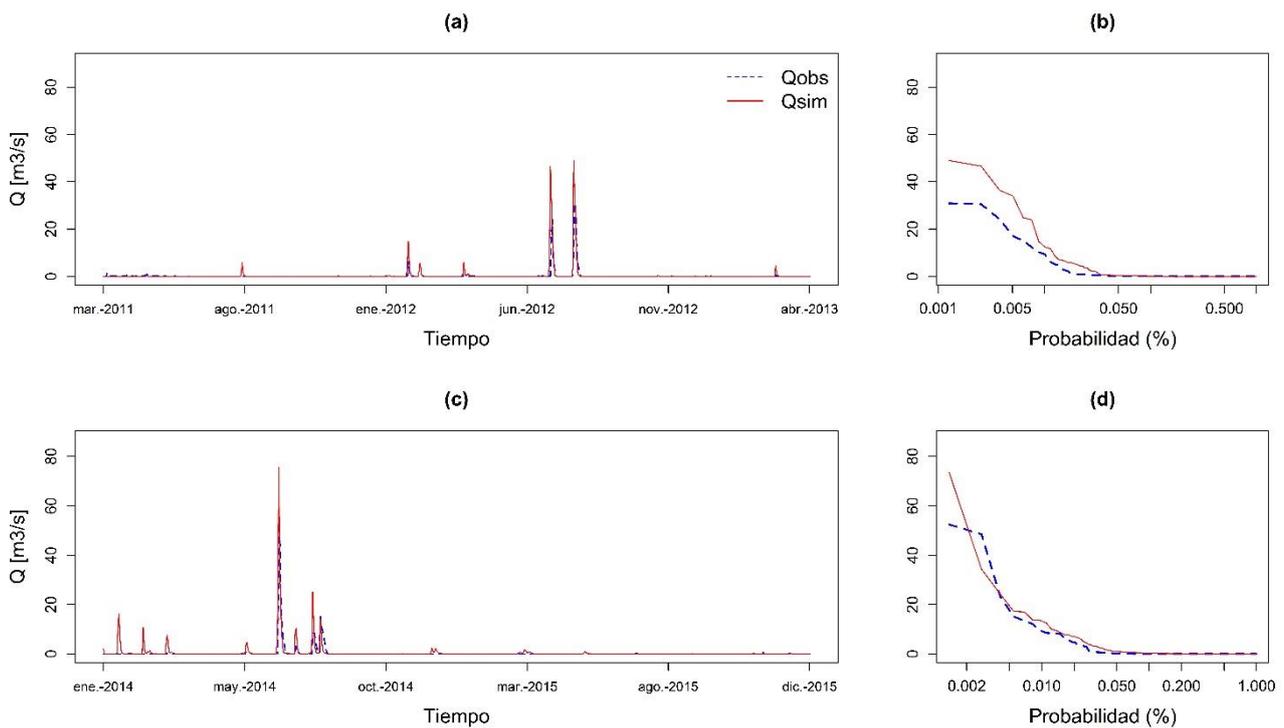


Figura 50. Hidrograma de caudales observados y simulados para la configuración multi-objetivo espacio temporal: a) en el periodo de calibración, c) en el periodo de validación. Curva de permanencia para caudales observados y simulados para la configuración multi-objetivo espacio temporal: b) en el periodo de calibración, d) en el periodo de validación.

Para la SM media se puede observar, tanto en el periodo de calibración (Figura 51a) como para el periodo de validación (Figura 51b) que se obtiene el mejor desempeño al comparar las series de humedad observada y humedad simulada, pues además de reproducir de manera óptima el patrón, la serie simulada es capaz de casi acertar los valores simulados en la mayoría de pasos de tiempo. Los estadísticos para esta variable para el periodo de calibración son: $NSE = 0.81$, $RMSE = 0.717$, $BE = -5.8$, y para el periodo de validación: $NSE = 0.534$, $RMSE = 7.22$, $BE = -33.7\%$

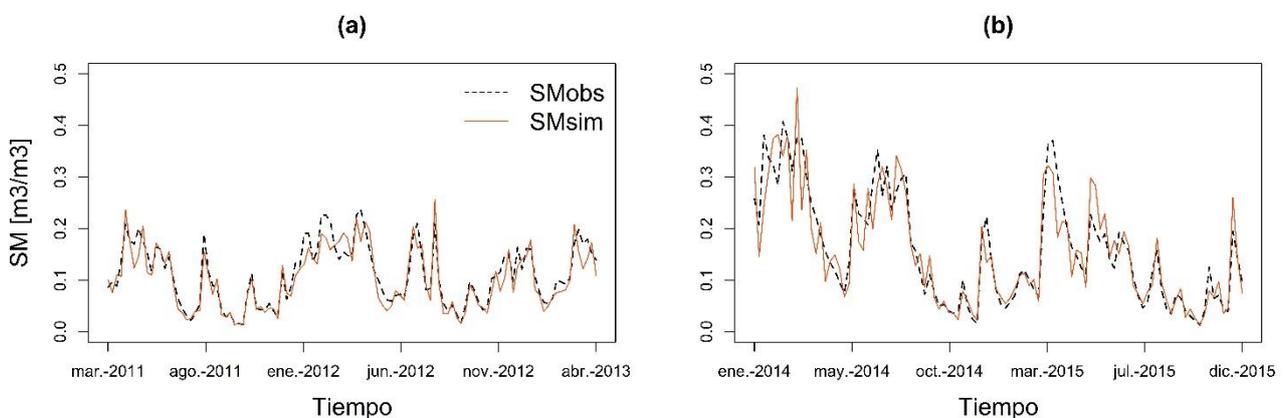


Figura 51. Gráfica comparativa de la SM media observada y simulada para toda la cuenca para la configuración multi-objetivo espacio temporal: a) periodo de calibración, b) periodo de validación.

Como en el caso de la representación de la media espacial, en este análisis de la correlación espacial de la SM media, es también visible una mejoría en este análisis. En el periodo de calibración (Figura 52a), la superficie de la cuenca se encuentra mayormente dominada por valores del coeficiente de correlación entre 0.6 y 0.8 ($\approx 40\%$), seguido de valores de R entre 0.4 y 0.6 ($\approx 20\%$), cerca de un 12% de la superficie de la cuenca cuenta con valores del intervalo más alto ($0.8 < R < 1.0$), quedando el 28% restante dividido entre valores de R entre 0.2 y 0.4 ($\approx 18\%$), entre 0.0 y 0.2 ($\approx 9\%$), y finalmente solo casi el 1% de la superficie posee valores de R menores que -0.2. Ya en el periodo de validación (Figura 52b), se puede encontrar una partición casi equitativa del área ocupada por lo intervalos de R entre 0.2 y 0.4 ($\approx 31\%$), 0.4 y 0.6 ($\approx 29\%$), 0.6 y 0.8 (33%), y el restante 7% es ocupado por los valores entre 0 y 0.2. Lo más destacado es que en para este periodo de esta configuración no se encuentra presencia de valores negativos de R.

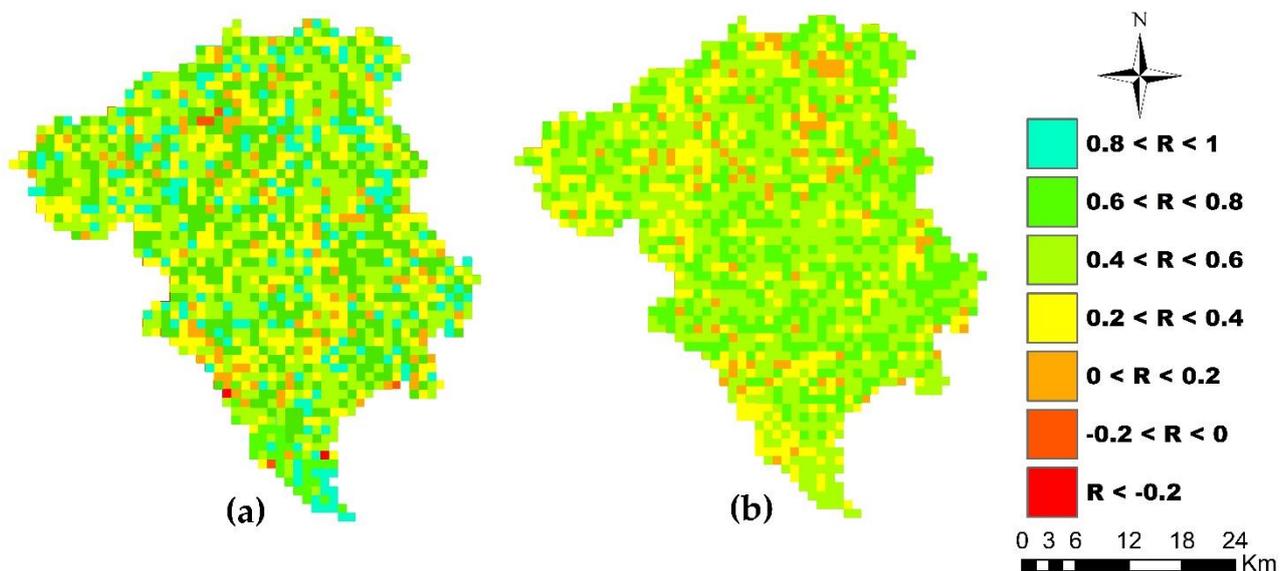


Figura 52. Distribución espacial del coeficiente de correlación de Pearson calculado para la SM observada y simulada para la configuración multi-objetivo espacio temporal: a) en el periodo de calibración, b) en el periodo de validación.

Para el caso del LAI medio, la mejoría es aún más notoria que en la humedad del suelo media, pues tanto para el periodo de calibración (Figura 53a) como para el periodo de validación (Figura 53b), la serie de valores observados es mucho más estable y menos oscilante que las configuraciones previas. La afirmación previa es sostenida con la mejoría en los valores de los estadísticos, que presentan los siguientes valores para el periodo de calibración: NSE= 0.15, RMSE= 0.14, BE= -9.1, y para el periodo de validación: NSE= 0.12, RMSE= 0.439, BE= -4.1 %.

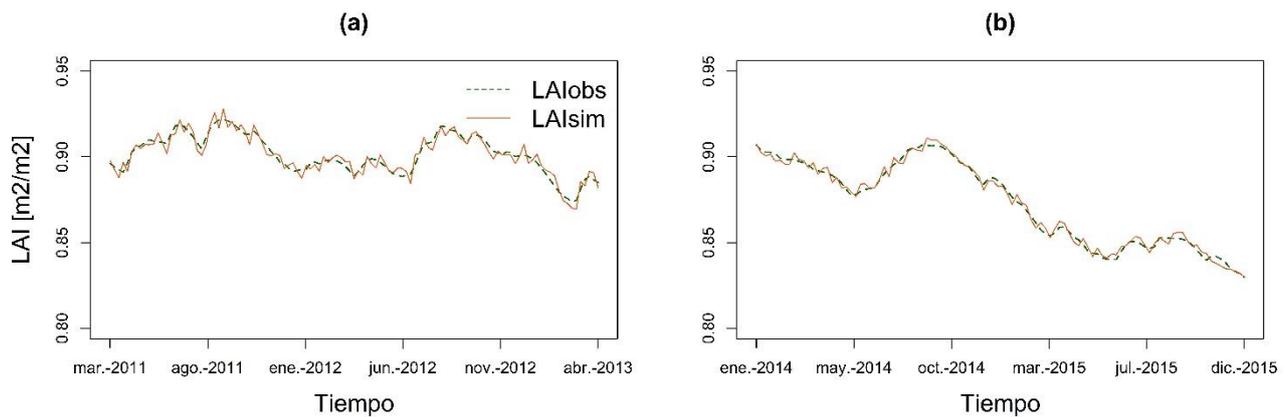


Figura 53. Gráfica comparativa del LAI medio observado y simulado para toda la cuenca para la configuración multi-objetivo espacio temporal: a) periodo de calibración, b) periodo de validación.

Para el periodo de calibración (Figura 54a) la dominancia de la superficie la posee el intervalo de R entre 0.4 y 0.6 ($\approx 45\%$), seguido del intervalo entre 0.2 y 0.4 ($\approx 30\%$), de forma minoritaria valores de R menores que -0.2 ($\approx 3\%$) y la restante superficie repartida de forma casi igualitaria entre los intervalos 0.8 y 1.0 ($\approx 8\%$), 0.0 y 0.2 ($\approx 7\%$), -0.2 y 0.0 ($\approx 7\%$).

En el periodo de validación (Figura 54b), la superficie se encuentra mayormente cubierta por valores de R entre 0.2 y 0.4 ($\approx 55\%$), seguido de valores de R entre 0.0 y 0.2 (35%), quedando técnicamente de forma equitativa la repartición de la superficie para los intervalos restantes: 5.5% para valores de R entre 0.4 y 0.6, y 4.5% para valores de R entre -0.2 y 0.0.

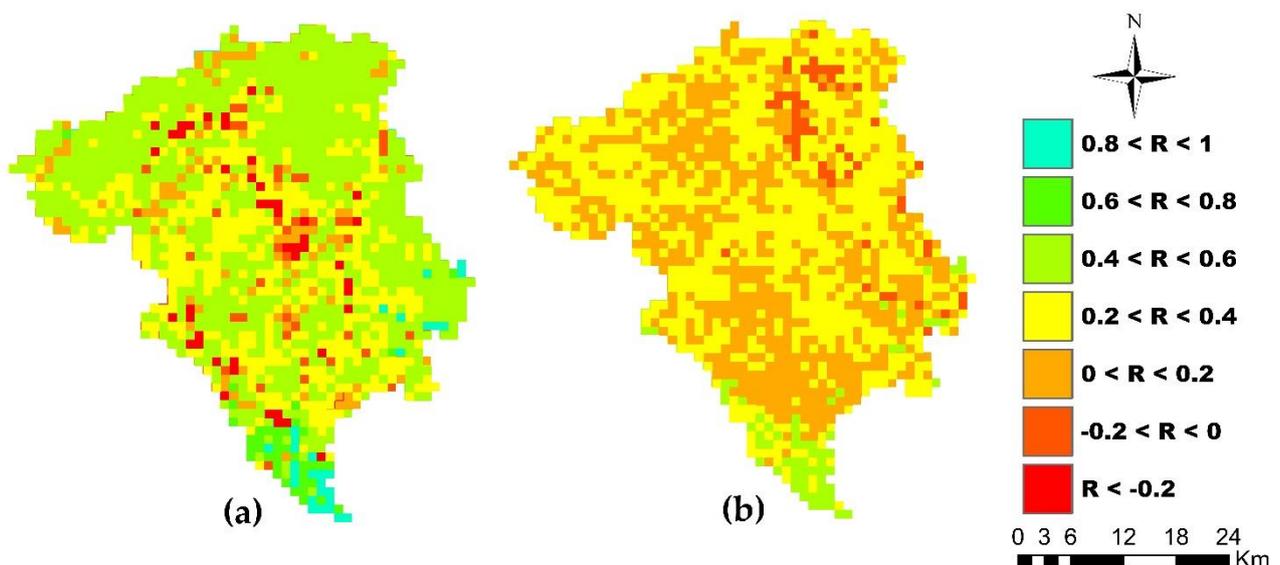


Figura 54. Distribución espacial del coeficiente de correlación de Pearson calculado para el LAI observado y simulado para la configuración multi-objetivo espacio temporal: a) en el periodo de calibración, b) en el periodo de validación.

4.5. Mono-objetivo espacio temporal: FO=1-STE (SM).

Como se venía realizando en las configuraciones previas, para esta configuración (en la cual se ha optimizado únicamente la variable de estado espacio-temporal) también se realizó una comparación gráfica de los hidrogramas para ambos periodos (Figura 55a para el periodo de calibración y Figura 55b para el periodo de validación), se puede visualizar que en ambos periodos el modelo consigue reproducir de manera aceptable los caudales simulados, observándose una ligera sobre estimación de los picos para ambos periodos. Siendo más visible en las curvas de permanencia presentadas en la Figura 55b para el periodo de calibración y Figura 55d para el periodo de validación. Como ha sido explicado en el capítulo de metodología, para esta configuración se ha evaluado el STE, y como control cruzado, el NSE aplicado a los caudales. Para el periodo de calibración se han alcanzado los valores de STE = 0.64 y NSE = 0.55, y para el periodo de validación los resultados son: STE = 0.58 y NSE = 0.45.

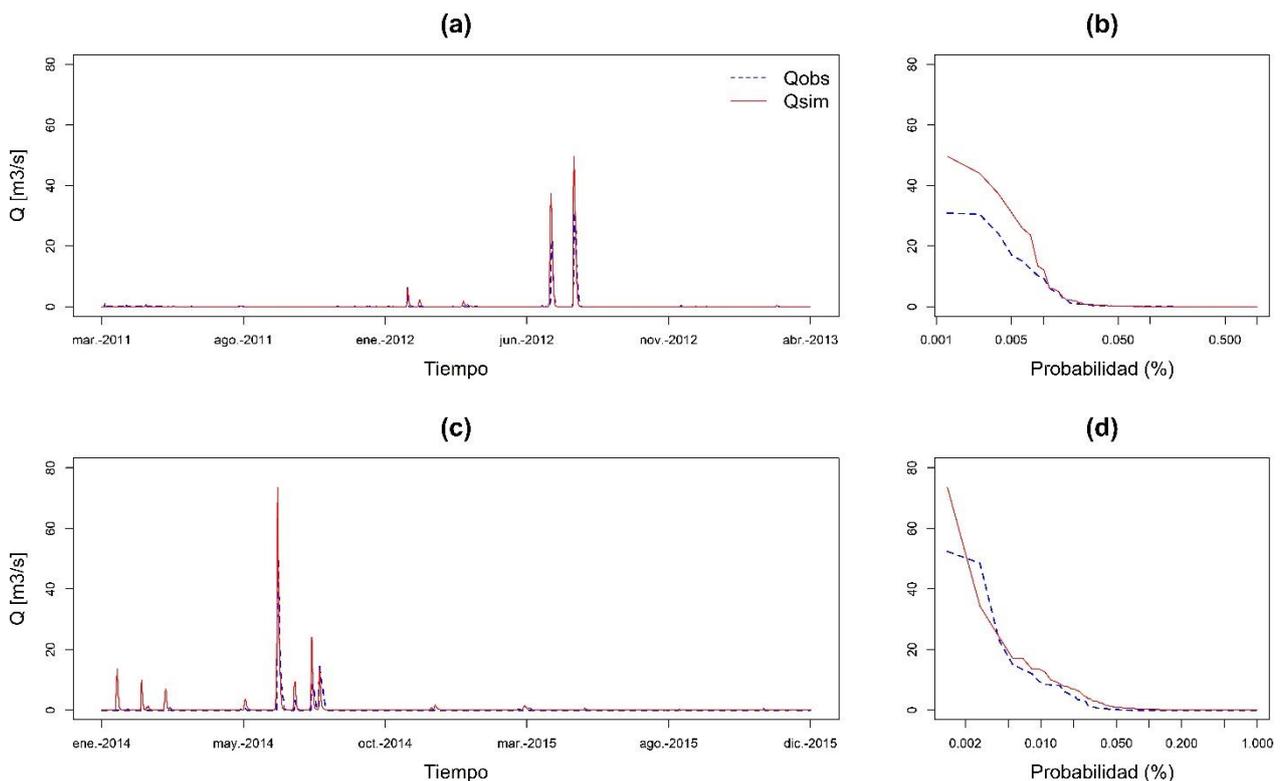


Figura 55. Hidrograma de caudales observados y simulados para la configuración mono-objetivo temporal: a) en el periodo de calibración, c) en el periodo de validación. Curva de permanencia para caudales observados y simulados para la configuración mono-objetivo espacio temporal: b) en el periodo de calibración, d) en el periodo de validación.

Analizando el comportamiento de la SM media, es posible observar que para ambos periodos (Figura 56a para el periodo de calibración y Figura 56b para el periodo de validación) la configuración consigue un excelente desempeño en la reproducción de la serie observada para esta

variable, consiguiendo reproducir tanto el patrón como aproximarse bastante a los valores observados. Los índices estadísticos para el periodo de calibración son: NSE = 0.943, RMSE = 1.39, BE = -9.5%, y para el periodo de validación: NSE = 0.502, RMSE = 7.46, BE = -21.4%.

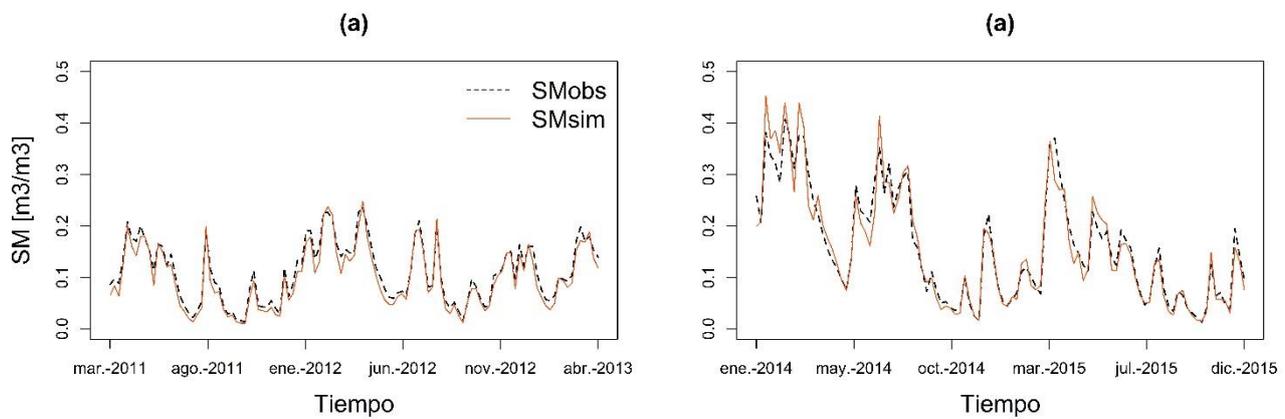


Figura 56. Gráfica comparativa de la SM media observada y simulada para toda la cuenca para la configuración mono-objetivo espacio temporal: a) periodo de calibración, b) periodo de validación.

En relación al comportamiento espacial de la SM, el mapa del coeficiente de correlación de Pearson para la SM en cada celda para esta configuración en el periodo de calibración (2011-2013) se puede observar en la Figura 57a, donde la mayoría de los valores de correlación se encuentran en el intervalo de valores más altos (0.8-1.0) cubriendo casi un 65% del total del área de la cuenca, el segundo rango que más superficie ocupa es el intervalo que presenta valores de R entre 0.6 y 0.8 ($\approx 30\%$), en menor proporción se encuentran celdas con valores de R entre 0.4 y 0.8 ($\approx 5\%$), habiendo apenas una celda con valor de R entre 0.2 y 0.4. Para el periodo de validación (Figura 57b), la cuenca se encuentra casi equitativamente dominada por valores de R entre 0.6 y 0.8 ($\approx 45\%$) y entre 0.4 y 0.6 ($\approx 44\%$) quedando el porcentaje restante de 11% ocupado por celdas con valores de R entre 0.2 y 0.4.

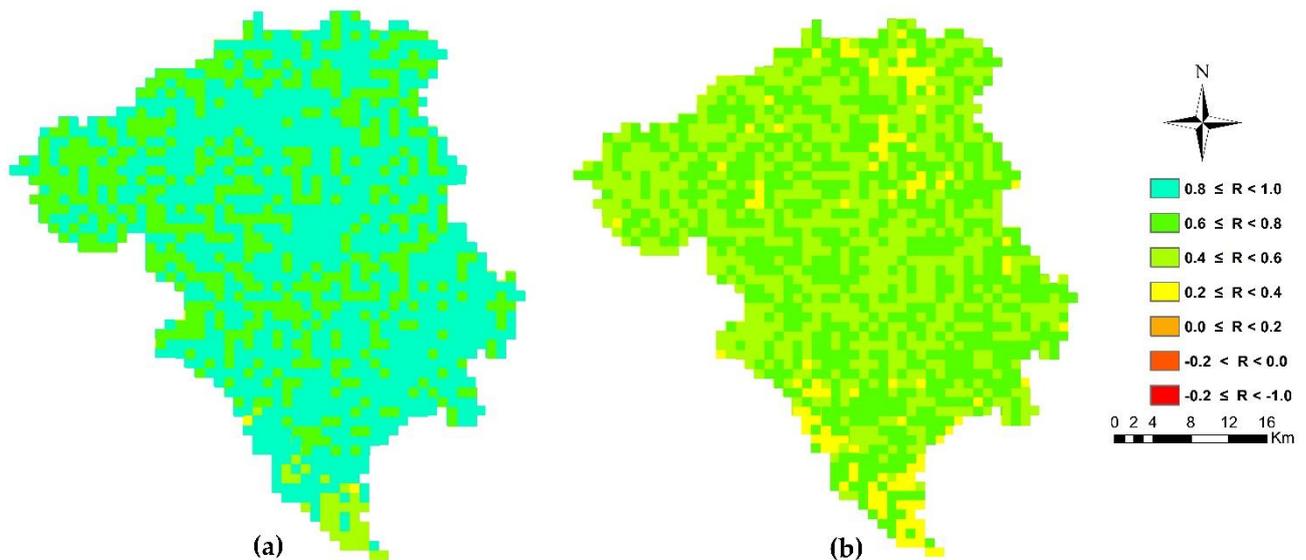


Figura 57. Distribución espacial del coeficiente de correlación de Pearson calculado para la SM observada y simulada para la configuración mono-objetivo espacio temporal: a) en el periodo de calibración, b) en el periodo de validación.

En lo que respecta al LAI medio diario, en el periodo de calibración (Figura 58a), aunque se reproduce el patrón de la curva observada, los valores simulados arrancan bien pero posteriormente la curva se desplaza ligeramente para arriba, con lo cual se produce una ligera sobreestimación recurrente. Para el periodo de validación (Figura 58b), los valores simulados oscilan alrededor de los observados, consiguiendo una mejor representación que en el periodo precedente. Los índices estadísticos para el periodo de calibración son: NSE = -0.154, RMSE = 0.063, BE = -6.3%, y para el periodo de validación: NSE = 0.32, RMSE = 0.68, BE = -24.9%.

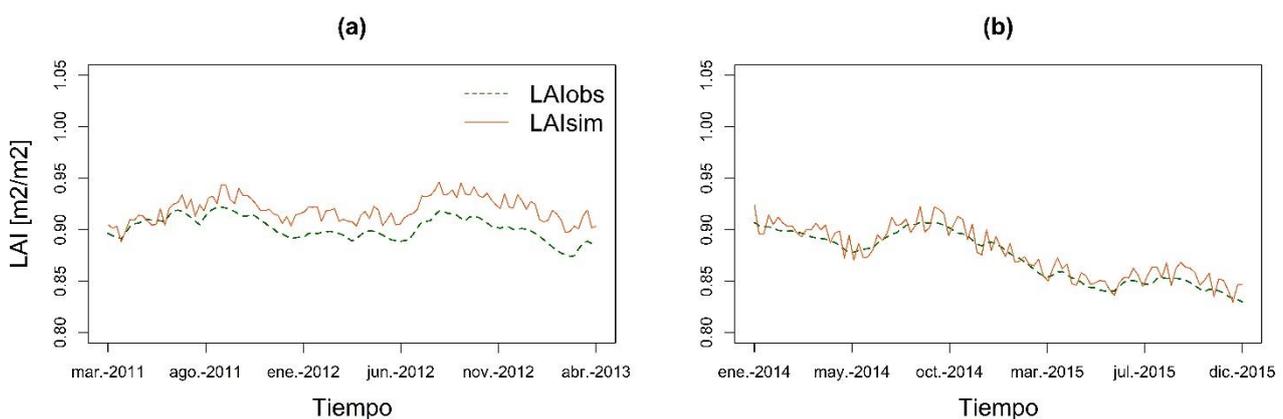


Figura 58. Gráfica comparativa del LAI medio observado y simulado para toda la cuenca para la configuración mono-objetivo espacio temporal: a) periodo de calibración, b) periodo de validación.

En lo que respecta a la representación espacial del LAI, para el periodo de calibración (Figura 59^a) la dominancia de la superficie se encuentra dividida entre los intervalos de R entre 0.6 y 0.8 ($\approx 44\%$) y entre 0.4 y 0.6 ($\approx 43\%$), completando el porcentaje restante (13%) el intervalo de R entre 0.2 y

0.4. En el periodo de validación (Figura 59b), la superficie se encuentra mayormente cubierta por valores de R entre 0.2 y 0.4 ($\approx 45\%$), seguido de valores de R entre 0.4 y 0.6 ($\approx 35\%$), quedando 15% para el intervalo compuesto de valores de R entre 0.0 y 0.2, completando la superficie restante (5%) el intervalo de valores de R entre -0.2 y 0.0.

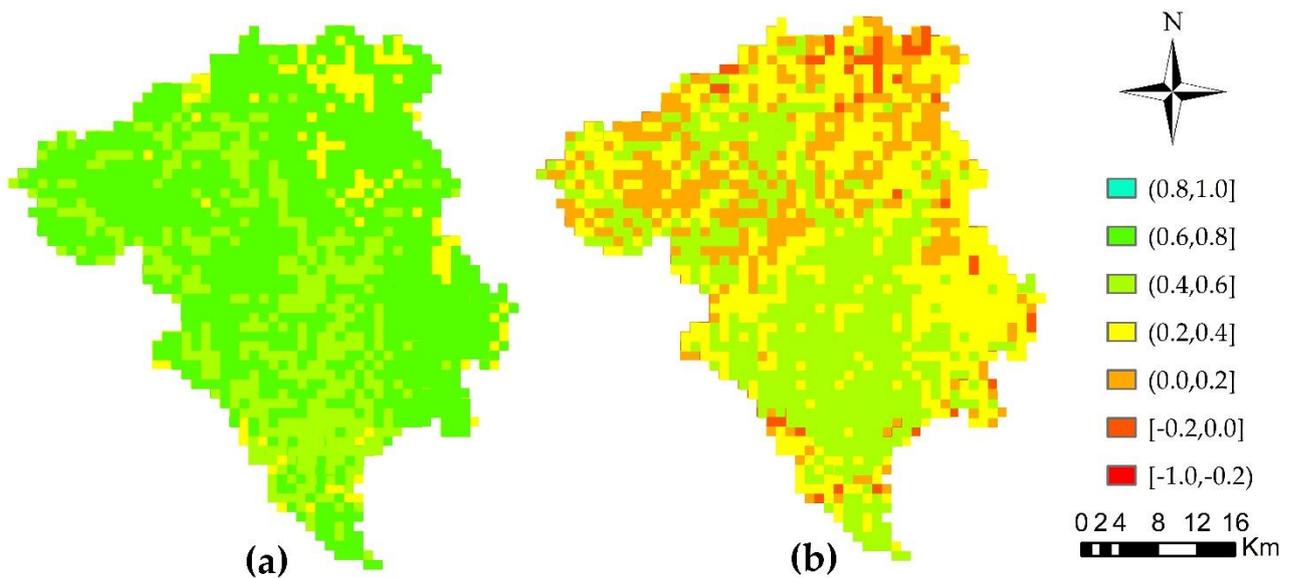


Figura 59. Distribución espacial del coeficiente de correlación de Pearson calculado para el LAI observado y simulado para la configuración mono-objetivo espacio temporal: a) en el periodo de calibración, b) en el periodo de validación.

CAPÍTULO 5. Discusión de resultados

5.1. Incorporación de información obtenida por teledetección en el proceso de optimización

Al inicio de este trabajo, fueron probadas varias alternativas con el fin de incorporar un índice estadístico que evalúa el desempeño de la variable de estado obtenida por teledetección: SM, que ha sido adicionada en la etapa de calibración. En literatura se puede encontrar algunas propuestas para la evaluación del desempeño de variables de estado obtenidas por teledetección, entre otras: a) Mapa de Curvas (Hargrove et al., 2006), b) coeficiente de concordancia (Ji and Gallo, 2006), y c) EOF (Koch et al., 2015; Ruiz-Pérez et al., 2017).

En el método propuesto por Hargrove et al. (2006), mapa de curvas, se realiza una clasificación regional de ecozonas caracterizadas estadísticamente, y se efectúa una curva para cada variable obtenida por teledetección, la cual se compara con la curva característica del mapa de ecorregiones, de donde se obtiene el índice de bondad. Al final de este procedimiento, y sabiendo el índice de bondad, se decide si la variable obtenida por teledetección es o no adecuada para aplicar en la zona que se desea estudiar. Pese a que el mapa de curvas resulta interesante al correlacionar la respuesta de una variable con el tipo de zona, en este trabajo se propone una metodología independiente a la delimitación de regiones de igual comportamiento, debido que se evalúan los patrones espaciales con las EOF y se calcula el R para cada celda de forma individual.

En su investigación, Ji y Gallo (2006) propusieron un coeficiente de concordancia, el cual proporciona una medida del error entre el valor actual y la línea de regresión para dos fuentes diferentes de la misma información, específicamente el índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI por sus siglas en inglés). Los autores realizaron una discriminación de las diferencias sistemáticas y no sistemáticas, realizando un ajuste lineal para las diferencias sistemáticas y un ajuste normal para las diferencias no lineales. En este trabajo se evalúa la información de satélite y la obtenida mediante el modelado mediante EOF, R y promedio areal, no teniendo en cuenta la linealidad o no de las diferencias. Se asume como información observada la obtenida por teledetección y se compara a la generada por el modelo ecohidrológico, para calibración en el caso de la SM, y para validación espacio-temporal se ha utilizado el LAI.

En sus respectivas investigaciones, Koch et al. (2015) y Ruiz-Pérez et al. (2017) utilizan las EOF aplicadas a variables espacio-temporales obtenidas por teledetección: LST y NDVI, respectivamente. Justamente de ambos trabajos es que ha surgido la idea de aplicar la misma metodología en este trabajo, pero utilizando SM como variable de estado. El hecho de considerar la variabilidad espacio-temporal en la etapa de calibración, proporciona un incremento en la robustez del modelado, el cual

ha sido discutido, tanto en la elección de la variable espacio-temporal a utilizar, como posteriormente en las configuraciones de optimización.

Las alternativas para ser la FO espacio-temporal han sido discutidas y analizadas en detalle en el apartado de resultados 4.1., siendo escogida finalmente la métrica que ha presentado el mejor desempeño, tanto en el periodo de calibración como en el periodo de validación. Una vez escogida la métrica, se han realizado las cuatro configuraciones explicadas por separado en el apartado anterior de resultados.

5.2. Valor de la información de satélite

En general, el hecho de incorporar información adicional al momento de evaluar el desempeño de una modelización, entre otras cosas, ayuda a la mejor caracterización del área de estudio y aumenta la robustez en la implementación. Con el objeto de identificar qué tipo de información es la más apropiada para agregar a la implementación de un modelo, se discuten algunas alternativas propuestas en literatura.

Algunos autores sugieren la regionalización de parámetros, de amplio uso en hidrología (Abdulla and Lettenmaier, 1997; Post et al., 1998; Wagener et al., 2004; Yadav et al., 2007), aunque diversos autores encontraron claras limitaciones en la transferencia de los parámetros (Wagener and Montanari, 2011; Wagener and S. Wheeler, 2006), fundamentalmente debido a que la estimación de los parámetros se realiza en este caso incluyendo información de fuera de la propia cuenca (Kunnath-Poovakka et al., 2016).

En otra línea de investigación, sin considerar información externa al área de estudio, se propone la utilización de información obtenida por teledetección en la caracterización de un área de estudio, entre otros: Zink et al. (2018) utilizando LST como variable de estado, Li et al. (2018) utilizando SM en modelación agregada y semidistribuida, además de los mencionados en el capítulo anterior, Koch et al. (2015) y Ruiz-Pérez et al. (2017).

La idea de incorporar información de satélite se presenta como alternativa potable para realizar estimaciones en cuencas no aforadas, o mejorar la caracterización en cuencas con datos de aforo y es por ello que en esta investigación se propone una metodología basada en esta idea, específicamente la implementación de un modelo ecohidrológico distribuido incluyendo información de satélite (SM) en la etapa de calibración, caracterizando una cuenca española mediterránea semiárida con régimen efímero.

En términos generales, el modelo implementado logra resultados satisfactorios a lo largo de todas las configuraciones propuestas en la representación de la componente hidrológica temporal

(caudales observados en el punto de aforo) y en la serie temporal de la promediación areal de las variables de estado espacio-temporales (SM y LAI).

A pesar de la buena representación de la componente hidrológica y de la promediación areal del LAI y la SM, no ha sido posible reproducir adecuadamente la distribución espacial de estas últimas variables en la configuración mono-objetivo temporal. En la configuración con enfoque multiobjetivo temporal, a pesar de que se ha considerado otra FO relativa al caudal en la optimización, se ha logrado una pequeña mejora en la representación espacial del LAI y de la SM.

Continuando en la temática de añadir información al proceso de optimización, al momento de considerar una variable espacio-temporal, en el enfoque multiobjetivo espacio-temporal, es notoria la mejora en la representación espacial de las variables espacio-temporales, esto atribuible a que el uso en simultáneo de información temporal y espacio-temporal, ayuda a hacer frente a una situación de equifinalidad (Li et al., 2018), que se ha presentado en la configuración que solo considera a los caudales como variable de estado, levemente mejorada al añadir otra FO en la configuración multi-objetivo temporal.

Por último, se ha probado considerar a toda la cuenca como no aforada en la configuración mono-objetivo espacio-temporal, donde solo se optimiza STE aplicada a la SM. En esta configuración, se ha conseguido una buena representación de las medias areales y de la distribución espacial, además de una representación coherente de la componente hidrológica temporal, a pesar que no ha sido considerada en ningún momento en el proceso de optimización.

De manera complementaria al análisis de cómo encarar la situación de equifinalidad, se ha analizado también la dispersión del índice estadístico común a todas las configuraciones (no utilizado durante el proceso de calibración en el último de los enfoques, enfoque mono-objetivo espacio-temporal), puede observarse que a medida que se agrega información, disminuye la dispersión en la búsqueda del óptimo (Figura 60). Esto es principalmente visible al comparar las tres primeras configuraciones. En la última configuración (FO=STE), a pesar de que disminuye el rango de valores del índice NSE, no se observa, por ejemplo, una mayor dispersión que en la primera configuración, o valores negativos del índice NSE.

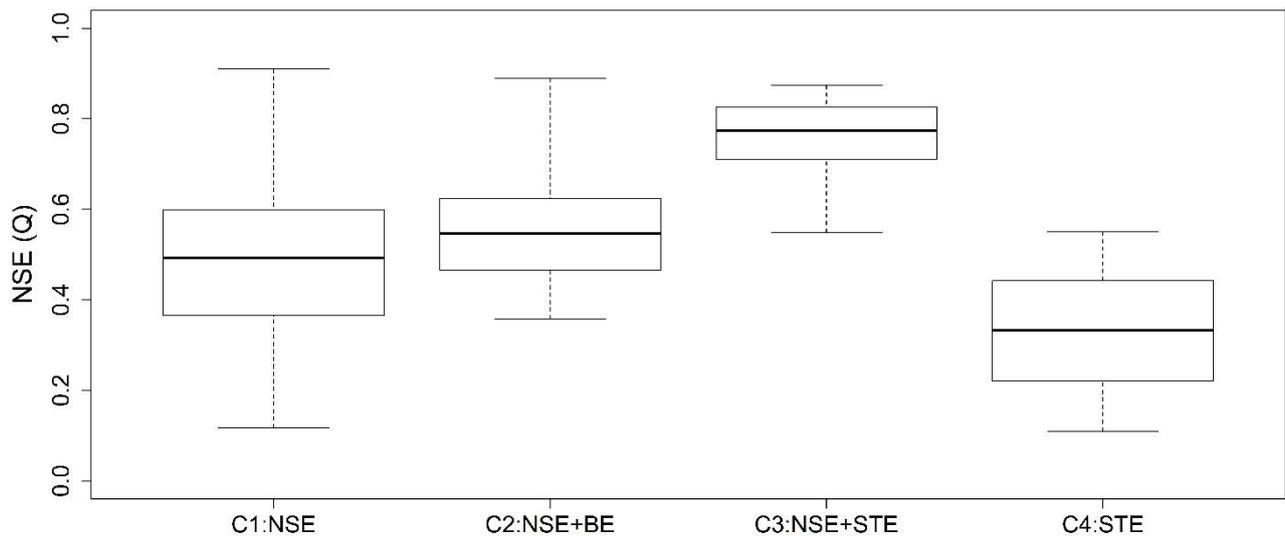


Figura 60. Variación del índice NSE (Q) en la búsqueda del óptimo en cada configuración analizada para la cuenca de la Rambla de la Viuda.

En resumen, el hecho de considerar un enfoque multiobjetivo en la etapa de optimización, y más aún si se evalúan de manera simultánea la información temporal y espacio-temporal, además de disminuir la dispersión en la búsqueda del óptimo, consecuentemente disminuye la probabilidad de incurrir en alguna situación de equifinalidad

Varios autores han hecho este tipo de análisis, utilizando información espacio-temporal obtenida por teledetección junto con caudales medidos en el punto de aforo, destacando a: a) Boyle et al. (2013) que han utilizado altura de agua equivalente del manto de nieve (SWE por sus iniciales en inglés), b) Milella et al. (2012) han utilizado varias fuentes de ET para caracterizar a la vegetación en un área de estudio semi-árida, c) Ruiz-Pérez et al. (2017) han calibrado un modelo ecohidrológico utilizando NDVI mediante la técnica EOF, y d) Manfreda et al. (2018) han calibrado un modelo agregado incluyendo a la cobertura de nieve como variable de estado.

En el trabajo de Boyle et al. (2013) han calibrado un modelo hidrológico desde un enfoque multiobjetivo, utilizando SWE en combinación con la serie de la serie de caudales, obteniendo resultados satisfactorios en una cuenca de montaña. También han explorado la posibilidad de utilizar solamente la SWE como única variable de estado en el proceso de optimización, obteniendo también resultados alentadores.

El hecho de utilizar esta variable espacio-temporal (SWE) es de suma utilidad en cuencas montañosas, pero no es precisamente adecuada para cuencas semiáridas, como lo es nuestra área de estudio. En las cuencas de montaña el agua proveniente de la nieve es el elemento más influyente en el ciclo hidrológico, lo cual no así en las cuencas semiáridas, donde la ET tiene un rol más dominante en el balance hídrico.

Sin embargo, desde el punto de vista de mejoría de la robustez del modelo incluyendo información espacio-temporal de una variable influyente en el ciclo hidrológico, es lo que se rescata y se propone en este trabajo, evaluando la SM, influyente en la ET. Es importante mencionar también que la propuesta de analizar solamente la variable de estado espacio-temporal permite realizar una buena estimación de los caudales, sin considerarlos en la optimización. Tanto en este trabajo como en la propuesta de Boyle et al. (2013) los resultados considerando la cuenca como no aforada, se presentan alentadores a pesar de trabajar con diferentes tipos de cuencas y diferentes variables de estado, recalcando la viabilidad del uso de información de satélite en cuencas no aforadas.

En su investigación Milella et al. (2012) han utilizado diferentes fuentes de información obtenidas por teledetección, específicamente LAI a diferentes resoluciones, ET_0 , y NDVI, con el objeto de mejorar la caracterización del estado de la vegetación durante la modelización hidrológica utilizando un modelo semidistribuido, caracterizando una cuenca semiárida del sur de Italia.

Pese a que la implementación del modelo se ha hecho en una cuenca con características similares al área de estudio de esta investigación y evaluado varias métricas de desempeño aplicado a la serie de caudales, el hecho de implementar un modelo semidistribuido limita la posibilidad de explotar espacialmente la información.

En esta investigación, complementariamente a Milella et al. (2012), se propone la implementación de un modelo ecohidrológico distribuido en lugar de uno semidistribuido. Además, se incorpora información obtenida por teledetección a una única resolución, realizando un estudio previo de cual métrica es la más apropiada para su análisis. El hecho de realizar modelación distribuida con enfoque multiobjetivo y considerando una FO con variable de estado espacio-temporal, permite una mejor caracterización espacial del área de estudio y explotar mejor la información espacial, como por ejemplo una validación espacio-temporal utilizando LAI como variable de verificación.

Ruiz-Pérez et al. (2017) han calibrado un modelo ecohidrológico distribuido utilizando NDVI y la metodología EOF en una cuenca de Kenia, obteniendo buenos resultados tanto para la dinámica de la vegetación como para el caudal en el punto de aforo, salvo en ciertas regiones específicas, que han sido identificadas como zonas montañosas, atribuido, al menos en parte a que la fuente de información no es la más representativa en ese tipo de área ni el modelo presenta su mejor desempeño en zonas montañosas.

Basados en una de las sugerencias de Ruiz-Pérez et al. (2017), en este trabajo se ha utilizado el mismo modelo propuesto por los autores, evaluando la SM como variable de estado espacio-temporal mediante el uso de la metodología EOF ligeramente modificada, en la cual se propone dar menos importancia al valor exacto y más a los patrones espaciales al considerar valores estandarizados y no la diferencia directa de los loadings.

Finalmente, Manfreda et al. (2018) presentan la calibración de un modelo agregado considerando la cobertura de nieve obtenida por teledetección para determinar los parámetros de fusión de nieve, utilizados en la etapa de calibración. Los autores mencionan que, al realizar modelación distribuida, a pesar de los beneficios que conlleva, se presentan inconvenientes generados por la incertidumbre introducida por los datos de satélite, la estructura del modelo, las características de la cuenca, datos de entrada, entre otros, sosteniendo que los datos obtenidos por teledetección pueden ser también utilizados en modelos conceptuales sencillos con una adecuada parametrización y un esquema coherente.

Todos los posibles problemas mencionados por los autores en el párrafo anterior, son perfectamente abordables y lo han sido en su mayoría en este trabajo. En primer lugar, el hecho de modelar una cuenca mediante un modelo distribuido permite caracterizar mejor espacialmente. A continuación, se propone un análisis de los patrones espaciales y de la dinámica temporal, con lo cual se puede hacer frente o reducir el efecto de la incertidumbre añadida con la información obtenida por teledetección. Otra forma de abordar el problema de introducir incertidumbre al adicionar información obtenida por teledetección, puede ser mediante el uso de información no modelada, como por ejemplo el NDVI, utilizado por ejemplo por Pasquato (2015) y Ruiz-Pérez (2016).

Nuestra propuesta evalúa la SM, la cual es calculada, pero para estar seguros de que la propuesta es coherente, se han realizado verificaciones, tanto en la componente temporal (serie de caudales) como en la espacial (LAI utilizada como variable de validación). Además de la adecuada parametrización sugerida por Manfreda et al. (2018), realizar un control del comportamiento temporal como espacial utilizando otras variables, también puede ser útil en pro de una modelación robusta y confiable.

5.3. Influencia de la información de satélite en los valores finales de los parámetros

Finalmente, en las Tabla 9 y

Tabla 10 se puede observar el conjunto de valores de los parámetros, incluyendo los valores iniciales, los rangos de búsqueda y los valores finales para cada configuración optimizada y analizada en este trabajo, para el modelo hidrológico y el modelo de vegetación dinámica, respectivamente. Todos los parámetros reflejan valores consistentes y coherentes según lo sugerido en literatura, la cual también es incluida en ambas tablas.

En el caso de los FC que se calibran para la hidrología, han sido calibrados siete de los nueve disponibles que posee el modelo TETIS, ya que debido a las características del área de estudio no se han calibrado ni la conductividad hidráulica del acuífero (FC₇) ni la capacidad de pérdidas al acuífero profundo (FC₈).

Entre los parámetros del modelo hidrológico que han sido calibrados no se observan grandes variaciones de una configuración a otra, salvo en el caso de la velocidad del flujo (FC₉) que sufre un notorio aumento al considerar la variable de estado espacio-temporal (configuraciones tres y cuatro). Este aumento puede atribuirse a la disminución en el valor del almacenamiento estático máximo (FC₁) justamente para ambas configuraciones.

Tabla 9. Sumario de los valores iniciales, rango de búsqueda y valores finales de los parámetros del modelo hidrológico para las cuatro configuraciones de optimización.

Factor Corrector	Parámetro	Unidad de medida	Valor inicial	Rango de Búsqueda	C1	C2	C3	C4	Referencias
					Valor Final	Valor Final	Valor Final	Valor Final	
FC ₁	Almacenamiento estático máximo	[mm]	1	[0.5,5]	3.85	3.95	3.68	3.54	GIMHA
FC ₂	Evapotranspiración	[mm]	0.7	[0.7,2]	1.42	1.26	1.30	1.27	GIMHA
FC ₃	Infiltración	[mm/h]	0.2	[0.01,10]	5.02	4.99	5.80	5.65	GIMHA
FC ₄	Pendiente	[m/m]	1	[0.1,1.2]	0.25	0.32	0.19	0.19	GIMHA
FC ₅	Percolación	[mm/h]	0.08	[0.001,80]	62.01	68.08	55.03	57.02	GIMHA
FC ₆	Interflujo	[mm/h]	500	[0.001,100000]	675.83	671.45	681.59	682.64	GIMHA
FC ₉	Velocidad del flujo	[m/s]	1	[0.1,1.2]	0.15	0.25	0.76	0.65	GIMHA

GIMHA: Grupo de Investigación en Modelación Hidrológica y Ambiental.

FC: Factor corrector o multiplicador del mapa de parámetros correspondiente.

C1: Configuración mono-objetivo temporal [FO=NSE(Q)]

C2: Configuración multi-objetivo temporal [FO1=NSE(Q); FO2=BE(Q)]

C3: Configuración multi-objetivo espacio-temporal [FO1=NSE(Q); FO2=STE(SM)]

C4: Configuración mono-objetivo espacio-temporal [FO=STE(SM)]

En el caso de los parámetros del modelo de vegetación dinámica, han sido calibrados tres de los once parámetros posibles, puesto que estos han sido considerados los más influyentes en el ciclo

hidrológico. Los parámetros calibrados han sido el almacenamiento foliar máximo, el factor de cobertura y la distribución de raíces, para cada uso del suelo, exceptuando cuerpos de agua y urbes, que no se calibran.

En cuanto a los valores de los parámetros del modelo de vegetación, a pesar de no presentar demasiada variación en el valor del parámetro de una configuración a otra, cabe destacar, que en las configuraciones donde se ha considerado la SM como variable de estado (configuraciones tres y cuatro) se presenta un resultado más consistente para el factor de cobertura y la distribución de raíces, visible al observar los valores de ambos parámetros valores para la vegetación escasa, donde disminuye cuando se pasa de las configuraciones temporales a las configuraciones espacio-temporales, y el aumento en los restantes usos del suelo en el mismo paso de configuraciones.

Tabla 10. Sumario de los valores iniciales, rango de búsqueda y valores finales de los parámetros del modelo de vegetación dinámica para las cuatro configuraciones de optimización.

Parámetro	Unidad de medida	Uso de suelo	Valor inicial	Rango de Búsqueda	C1	C2	C3	C4	Referencias
					Valor Final	Valor Final	Valor Final	Valor Final	
Almacenamiento foliar máximo	mm	Cultivos	2	[0.5,3]	2.20	1.89	2.47	2.16	Van Dijk <i>et al.</i> , 2011; Franz <i>et al.</i> , 2007; Caylor <i>et al.</i> , 2006.
		Frutales	2	[0.5,3]	2.40	2.46	2.31	2.21	
		Pastizal	2	[0.5,3]	2.20	2.08	2.70	2.85	
		Bosque	2	[0.5,3]	2.95	2.55	2.66	2.45	
		Vegetación escasa	2	[0.5,3]	1.60	1.70	1.65	1.59	
Factor de cobertura	[-]	Cultivos	0.8	[0.1,1]	0.85	0.93	0.96	0.93	Franz <i>et al.</i> , 2007; Caylor <i>et al.</i> , 2006.
		Frutales	0.8	[0.1,1]	0.84	0.70	0.68	0.53	
		Pastizal	0.5	[0.1,1]	0.43	0.59	0.57	0.58	
		Bosque	0.8	[0.1,1]	0.85	0.79	0.96	0.98	
		Vegetación escasa	0.3	[0.1,1]	0.49	0.61	0.35	0.23	
Distribución de raíces	[-]	Cultivos	0.5	[0,1]	0.47	0.43	0.45	0.48	Le Roux <i>et al.</i> , 1995; Franz <i>et al.</i> , 2007; Caylor <i>et al.</i> , 2006.
		Frutales	0.3	[0,1]	0.29	0.30	0.31	0.34	
		Pastizal	0.7	[0,1]	0.71	0.65	0.77	0.76	
		Bosque	0.4	[0,1]	0.38	0.40	0.41	0.43	
		Vegetación escasa	0.3	[0,1]	0.16	0.13	0.09	0.11	

C1: Configuración mono-objetivo temporal [FO=NSE(Q)]

C2: Configuración multi-objetivo temporal [FO₁=NSE(Q); FO₂=BE(Q)]

C3: Configuración multi-objetivo espacio-temporal [FO₁=NSE(Q); FO₂=STE(SM)]

C4: Configuración mono-objetivo espacio-temporal [FO= STE(SM)]

El hecho de considerar la dinámica de la vegetación en la modelización hidrológica permite hacer frente al problema de la subestimación del agua verde, con lo cual se apunta a un equilibrio entre agua verde y agua azul, mediante el cálculo apropiado del agua verde (Pasquato, 2015). En

este trabajo, el comportamiento de los parámetros, tanto para el submodelo hidrológico como para el de vegetación, en el momento de no contemplar ninguna variable de estado de influencia directa en la vegetación en el proceso de calibración (C1 y C2), podría subestimarse el agua azul. Con lo cual, si además de considerar la dinámica de la vegetación en el modelado, se agrega una variable representativa (de forma exclusiva o combinada) permite realizar simulaciones con resultados aún más equilibrados para las aguas verde y azul.

CAPÍTULO 6. Conclusiones y futuras líneas

6.1. Concluding remarks

Four spatio-temporal objective functions (i.e. accounting for the temporal and the spatial variability of soil moisture), three of them based on the EOFs methodology, were tested. All four were useful for conducting automatic calibrations and led to satisfactory results. However, from all the options, the selected objective function (i.e. STE₂) was the one that, in general terms, led to the best and most consistent results, particularly when analyzing the robustness in the transition from the calibration period to the validation one.

Once the spatio-temporal objective function was selected, four calibration configurations were set up: (1) a temporal mono-objective alternative based uniquely on the streamflow; (2) a temporal multi-objective alternative by using two temporal objective functions based both on streamflow; (3) a spatio-temporal multi-objective alternative by using one temporal objective function based on streamflow and one spatio-temporal objective function based on SM; and finally (4) a spatio-temporal mono-objective alternative based uniquely on SM.

All four alternatives were tested by: a) the comparison between the observed and simulated hydrographs and the flow duration curve of observed and simulated discharges; b) the comparison between the temporal evolution of the areal mean of observed and simulated SM and LAI; and, c) the spatial distribution of the correlation between observed and simulated values of both SM and LAI computed in each cell over the whole catchment.

The first configuration (i.e. the temporal mono-objective alternative) led to a good match between observed and simulated areal mean of both SM and LAI. However, it was not able to capture their spatial patterns as shown by the poor results in terms of R between observed and simulated LAI and SM in each pixel over the whole catchment. This simultaneous good performance in terms of the areal mean together with the poor results in terms of R in each pixel is a clear example of an equifinality situation.

The second configuration (i.e. the temporal multi-objective alternative where NSE(Q) and BE(Q) were used as objective functions) led to a slightly lower NSE value than the one obtained by the first alternative during the calibration period. However, the results led by this second alternative were more robust since there is more consistency between the model performance during calibration and validation periods. Indeed, the difference between both objective functions (NSE and BE) computed during the calibration and the same objective functions computed during the validation period was low. Furthermore, this configuration was able to reproduce the observed areal mean for

SM and LAI and showed a slight improvement in terms of R between observed and simulated SM and LAI in each pixel over the whole catchment.

When performing the third configuration (i.e. the multi-objective alternative where NSE(Q) and STE(SM) were used as objective-functions), the robustness of the results was obvious. Not only this third configuration led to a greater NSE value than the one obtained by the second configuration during the calibration period, but also the degradation of the index in the transition to validation period is the lowest in comparison with both the first and second alternatives. The same applies for the STE index, proving that this approach is capable to accurately represent both the temporal and spatio-temporal components.

Finally, the fourth configuration (i.e. the mono-objective spatio-temporal alternative that was based uniquely on SM) led to satisfactory results as shown by the NSE index computed during both calibration and validation periods (NSE=0.54 and NSE=0.44 during calibration and validation period respectively). This satisfactory result demonstrates that, even when no considering the actual streamflow to calibrate the model, it is still possible to achieve an acceptable representation of both the aggregated and temporal component (i.e. Q) and the spatio-temporal one (i.e. SM).

By comparing the dispersion of the NSE index between the observed and simulated streamflow obtained by all four configurations, it resulted obvious that the robustness of the model increases by considering more than one objective function (i.e. adding more information about the system to be modelled). This is even more conspicuous if spatio-temporal information is added.

Overall, it can be said that the information obtained by remote sensing is a good option for the calibration of eco-hydrological models in ungauged basins or basins with a shortage of flow data, either using it only itself or along with streamflow data. This is because, on the one hand, satisfactory results can be obtained from the point of view of the simulation of flows without using them in the calibration step (i.e. considering the area as ungauged basin). On the other hand, the robustness of the implemented model can be increased due to the incorporation of the behavior of spatial patterns and temporal dynamics of a state variable observed by remote sensing in combination with streamflow data (multi-objective approach).

6.2. Future research lines

In a research work, it is not possible to address all possible aspects of the studied topic and therefore, new possible lines arise to continue or complement a research. In the case of this research, some suggestions are listed below:

a) The use of other remotely sensed information, for example LAI or Gross Primary Productivity (GPP) during calibration step, alone or in combination with other information sources (punctual or spatial), especially in places where vegetation plays a key role in the hydrologic balance.

b) The proposal of new objective-functions considering spatio-temporal information. In this research four soil moisture-based alternatives were tested using EOF methodology. It is recommended to test new ways to evaluate the spatio-temporal performance of the remotely sensed information.

c) To complement this research, an interesting option would be to include an uncertainty analysis, especially in the alternatives that include remotely sensed information. This can also be applied to suggestions a) and b).

d) In this research, we conducted a multi objective approach including two objective functions. As a complement of alternative a), it would be interesting to set up multi-objective configurations including more than two objective functions, for example: 1) two temporal state variable and one spatio-temporal state variable, 2) two spatio-temporal state variable and one temporal state variable, 3) three spatio-temporal state variables and 4) three temporal state variables.

7. Publicaciones derivadas de esta tesis doctoral

7.1. Artículos en revistas indexadas

Puertes, C.; Lidón, A.; **Echeverría, C.**; Bautista, I.; González-Sanchis, M.; del Campo, A.D.; Francés, F. Explaining the hydrological behaviour of facultative phreatophytes using a multi-variable and multi-objective modelling approach. *Journal of Hydrology*, 2019. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2019.05.041>.

Echeverría, C.; Ruiz-Pérez, G.; Puertes, C.; Samaniego, L.; Barrett, B.; Francés, F. Assessment of remotely sensed near-surface soil moisture for distributed eco-hydrological model implementation. *Journal Water. Special Issue: Hydrological and Environmental Modeling: from Observations to Predictions*, 2019.

Echeverría, C.; Ruiz-Pérez, G.; Puertes, C.; Samaniego, L.; Barrett, B.; Francés, F. On the use of near-surface remotely sensed soil moisture in spatio-temporal multiobjective model calibration for Mediterranean semi-arid catchment. *Journal Water. Journal of Hydrology*. *En preparación*.

González-Sanchis, M.; **Echeverría, C.**; García-Soro, JM; Molina, A.; Francés, F.; del Campo, A.D. Deep percolation in a semiarid catchment: the role of forest densification, silviculture and climate change. *Hydrology and Earth System Sciences*. *En preparación*

7.2. Contribuciones en congresos y jornadas

Echeverría, C.; Ruiz-Pérez, G.; Francés, F. "How relevant is the interannual vegetation's dynamic in the water cycle at catchment scale?". Poster at the EGU General Assembly. Vienna (Austria), April, 2016.

Echeverría, C.; Ruiz-Pérez, G.; Francés, F. "On the use of remote sensed soil moisture data in spatio-temporal model calibration for a Mediterranean catchment". Oral presentation at the international meeting COST Action CA16219. Harmonious Workshop. UAS Techniques for Environmental Monitoring: state of the art and challenges. Valencia (Spain), February, 2018.

Echeverría, C.; Ruiz-Pérez, G.; Francés, F. “On the use of satellite soil moisture data in spatio-temporal model calibration for Mediterranean catchments”. Poster at the EGU General Assembly. Vienna (Austria), April, 2018.

Echeverría, C.; Ruiz-Pérez, G.; Francés, F. “Spatio-temporal hydrological model implementation using remotely sensed soil moisture as main state variable for the Upper Turia catchment”. Oral presentation at the 4th Remote Sensing and Hydrology Symposium (RSHS'18). Córdoba (Spain), May, 2018.

Echeverría, C.; Ruiz-Pérez, G.; Francés, F. “Using satellite soil moisture data for spatio-temporal calibration of a distributed eco-hydrological model”. Oral presentation at the AGU Fall Meeting. Washington DC (United States of America), December, 2018.

Echeverría, C.; Ruiz-Pérez, G.; Barrett, B.; Francés, F. “Calibration of a distributed eco-hydrological model using only remotely sensed surface soil moisture”. Oral presentation at the EGU General Assembly. Vienna (Austria), April, 2019.

Echeverría, C.; Ruiz-Pérez, G.; Puertes, C.; Barrett, B.; Francés, F. “Evaluación de la robustez de la implementación de un modelo hidrológico mediante la calibración con humedad del suelo superficial obtenida por teledetección”. Poster en la Jornada de Ingeniería del Agua (JIA). Toledo (España), Octubre, 2019.

8. Referencias bibliográficas

Abdulla, F.A., Lettenmaier, D.P., 1997. Development of regional parameter estimation equations for a macroscale hydrologic model. *J. Hydrol.* 197, 230–257. [https://doi.org/10.1016/S0022-1694\(96\)03262-3](https://doi.org/10.1016/S0022-1694(96)03262-3)

Ahmad, S., Kalra, A., Stephen, H., 2010. Estimating soil moisture using remote sensing data: A machine learning approach. *Adv. Water Resour.* 33, 69–80. <https://doi.org/10.1016/j.advwatres.2009.10.008>

Akbar, R., Das, N., Entekhabi, D., Moghaddam, M., 2016. Active and Passive Microwave Remote Sensing Synergy for Soil Moisture Estimation, *Satellite Soil Moisture Retrieval: Techniques and Applications*. Elsevier Inc. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-803388-3.00010-3>

Allen, R. G., Pereira, L. S., Raes, D., Smith, M., 1998. Crop evapotranspiration-Guidelines for computing crop water requirements-FAO Irrigation and drainage paper 56. FAO, Rome, 300(9), D05109.

Andersen, F.H. 2008. Hydrological modeling in a semi-arid area using remote sensing data. Doctoral Thesis, Department of Geography and Geology, University of Copenhagen (Denmark).

Arora V., 2002. Modeling vegetation as a dynamic component in soil-vegetation-atmosphere transfer schemes and hydrological models. *Reviews of Geophysics*, 40(2), 1-26, [doi:10.1029/2001RG000103](https://doi.org/10.1029/2001RG000103)

Bai, P., Liu, X., Liu, C., 2018. Improving hydrological simulations by incorporating GRACE data for model calibration. *J. Hydrol.* 557, 291–304. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2017.12.025>

Bai, P., Liu, X., Yang, T., Li, F., Liang, K., Hu, S., Liu, C., 2016. Assessment of the Influences of Different Potential Evapotranspiration Inputs on the Performance of Monthly Hydrological Models under Different Climatic Conditions. *J. Hydrometeorol.* 17, 2259–2274. <https://doi.org/10.1175/JHM-D-15-0202.1>

Barrett, B., Helan, P.W., Wyer, E.D., 2009. Detecting Changes in Surface Soil Moisture Content using Differential SAR Interferometry (DInSAR) 1–26.

Barrett, B., Pratola, C., Gruber, A., Dwyer, E., 2016. Intercomparison of Soil Moisture Retrievals From In Situ, ASAR, and ECV SM Data Sets Over Different European Sites, *Satellite Soil Moisture Retrieval: Techniques and Applications*. Elsevier Inc. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-803388-3.00011-5>.

Barrios, Miguel. Estudio del efecto de escala espacial en un modelo distribuido. Tesis Doctoral. Universitat Politècnica de València.

Beven, K., Binley, A., 1992. THE FUTURE OF DISTRIBUTED MODELS: MODEL CALIBRATION AND UNCERTAINTY PREDICTION 6, 279–298.

Beven, K., Freer, J., 2001. Equifinality, data assimilation, and uncertainty estimation in mechanistic modelling of complex environmental systems using the GLUE methodology. *J. Hydrol.* 249, 11–29. [https://doi.org/10.1016/S0022-1694\(01\)00421-8](https://doi.org/10.1016/S0022-1694(01)00421-8)

Bitew, M.M., Gebremichael, M., 2011. Evaluation of satellite rainfall products through hydrologic simulation in a fully distributed hydrologic model. *Water Resour. Res.* 47, 1–11. <https://doi.org/10.1029/2010WR009917>

Björnsson, H., Venegas, S.A., 1997. A manual for EOF and SVD analyses of climatic data.

Bloschl, G., Sivapalan, M., Wagener, T., Viglione, A., Savenije, H. (Eds.), 2013. *Runoff Prediction in Ungauged Basins*, *Runoff Prediction in Ungauged Basins*. Cambridge University Press, Cambridge. <https://doi.org/10.1017/CBO9781139235761>

Boyle, D.P., Barth, C., Bassett, S., 2013. Towards improved hydrologic model predictions in ungauged snow-dominated watersheds utilizing a multi-criteria approach and SNODAS estimates of SWE. *Putt. Predict. ungauged basins into Pract. Can. Water Resour. Assoc. Int. Assoc. Hydrol. Sci. Nepean* 231–242.

Brocca, L., Ciabatta, L., Moramarco, T., Ponziani, F., Berni, N., Wagner, W., 2016. Use of Satellite Soil Moisture Products for the Operational Mitigation of Landslides Risk in Central Italy, *Satellite Soil Moisture Retrieval: Techniques and Applications*. Elsevier Inc. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-803388-3.00012-7>

Bussi, Gianbattista (2014). Implementation of a distributed sediment model in different data availability scenarios. Doctoral Thesis. Universitat Politècnica de València.

Cammalleri, C., Micale, F., Vogt, J., 2015. On the value of combining different modelled soil moisture products for European drought monitoring. *J. Hydrol.* 525, 547–558. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2015.04.021>

Caylor, K.K., D’Odorico P., Rodriguez-Iturbe I., 2006. On the ecohydrological organization of spatially heterogeneous semi-arid landscapes. *Water Resources Research*, 42(7), W07424, doi:10.1029/2005WR004683

CEDEX, Centro de Estudio y Experimentación de Obras Públicas. (2017). Anuario de Aforos.

Chaparro, D., Piles, M., Vall-llossera, M., 2016. Remotely Sensed Soil Moisture as a Key Variable in Wildfires Prevention Services: Towards New Prediction Tools Using SMOS and SMAP Data, *Satellite Soil Moisture Retrieval: Techniques and Applications*. Elsevier Inc. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-803388-3.00013-9>

Clapp, R. B., Hornberger, G. M., 1978. Empirical equations for some soil hydraulic properties. *Water Resources Research*, 14(4), 601-604.

Collischonn, B., Collischonn, W., Tucci, C.E.M., 2008. Daily hydrological modeling in the Amazon basin using TRMM rainfall estimates. *J. Hydrol.* 360, 207–216. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2008.07.032>

Contreras, S., Jobbágy, E.G., Villagra, P.E., Noretto, M.D., Puigdefábregas, J., 2011. Remote sensing estimates of supplementary water consumption by arid ecosystems of central Argentina. *J. Hydrol.* 397, 10–22. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2010.11.014>

Cullmann, J., Krausse, T., Saile, P., 2011. Parameterising hydrological models - Comparing optimisation and robust parameter estimation. *J. Hydrol.* 404, 323–331. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2011.05.003>

Demirel, M.C., 2018. Spatial Pattern Oriented Multicriteria Sensitivity Analysis of a Distributed Hydrologic Model. <https://doi.org/10.3390/w10091188>

Demirel, M.C., Mai, J., Mendiguren, G., Koch, J., Samaniego, L., Stisen, S., 2018. Combining satellite data and appropriate objective functions for improved spatial pattern performance of a distributed hydrologic model 1299–1315.

DIHMA (2001). Un modelo de predicción de crecidas para el SAIH de la Confederación Hidrográfica del Tajo. Informe Final para UTE SAIH TAJO.

Domeneghetti, A., Tarpanelli, A., Brocca, L., Barbetta, S., Moramarco, T., Castellarin, A., Brath, A., 2014. The use of remote sensing-derived water surface data for hydraulic model calibration. *Remote Sens. Environ.* 149, 130–141. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2014.04.007>

Drewry D.T., Albertson J.D., 2006. Diagnosing model error in canopy-atmosphere exchange using empirical orthogonal function analysis. *Water Resources Research*, 42, W06421, doi: 10.1029/2005WR004496

Duan, Q., Sorooshian, S., Gupta, V., 1992. Effective and efficient global optimization for conceptual rainfall-runoff models. *Water Resour. Res.* 28, 1015–1031. <https://doi.org/10.1029/91WR02985>

Fang Z., Bogena H., Kollet S., Koch J., Vereecken H., 2015. Spatio-temporal validation of long-term 3D hydrological simulations of a forested catchment using empirical orthogonal functions and wavelet coherence analysis. *Journal of Hydrology*, 529, 1754-1767

FAO, 2005. Organización de las Naciones Unidas para la Agricultura y la Alimentación. Evaluación de los recursos forestales mundiales. Roma.

Fatichi, S., Vivoni, E.R., Ogden, F.L., Ivanov, V.Y., Mirus, B., Gochis, D., Downer, C.W., Camporese, M., Davison, J.H., Ebel, B., Jones, N., Kim, J., Mascaro, G., Niswonger, R., Restrepo, P., Rigon, R., Shen, C., Sulis, M., Tarboton, D., 2016. An overview of current applications, challenges, and future trends in distributed process-based models in hydrology. *J. Hydrol.* 537, 45–60. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2016.03.026>

Field, C.B.; Randerson, J.T.; Malmstrom, C.M., 1995. Global net primary production: combining ecology and remote sensing. *Remote Sensing of Environment*, 51, 74-88

Francés, F., Vélez, J.I., Vélez, J.J., 2007a. Split-parameter structure for the automatic calibration of distributed hydrological models. *J. Hydrol.* 332, 226–240. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2006.06.032>

Francés, F., Vélez, J.I., Vélez, J.J., 2007b. Split-parameter structure for the automatic calibration of distributed hydrological models. *J. Hydrol.* 332, 226–240. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2006.06.032>

Franz T.E, 2007. Ecohydrology of the upper Ewaso Ngiro river basin, Kenia. Doctoral Thesis. Princeton University, Princeton, NJ, USA

Gamon, J.A.; Serrano, L.; Surfus, J.S., 1997. The photochemical reflectance index: an optical indicator of photosynthetic radiation use efficiency across species, functional types, and nutrient levels. *Oecologia*, 112, 492-501

Gao, X., Zhao, X., Cheng, B., Brocca, L., Hu, W., Wu, P., 2015. Catchment-scale variability of absolute versus temporal anomaly soil moisture: Time-invariant part not always plays the leading role. *J. Hydrol.* 529, 1669–1678. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2015.08.020>

García-Arias A., 2015. Desarrollo de un modelo ecohidrológico para el análisis de la dinámica de ecosistemas riparios. Tesis Doctoral. Universitat Politècnica de València.

Gerten, D., Schaphoff, S., Haberlandt, U., Lucht, W., Sitch, S., 2004. Terrestrial vegetation and water balance - Hydrological evaluation of a dynamic global vegetation model. *J. Hydrol.* 286, 249–270. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2003.09.029>

Grabowski, R.C.; Gurnell, A.M., 2016. Hydrogeomorphology- Ecology Interactions in River Systems. *River Res. Appl.* 22, 1085–1095. <https://doi.org/10.1002/rra>

Grayson, R.B., Moore, I.D., McMahon, T.A., 1992. Physically based hydrologic modeling: 1. A terrain-based model for investigative purposes. *Water Resour. Res.* 28, 2639–2658. <https://doi.org/10.1029/92WR01258>

Gu, H., Yu, Z., Yang, C., Ju, Q., Lu, B., Liang, C., 2010. Hydrological assessment of TRMM rainfall data over Yangtze River Basin. *Water Sci. Eng.* 3, 418–430. <https://doi.org/10.3882/j.issn.1674-2370.2010.04.005>

Guo, J., Zhou, J., Zou, Q., Liu, Y., Song, L., 2013. A Novel Multi-Objective Shuffled Complex Differential Evolution Algorithm with Application to Hydrological Model Parameter Optimization. *Water Resour. Manag.* 27, 2923–2946. <https://doi.org/10.1007/s11269-013-0324-1>

Gupta, H. V., Kling, H., Yilmaz, K.K., Martinez, G.F., 2009. Decomposition of the mean squared error and NSE performance criteria: Implications for improving hydrological modelling. *J. Hydrol.* 377, 80–91. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2009.08.003>

H. Hargreaves, G., Samani, Z., 1985. Reference Crop Evapotranspiration From Temperature. *Appl. Eng. Agric.* 1. <https://doi.org/10.13031/2013.26773>

Hargrove, W., Hoffman, F., Hessburg, P., 2006. Mapcurves: A quantitative method for comparing categorical maps. *J. Geogr. Syst.* 8, 187–208. <https://doi.org/10.1007/s10109-006-0025-x>

Herman, M.R., Nejadhashemi, A.P., Abouali, M., Hernandez-Suarez, J.S., Daneshvar, F., Zhang, Z., Anderson, M.C., Sadeghi, A.M., Hain, C.R., Sharifi, A., 2018. Evaluating the role of evapotranspiration remote sensing data in improving hydrological modeling predictability. *J. Hydrol.* 556, 39–49. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2017.11.009>

Herrera, S., Fernández, J., Gutiérrez, J.M., 2016. Update of the Spain02 gridded observational dataset for EURO-CORDEX evaluation: Assessing the effect of the interpolation methodology. *Int. J. Climatol.* 36, 900–908. <https://doi.org/10.1002/joc.4391>

Holland, J.H., 1992. *Adaptation in Natural and Artificial Systems: An Introductory Analysis with Applications to Biology, Control and Artificial Intelligence.* MIT Press, Cambridge, MA, USA.

Hostache, R., Matgen, P., Schumann, G., Puech, C., Hoffmann, L., Pfister, L., 2009. Water level estimation and reduction of hydraulic model calibration uncertainties using satellite SAR images of floods. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 47, 431–441. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2008.2008718>

Huxman, T.E.; Wilcox, B.P.; Breshears, D.D.; Scott, R.L.; Snyder K.A.; Small, E.E.; Hultine, K.; Pockman, W.T.; Jackson, R.B. 2005. Ecohydrological implication of woody plant encroachment, *Ecological Society of America*, 86(2), 308-319.

Immerzeel, W.W., Droogers, P., 2008. Calibration of a distributed hydrological model based on satellite evapotranspiration. *J. Hydrol.* 349, 411–424. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2007.11.017>

Jackson, B.M., Freer, J.E., Arnold, J.R., Moore, R.D., Istanbuluoglu, E., 2016. Hydrologic Models 2350–2365. <https://doi.org/10.1002/2015WR017910>.Received

Ji, L., Gallo, K., 2006. An Agreement Coefficient for Image Comparison. *Photogramm. Eng. Remote Sensing.* 73, 823–833. <https://doi.org/10.14358/PERS.72.7.823>

Kerr, Y.H., Wigneron, J.P., Al Bitar, A., Mialon, A., Srivastava, P.K., 2016. Soil Moisture from Space: Techniques and Limitations, *Satellite Soil Moisture Retrieval: Techniques and Applications*. Elsevier Inc. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-803388-3.00001-2>

Khu, S.T., Madsen, H., 2005. Multiobjective calibration with Pareto preference ordering: An application to rainfall-runoff model calibration. *Water Resour. Res.* 41, 1–14. <https://doi.org/10.1029/2004WR003041>

Koch J., Jensen K.H., Stisen S., 2015. Toward a true spatial model evaluation in distributed hydrological modeling: Kappa statistics, Fuzzy theory, and EOF-analysis benchmarked by the human perception and evaluated against a modeling case study. *Water Resources Research*, 51, 1225-1246, doi: 10.1002/2014WR016607

Koch, J., Jensen, K.H., Stisen, S., 2015. Toward a true spatial model evaluation in distributed hydrological modeling: Kappa statistics, Fuzzy theory, and EOF-analysis benchmarked by the human perception and evaluated against a modeling case study. *Int. J. Climatol.* 51, 1225–1246. <https://doi.org/10.1002/joc.1499>

Kornelsen, K.C., Coulibaly, P., 2015. Reducing multiplicative bias of satellite soil moisture retrievals. *Remote Sens. Environ.* 165, 109–122. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2015.04.031>

Kunnath-Poovakka, A., Ryu, D., Renzullo, L.J., George, B., 2016. The efficacy of calibrating hydrologic model using remotely sensed evapotranspiration and soil moisture for streamflow prediction. *J. Hydrol.* 535, 509–524. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2016.02.018>

Laio, F.; Porporato, A.; Ridolfi, L.; Rodriguez-Iturbe, I., 2001. Plants in water-controlled ecosystems: active role in hydrologic processes and response to water stress. II. Probabilistic soil moisture dynamics. *Advances in Water Resources*, 24, 707–723.

Laiolo, P., Gabellani, S., Campo, L., Silvestro, F., Delogu, F., Rudari, R., Pulvirenti, L., Boni, G., Fascetti, F., Pierdicca, N., Crapolicchio, R., Hasenauer, S., Puca, S., 2015. Impact of different satellite soil moisture products on the predictions of a continuous distributed hydrological model. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf.* 48, 131–145. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2015.06.002>

Landsberg, J.J.; Waring, R.H., 1997. A generalised model of forest productivity using simplified concepts of radiation-use efficiency, carbon balance and partitioning. *Forest Ecological Management*, 95, 209-228

Le Roux X., Bariac t., Mariotti A., 1995. Spatial partitioning of the soil water resource between grass and shrub components in a West African humid savanna. *Oecologia*, 104, 147-155.

Legates, D.R., Mahmood, R., Levia, D.F., DeLiberty, T.L., Quiring, S.M., Houser, C., Nelson, F.E., 2011. Soil moisture: A central and unifying theme in physical geography. *Prog. Phys. Geogr.* 35, 65–86. <https://doi.org/10.1177/0309133310386514>

Lettenmaier, D.P., Alsdorf, D., Dozier, J., Huffman, G.J., Pan, M., Wood, E.F., 2015. Inroads of remote sensing into hydrologic science during the WRR era. *Water Resour. Res.* 51, 7309–7342. <https://doi.org/10.1002/2015WR017616>

Li, H.T., Brunner, P., Kinzelbach, W., Li, W.P., Dong, X.G., 2009. Calibration of a groundwater model using pattern information from remote sensing data. *J. Hydrol.* 377, 120–130. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2009.08.012>

Li, Y., Grimaldi, S., Pauwels, V.R.N., Walker, J.P., 2018. Hydrologic model calibration using remotely sensed soil moisture and discharge measurements: The impact on predictions at gauged and ungauged locations. *J. Hydrol.* 557, 897–909. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2018.01.013>

López, P.L., Sutanudjaja, E.H., Schellekens, J., Sterk, G., Bierkens, M.F.P., 2017. Calibration of a large-scale hydrological model using satellite-based soil moisture and evapotranspiration products. *Hydrol. Earth Syst. Sci.* 21, 3125–3144. <https://doi.org/10.5194/hess-21-3125-2017>

Manfreda, S., Mita, L., Dal Sasso, S.F., Samela, C., Mancusi, L., 2018. Exploiting the use of physical information for the calibration of a lumped hydrological model. *Hydrol. Process.* 32, 1420–1433. <https://doi.org/10.1002/hyp.11501>

Mateu, J. (1974). La Rambla de la Viuda. Clima e hidrologia. En: Cuadernos de Geografía, 15, 47-68.

Mayr, E., Hagg, W., Mayer, C., Braun, L., 2013. Calibrating a spatially distributed conceptual hydrological model using runoff, Annual mass balance and winter mass balance. *J. Hydrol.* 478, 40–49. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2012.11.035>

Milella, P., Bisantino, T., Gentile, F., Iacobellis, V., Liuzzi, G.T., 2012. Diagnostic analysis of distributed input and parameter datasets in Mediterranean basin streamflow modeling. *J. Hydrol.* 472, 262–276.

Montaldo N., Rondena R., Albertson J.D., Mancini M., 2005. Parsimonious modeling of vegetation dynamics for ecohydrologic studies of water-limited ecosystems. *Water Resources Research*, 41, W10416, doi: 10.1029/2005WR004094

Mostafaie, A., Forootan, E., Safari, A., Schumacher, M., 2018. Comparing multi-objective optimization techniques to calibrate a conceptual hydrological model using in situ runoff and daily GRACE data. *Comput. Geosci.* 22, 789–814. <https://doi.org/10.1007/s10596-018-9726-8>

Nelder, J.A., Mead, R., 1965. A Simplex Method for Function Minimization. *Comput. J.* 7, 308–313. <https://doi.org/10.1093/comjnl/7.4.308>

Nijzink, R.C., Samaniego, L., Mai, J., Kumar, R., Thober, S., Zink, M., Sch??fer, D., Savenije, H.H.G., Hrachowitz, M., 2016. The importance of topography-controlled sub-grid process heterogeneity and semi-quantitative prior constraints in distributed hydrological models. *Hydrol. Earth Syst. Sci.* 20, 1151–1176. <https://doi.org/10.5194/hess-20-1151-2016>

O'Callaghan, J. F., Mark, D. M., (1984): The extraction of drainage networks from digital elevation data. *Computer Vision, Graphics and Image Processing*, 28: 323 - 344.

Ollinger, S.V.; Richardson, A.D.; Martin, M.E.; Hollinger, D.Y.; Frohling, S.; Reich, P.B.; Plourde, L.C.; Katul, G.; Munger, J.W.; Oren, R.; Smith, M.L.; Paw, U.; Bolstad, K.T.; Cook, P.V.; Day, B.; Martin, M.C.; Monson, T.A.; Schmidt, R.K.H.P., 2008. Canopy nitrogen, carbon assimilation, and albedo in temperate and boreal forests: functional relations and potential climate feedbacks. *Proc. Natl. Acad. Sci. USA.*, 105, 19335-19340

Olsson, J., Lindström, G., 2008. Evaluation and calibration of operational hydrological ensemble forecasts in Sweden. *J. Hydrol.* 350, 14–24. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2007.11.010>.

Orozco, Ismael. Modelación parsimoniosa y espacialmente distribuida de los procesos de acumulación y fusión de nieve. Tesis Doctoral. Universitat Politècnica de València.

Parajka, J., Blöschl, G., 2008. The value of MODIS snow cover data in validating and calibrating conceptual hydrologic models. *J. Hydrol.* 358, 240–258. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2008.06.006>

Pasquato M., 2013. Comparison of parsimonious dynamic vegetation modeling approaches for semiarid climates. PhD Thesis, Universitat Politècnica de València,

Pasquato, M., Medici, C., Friend, A.D., Francés, F., 2015. Comparing two approaches for parsimonious vegetation modelling in semiarid regions using satellite data 1036, 1024–1036. <https://doi.org/10.1002/eco.1559>

Pasquato, M.; Medici, M.; Friend A.D.; Francés, F., 2015. Comparing two approaches for parsimonious vegetation modelling in semiarid regions using satellite data. *Ecohydrology*, 8(6), 1024-1036. DOI: 10.1002/eco.1559

Perry, M.A., Niemann, J.D., 2007. Analysis and estimation of soil moisture at the catchment scale using EOFs 388–404. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2006.10.014>

Petropoulos, G.P., Ireland, G., Barrett, B., 2015. Surface soil moisture retrievals from remote sensing: Current status, products & future trends. *Phys. Chem. Earth* 83–84, 36–56. <https://doi.org/10.1016/j.pce.2015.02.009>

Piles, M., Sánchez, N., 2016. Spatial Downscaling of Passive Microwave Data With Visible-to-Infrared Information for High-Resolution Soil Moisture Mapping. *Satell. Soil Moisture Retr. Tech. Appl.* 109–132. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-803388-3.00006-1>

Pilgrim, D.H.; Chapman, T.G.; Doran, D.G. 1988. Problems of rainfall-runoff modelling in arid and semiarid regions, *Hydrological Sciences Journal - des Sciences Hydrologiques*, 33, 379-400.

Polley, H. W., Phillips, R. L., Frank, A. B., Bradford, J. A., Sims, P. L., Morgan, J. A., Kiniry, J. R., 2011. Variability in light-use efficiency for gross primary productivity on Great Plains grasslands. *Ecosystems*, 14(1), 15-27.

Porporato, A., Laio, F., Ridolfi, L., Rodriguez-Iturbe, I., 2001. Plants in water-controlled ecosystems: active role in hydrologic processes and response to water stress. *Adv. Water Resour.* 24, 725–744. [https://doi.org/10.1016/S0309-1708\(01\)00006-9](https://doi.org/10.1016/S0309-1708(01)00006-9)

Post, D., Jones, J., Grant, G., 1998. An Improved Methodology for Predicting the Daily Hydrologic Response of Ungauged Catchments. *Environ. Model. Softw.* 13, 395–403. [https://doi.org/10.1016/S1364-8152\(98\)00044-9](https://doi.org/10.1016/S1364-8152(98)00044-9)

Price, W.L., 1983. Global optimization by controlled random search. *J. Optim. Theory Appl.* 40, 333–348. <https://doi.org/10.1007/BF00933504>

Puertes, C., Lidón, A., Echeverria-Martinez, C., Bautista, I., González-Sanchis, M., del Campo, A.D., Francés, F., 2019. Explaining the hydrological behaviour of facultative phreatophytes using a multi-variable and multi-objective modelling approach. *J. Hydrol.* In Review.

Rajib, A., Evenson, G.R., Golden, H.E., Lane, C.R., 2018. Hydrologic model predictability improves with spatially explicit calibration using remotely sensed evapotranspiration and biophysical parameters. *J. Hydrol.* 567, 668–683. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2018.10.024>

Rakovec, O., Kumar, R., Mai, J., Cuntz, M., Thober, S., Zink, M., Attinger, S., Schäfer, D., Schrön, M., Samaniego, L., 2016. Multiscale and Multivariate Evaluation of Water Fluxes and States over European River Basins. *J. Hydrometeorol.* 17, 287–307. <https://doi.org/10.1175/JHM-D-15-0054.1>

Ramón-Reinozo, M., Ballari, D., Cabrera, J.J., Crespo, P., Carrillo-Rojas, G., 2019. Altitudinal and temporal evapotranspiration dynamics via remote sensing and vegetation index-based modelling over a scarce-monitored, high-altitudinal Andean páramo ecosystem of Southern Ecuador. *Environ. Earth Sci.* 78, 340. <https://doi.org/10.1007/s12665-019-8337-6>

Rosenbrock, H.H., 1960. An Automatic Method for Finding the Greatest or Least Value of a Function. *Comput. J.* 3, 175–184. <https://doi.org/10.1093/comjnl/3.3.175>

Ruiz Pérez, G. (2016). On the use of satellite data to calibrate a parsimonious ecohydrological model in ungauged basins. Doctoral Thesis. Universitat Politècnica de València.

Ruiz-Pérez, G., González-Sanchis, M., Del Campo, A.D., Francés, F., 2016. Can a parsimonious model implemented with satellite data be used for modelling the vegetation dynamics and water cycle in water-controlled environments? *Ecol. Modell.* 324, 45–53. <https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2016.01.002>

Ruiz-Pérez, G., Koch, J., Manfreda, S., Caylor, K., Francés, F., 2017. Calibration of a parsimonious distributed ecohydrological daily model in a data-scarce basin by exclusively using the spatio-temporal variation of NDVI. *Hydrol. Earth Syst. Sci.* 21, 6235–6251. <https://doi.org/10.5194/hess-21-6235-2017>

Running, S.W.; Nemani, R.R.; Heinsch, F.A.; Zhao, M.; Reeves, M.; Hashimoto, H., 2004. A continuous satellite-derived measure of global terrestrial primary production. *BioScience*, 54, 547-560.

Samani, Z. (2000). Estimating solar radiation and evapotranspiration using minimum climatological data. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering* 126, 265–267.

Sanchez, A. (2015). Estudio del régimen hídrico en la Rambla de la Viuda (Provincia de Castellón). Análisis de la influencia de la información estándar en el modelo hidrológico. Tesis de grado. Universidad Politécnica de Valencia. Valencia, España.

Scanlon, T. M., Albertson, J. D., 2003. Inferred controls on tree/grass composition in a savanna ecosystem: Combining 16-year normalized difference vegetation index data with a dynamic soil moisture model. *Water resources research*, 39(8).

Schlerf, M., Atzberger, C., 2006. Inversion of a forest reflectance model to estimate structural canopy variables from hyperspectral remote sensing data 100, 281–294. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2005.10.006>

Shu, Y., Stisen, S., Jensen, K.H., Sandholt, I., 2011. Estimation of regional evapotranspiration over the North China Plain using geostationary satellite data. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf.* 13, 192–206. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2010.11.002>

Silvestro, F., Gabellani, S., Delogu, F., Rudari, R., Boni, G., 2013. Exploiting remote sensing land surface temperature in distributed hydrological modelling: The example of the Continuum model. *Hydrol. Earth Syst. Sci.* 17, 39–62. <https://doi.org/10.5194/hess-17-39-2013>

Sims, D.A.; Luo, H.; Hastings, S.; Oechel, W.C.; Rahman, A.F.; Gamon, J.A., 2006. Parallel adjustments in vegetation greenness and ecosystem CO₂ exchange in response to drought in a Southern California chaparral ecosystem. *Remote Sensing of Environment*, 103, 289-303

Sitch, S., Smith, B., Prentice, I. C., Arneth, A., Bondeau, A., Cramer, W., Thonicke, K. 2003. Evaluation of ecosystem dynamics, plant geography and terrestrial carbon cycling in the LPJ dynamic global vegetation model. *Global Change Biology*, 9(2), 161-185.

Sorooshian, S., Gupta, V.K., 1995. Model calibration. *Comput. Model. watershed Hydrol.* 23–68.

Stisen, S., Jensen, K.H., Sandholt, I., Grimes, D.I.F., 2008. A remote sensing driven distributed hydrological model of the Senegal River basin. *J. Hydrol.* 354, 131–148. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2008.03.006>

Tabios, G. Q. y Salas, J. D., 1985. A comparative analysis of techniques for spatial interpolation of precipitation. *Water Resources Bulletin*, Vol. 21, N° 3, p. 365-380.

van Dijk A.I.J.M., Renzullo L.J., 2011. Water resource monitoring systems and the role of satellite observations. *Hydrology and Earth system Sciences*, 15, 39-55. doi: 10.5194/hess-15-39-2011

Vereecken, H., Huisman, J.A., Pachepsky, Y., Montzka, C., van der Kruk, J., Bogen, H., Weihermüller, L., Herbst, M., Martinez, G., Vanderborght, J., 2012. On the spatio-temporal dynamics of soil moisture at the field scale. *J. Hydrol.* 516, 76–96. <https://doi.org/http://dx.doi.org/10.1016/j.jhydrol.2013.11.061>

Vrugt, J.A., Gupta, H. V., Bastidas, L.A., Bouten, W., Sorooshian, S., 2003. Effective and efficient algorithm for multiobjective optimization of hydrologic models. *Water Resour. Res.* 39, 1–19. <https://doi.org/10.1029/2002WR001746>

Wagner, T., Montanari, A., 2011. Convergence of approaches toward reducing uncertainty in predictions in ungauged basins. *Water Resour. Res.* 47, 1–8. <https://doi.org/10.1029/2010WR009469>

Wagner, T., S. Wheeler, H., 2006. Parameter Estimation and Regionalization for Continuous Rainfall-Runoff Models Including Uncertainty. *J. Hydrol.* 320, 132–154. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2005.07.015>

Wagner, T., Wheeler, H., Gupta, H.V., 2004. Rainfall-runoff modelling in gauged and ungauged catchments. World Scientific.

Wanders, N., Bierkens, M.F.P., Jong, S.M. de, Roo, A. de, Karssen, D., 2014. The benefits of using remotely sensed soil moisture in parameter identification of large-scale hydrological models. *Water Resour. Res.* 50, 6874–6891. <https://doi.org/10.1002/2013WR014639>

Western, A.W., Blöschl, G., 1999. On the spatial scaling of soil moisture. *J. Hydrol.* 217, 203–224. [https://doi.org/10.1016/S0022-1694\(98\)00232-7](https://doi.org/10.1016/S0022-1694(98)00232-7)

Wigneron, J., Chanzy, A., Waldteufel, P., Kerr, Y., Huet, S., 2003. Retrieving surface soil moisture over a wheat field: Comparison of different methods 87, 334–344. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2003.08.002>

Winsemius, H.C., Schaefli, B., Montanari, A., Savenije, H.H.G., 2009. On the calibration of hydrological models in ungauged basins: A framework for integrating hard and soft hydrological information. *Water Resour. Res.* 45. <https://doi.org/10.1029/2009WR007706>

Wu, Q., Liu, S., Cai, Y., Li, X., Jiang, Y., 2017. Improvement of hydrological model calibration by selecting multiple parameter ranges. *Hydrol. Earth Syst. Sci.* 21, 393–407. <https://doi.org/10.5194/hess-21-393-2017>

Yadav, M., Wagener, T., Gupta, H., 2007. Regionalization of constraints on expected watershed response for improved predictions in ungauged basins. *Adv. Water Resour.* 30, 1756–1774. <https://doi.org/10.1016/j.advwatres.2007.01.005>

Yang, Xiong, Ma, Xia, Chen, Xu, 2019. Utilizing Satellite Surface Soil Moisture Data in Calibrating a Distributed Hydrological Model Applied in Humid Regions Through a Multi-Objective Bayesian Hierarchical Framework. *Remote Sens.* 11, 1335. <https://doi.org/10.3390/rs11111335>

Yapo, P.O., Gupta, H.V., Sorooshian, S., 1998. Multi-objective global optimization for hydrologic models. *J. Hydrol.* 204, 83–97. [https://doi.org/10.1016/S0022-1694\(97\)00107-8](https://doi.org/10.1016/S0022-1694(97)00107-8)

Yassin, F., Razavi, S., Wong, J.S., Pietroniro, A., Wheeler, H., 2019. Hydrologic-Land Surface Modelling of a Complex System under Precipitation Uncertainty: A Case Study of the Saskatchewan River Basin, Canada. *Hydrol. Earth Syst. Sci. Discuss.* 1–40. <https://doi.org/10.5194/hess-2019-207>

Zitzler, E., Thiele, L., 1999. Multiobjective evolutionary algorithms: a comparative case study and the strength Pareto approach. *IEEE Trans. Evol. Comput.* 3, 257–271. <https://doi.org/10.1109/4235.797969>

Zubieta, R., Getirana, A., Espinoza, J.C., Lavado, W., 2015. Impacts of satellite-based precipitation datasets on rainfall-runoff modeling of the Western Amazon basin of Peru and Ecuador. *J. Hydrol.* 528, 599–612. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2015.06.064>