



UNIVERSITAT
POLITÈCNICA
DE VALÈNCIA

Departamento de Ingeniería Hidráulica Y Medio Ambiente
Grupo de Ingeniería de Recursos Hídricos

Programa de Doctorado en Ingeniería del Agua y Medioambiental

Tesis Doctoral

**ANÁLISIS ESTOCÁSTICO de datos
CLIMÁTICOS como predictor PARA LA
GESTIÓN anticipada de sequías en
RECURSOS HÍDRICOS**

Presentada por:

Joel Hernández Bedolla

Dirigida por:

Dr. Abel Solera Solera

Dr. Javier Paredes Arquiola

Valencia, España. Noviembre de 2021

Agradecimientos

Primeramente, a mis directores de tesis Abel Solera Solera y Javier Paredes Arquiola, por el apoyo y asesoría brindada durante los años de estudio. Sus aportaciones, enseñanzas, consejos, conocimientos, tiempo y apoyo incondicional permitieron la culminación de esta investigación.

A la Secretaría de Innovación, Ciencia y Desarrollo Tecnológico del Estado de Michoacán (SICDET) y al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología de México (CONACyT) por el financiamiento parcial de mis estudios de doctorado.

A la Secretaría de Educación Pública (SEP) por el financiamiento complementario para mis estudios de doctorado.

A los evaluadores de la presente tesis, que dedicaron su tiempo y conocimiento para revisar y mejorar sustancialmente la presente investigación.

A los compañeros y amigos que me apoyaron durante los estudios de doctorado.

A mis padres y hermanos por todo su apoyo incondicional durante mi formación durante todos estos años.

Todos aportaron en mayor o menor medida durante mi formación, les estaré siempre agradecido y todo mi reconocimiento.

Resumen

La gestión de los recursos hídricos es de vital importancia para la comprensión de las sequías a largo plazo. En la actualidad, se presentan problemas debido a la disponibilidad y manejo del recurso hídrico. Además, el cambio climático afecta de manera negativa las variables climáticas y la disponibilidad del recurso hídrico. El tomar decisiones en base a información confiable y precisa conlleva un arduo trabajo y es necesario contar con diferentes herramientas que permitan llegar a la gestión de los recursos hídricos.

La modelización de las variables climáticas es parte fundamental para determinar la disponibilidad del recurso hídrico. Las más importantes son la precipitación y temperatura o precipitación y evapotranspiración. Los modelos estocásticos se encuentran en un proceso de evolución que permiten reducir la escala de análisis.

En esta investigación se ha abordado la modelación de variables climáticas con detalle diario. Se ha planteado una metodología para la generación de series sintéticas de precipitación y temperatura mediante modelización estocástica continua multivariada a escala diaria. Esta metodología también incorpora la corrección del sesgo para precipitación y temperatura de los escenarios de cambio climático con detalle diario.

Los resultados de la presente tesis indican que los modelos estocásticos multivariados pueden representar las condiciones espaciales y temporales de las diferentes variables climáticas (precipitación y temperatura). Además, se plantea una metodología para la determinación de la evapotranspiración en función de los datos climáticos disponibles. Por otro lado, los modelos estocásticos multivariados permiten la corrección del sesgo con resultados diarios, mensuales y anuales más realistas que otros métodos de corrección de sesgo. Estos modelos climáticos son una herramienta para pronosticar eventos o escenarios futuros que permiten tomar mejores decisiones de manera anticipada. Estos modelos se programaron en el entorno de MatLab con el objetivo de aplicarlos a diferentes zonas de estudio de manera eficiente y automatizada.

Los análisis realizados en la presente tesis se realizaron para la cuenca del Júcar con un buen desempeño para las condiciones de la cuenca.

Resum

La gestió dels recursos hídrics és de vital importància per a la comprensió de les sequeres a llarg termini. En l'actualitat, es presenten problemes a causa de la disponibilitat i maneig del recurs hídric. A més, el canvi climàtic afecta de manera negativa les variables climàtiques i la disponibilitat del recurs hídric. El prendre decisions sobre la base informació de confiança i precisa comporta un ardu treball i és necessari comptar amb diferents eines que permeten arribar a la gestió dels recursos hídrics.

La modelització de les variables climàtiques és part fonamental per a determinar la disponibilitat del recurs hídric. Les més importants són la precipitació i temperatura o precipitació i evapotranspiració. Els models estocàstics es troben en un procés d'evolució que permet la incorporació de més detalls reduint l'escala d'anàlisi.

En aquesta investigació s'ha abordat el modelatge de variables climàtiques amb detall diari. S'ha plantejat una metodologia per a la generació de sèries sintètiques de precipitació i temperatura mitjançant modelització estocàstica contínua multivariada a escala diària. Aquesta metodologia també incorpora la correcció del biaix per a precipitació i temperatura dels escenaris de canvi climàtic amb detall diari.

Els resultats de la present tesi indiquen que els models estocàstics multivariats poden representar les condicions espacials i temporals de les diferents variables climàtiques (precipitació i temperatura). A més es planteja una metodologia per a la determinació de l'evapotranspiració en funció de les dades climàtiques disponibles. D'altra banda, els models estocàstics multivariats permeten la correcció del biaix amb resultats diaris, mensuals i anuals més realistes que altres mètodes de correcció de biaix. Aquests models climàtics són una eina per a pronosticar esdeveniments o escenaris futurs que permeten prendre millors decisions de manera anticipada. Aquests models es van programar a l'entorn de Matlab amb l'objectiu d'aplicar-los a diferents zones d'estudi de manera eficient i automatitzada.

Les anàlisis realitzades en la present tesi es van realitzar per a la conca del Xúquer amb un bon acompliment per a les condicions de la conca.

Abstract

Management of the water resources is important for understanding long-term droughts. Currently, there are problems due to the availability and management of water resources. Furthermore, climate change negatively affecting climate variables and the availability of water resources. Making decisions based on reliable and accurate information involves hard work and it is necessary to have different tools to achieve the management of water resources.

The modeling of the climatic variables is a fundamental part to determine the availability of the water resource. The most important are precipitation and temperature or precipitation and evapotranspiration. Stochastic models are in a process of evolution that allows the incorporation of more details by reducing the scale of analysis.

In this research, the modeling of climatic variables has been approached in daily detail. A methodology has been proposed for the generation of synthetic series of precipitation and temperature by means of multivariate continuous stochastic modeling on a daily scale. This methodology also incorporates the bias correction for precipitation and temperature of the climate change scenarios with daily detail.

The results of this thesis indicate that multivariate stochastic models can represent the spatial and temporal conditions of the different climatic variables (precipitation and temperature). In addition, a methodology is proposed for the determination of evapotranspiration based on the available climatic data. On the other hand, multivariate stochastic models allow bias correction with more realistic daily, monthly and annual results than other bias correction methods. These climate models are a tool to forecast future events or scenarios that allow better decisions to be made in advance. These models were programmed in the MatLab software with the aim of applying them to different study areas in an efficient and automatically.

The work in this thesis was carried out for the Júcar basin with a good performance for the conditions of the basin.

Índice General

1 INTRODUCCIÓN	1
1.1 El clima	2
1.2 Propiedades estadísticas de las variables climáticas	4
1.3 Organización del documento	5
2 ESTADO DEL ARTE	7
2.1 Los recursos hídricos en el análisis de la gestión de cuencas. 7	
2.1.1 El análisis de sistemas en la gestión integrada de recursos hídricos	9
2.1.2 Dificultades en la obtención de datos de recursos hídricos para el análisis de la gestión de cuencas.....	10
2.1.3 Modelización de la lluvia-escorrentía	11
2.2 Variables climáticas	13
2.2.1 Precipitación.....	13
2.2.2 Evapotranspiración	15
2.2.3 Temperatura y otras variables climáticas	17
2.3 Simulación estocástica de variables climáticas	19
2.3.1 Generadores estocásticos	19
2.3.2 Simulación estocástica de variables climáticas	20
2.3.3 Corrección de baja frecuencia.....	22
2.3.4 Determinación de la evapotranspiración.....	23
2.4 Cambio Climático	24
2.4.1 Generalidades	24
2.4.2 Modelos climáticos	30
2.4.3 Corrección del sesgo y generadores estocásticos en bajada de escala.....	33
3 METODOLOGIA	35

3.1	Análisis de variables climáticas a escala diaria.....	37
3.1.1	Propiedades estadísticas.....	39
3.1.1.1.	Ocurrencia de precipitación (seco-húmedo)	39
3.1.1.2.	Función de distribución.....	43
3.1.1.3.	Estandarización	44
3.1.1.4.	Análisis de la dependencia temporal.....	45
3.1.1.5.	Calibración del modelo estocástico para cantidad	46
3.1.1.6.	Reducción de parámetros mediante series de Fourier. ..	47
3.1.2	Análisis de la dependencia espacial.	50
3.1.2.1.	Modelación de la ocurrencia multivariada de precipitación	50
3.1.2.2.	Modelación multivariada de la cantidad.	53
3.1.3.	Corrección de series de baja frecuencia multivariado	55
3.1.4.	Generación de series sintéticas multivariadas.....	56
3.2	Análisis conjunto de variables climáticas	59
3.3	Confiabilidad de la modelación estocástica	61
3.3.1	De la ocurrencia de precipitación.....	61
3.3.2	Del modelo de dependencia temporal y espacial	61
3.3.3	Confiabilidad de los parámetros estimados.....	62
3.3.4	Ejemplo del desempeño de los modelos estocásticos.....	63
3.4	Modelación hidrológica y de la gestión del recurso hídrico	64
3.4.1	Modelación hidrológica.....	64
3.4.2	Modelo de Gestión del recurso hídrico.....	65
3.5	Aplicación en el análisis de escenarios de cambio climático..	66
3.5.1	Análisis de los estadísticos de los escenarios de cambio climático de referencia e históricos.....	67
3.5.2	Corrección del sesgo para escenarios climáticos	71
3.5.3	Modelación hidrológica y análisis de gestión futura.....	74
3.6	Resumen.....	75

3.6.1 La modelación de la ocurrencia de precipitación multivariada .	76
3.6.2. Modelación de la cantidad de, Precipitación y Evapotranspiración	76
4 CASO DE ESTUDIO: LA CUENCA DEL JUCAR	78
4.1 Descripción de la zona de Estudio	79
4.1.1 Caracterización General	79
4.1.2 Estudios previos	81
4.1.3 Obtención de datos para el análisis	83
4.2 Estimación de la evapotranspiración.....	84
4.3 Análisis Estocástico Multivariado	88
4.3.1 Obtención de la ocurrencia de precipitación multivariada.....	88
4.3.2 Parámetros de Fourier para las probabilidades de ocurrencia..	90
4.3.3 Generación de series de ocurrencia de precipitación.....	93
4.4 Análisis estocástico de la cantidad de precipitación.	97
4.4.1 Función de distribución.....	97
4.4.2 Parámetros de Fourier para la media y desviación estándar.....	98
4.4.3 Ajuste del modelo estocástico y análisis de la serie residual... ..	102
4.4.4. Generación de series sintéticas multivariadas de precipitación	105
4.5 Análisis estocástico multivariado de temperaturas máximas y rangos temperatura	109
4.5.1 Función de distribución de temperaturas.....	110
4.5.2 Parámetros de Fourier para las medias y desviaciones estándar de temperaturas máximas y rango de temperaturas	111
4.5.3 Modelación estocástica multivariado para temperaturas máximas y rango de temperaturas.	117
4.5.4 Análisis de la serie residual de temperaturas máximas y rango de temperaturas.....	119
4.5.5 Generación de series sintéticas de temperaturas máximas	122

4.5.6 Generación de series sintéticas de rango de temperaturas	125
4.6 Cálculo de la evapotranspiración en base al modelo estocástico multivariado	126
4.7 Generación de las aportaciones hidrológicas	129
4.7.1 Calibración del modelo de simulación hidrológica	130
4.7.2 Obtención de la esorrentía incluyendo los resultados de los modelos estocásticos.	133
4.8 Determinación de aportaciones incluyendo el cambio climático	136
4.8.1 Corrección del sesgo de escenarios de cambio climático	136
4.8.2 Determinación de la esorrentía para los escenarios de cambio climático	145
4.8.3 Modelación de la gestión futura.	146
4.9 Conclusiones.....	147
5 CONCLUSIONES Y LINEAS DE INVESTIGACIÓN FUTURAS	149
5.1. Conclusiones.....	149
5.1.1 Conclusiones de la metodología	150
5.1.2 Del caso de estudio	151
5.2. Principales aportaciones de la tesis.....	152
5.3. Publicaciones	154
5.4. Líneas de investigación futuras.....	155
SIMBOLOGÍA.....	157
BIBLIOGRAFÍA	159
A ESTIMACIÓN DE LA EVAPOTRANSPIRACIÓN	183
A.1 Método PMFAO56	183
A.2 Métodos comparativos para determinar la evapotranspiración	186
B PROPIEDADES DE LAS SERIES CLIMÁTICAS	183

B.1 Propiedades estadísticas.....	183
B.2 Pruebas de bondad de ajuste	185
B.2 Pruebas de normalidad de una serie	187
B.3 Confiabilidad de los parámetros estimados	187
B.4 Evaluación del desempeño de un modelo	189
C VARIABLES CLIMÁTICAS	193
C.1 Variables climáticas Spain02 v5	193
C.1.1 Precipitación.....	195
C.1.2 Temperatura máxima.....	196
C.1.3 Temperatura mínima	197
C.2 Variables Climáticas SIAR	198
C.2.1 Temperatura máxima.....	199
C.2.2 Temperatura mínima	200
C.2.3 Humedad Relativa máxima	201
C.2.4 Humedad relativa mínima.....	201
C.2.5 Velocidad del viento.....	202
C.2.6 Radiación solar	203
C.3 Aportación hidrológica	203
C.4 Información de escenarios de cambio climático	208
D ESCORRENTÍA	211

Índice de Figuras

Figura 2.1. Disponibilidad del agua per cápita año en el mundo. Fuente: ONU, 2016.....	8
Figura 2.2. Tendencia de las precipitaciones anuales. Fuente: Caloiero et al. 2018.....	14
Figura 2.3. Cambios negativos (gris) y positivos (negro) en las precipitaciones en España expresados en % del área. Fuente: Ríó et al. 2011.....	15
Figura 2.4. Evapotranspiración en Europa 1960-2010 (izquierda) incremento en porcentaje 2005-2015 (derecha). Fuente: Teuling et al. 2019.....	16
Figura 2.5. Incremento en la evapotranspiración en España 1961-2011. Fuente: Vicente-Serrano et al. 2014.	17
Figura 2.6. Tendencias en las temperaturas en Europa en invierno (izquierda) y en primavera (derecha). Fuente: Krauskopf and Huth 2020.	18
Figura 2.7. Incremento en la temperatura media anual en España en °C por década. Fuente: Bilbao et al. 2019.	19
Figura 2.8. Anomalía en la temperatura de la superficie terrestre (negro), océanos (azul) y combinación de ambos (naranja) con respecto al periodo 1986-2005. Fuente: IPCC 2014	25
Figura 2.9. Concentraciones de CO ₂ , N ₂ O y CH ₄ en los últimos 10 000 años inferidos de núcleos de hielo y datos medidos. Fuente: IPCC 2007	25
Figura 2.10. Emisiones de los gases de efecto invernadero en partes por millón (ppm) y pentagramo de carbono (PgC/año) Fuente; Stocker et al. (2013).	28
Figura 2.11. Incremento en la temperatura (°C) para el escenario a) RCP 2.6 1986-2005 a 2081-2100 y b) RCP 8.5 1986-2005 a 2081-2100. Fuente; IPCC 2014.	29
Figura 2.12. Cambios en las precipitaciones (%) para el escenario a) RCP 2.6 1986-2005 a 2081-2100 y b) RCP 8.5 1986-2005 a 2081-2100. Fuente; IPCC 2014.	30
Figura 3.1. Esquema general de la metodología. Fuente: Elaboración propia.....	36
Figura 3.2. Esquema metodológico para la generación de series. Fuente: Elaboración propia.....	38

Figura 3.3. Metodología para la determinación de la ocurrencia de precipitación. Fuente: Elaboración propia.....	41
Figura 3.4. Ejemplo de escalas de análisis p_{01} . Fuente: Elaboración propia.	43
Figura 3.5. Proceso de normalización de las series climáticas. Fuente: Elaboración propia.	44
Figura 3.6. Proceso de normalización de las series climáticas. Fuente: Elaboración propia.	47
Figura 3.7. Proceso de reducción de parámetros de Fourier 4 y 12 parámetros. Fuente: Elaboración propia.	49
Figura 3.8. Metodología para la determinación de la ocurrencia de precipitación multivariada. Fuente: Elaboración propia	50
Figura 3.9. Metodología para la determinación de la ocurrencia de precipitación multivariada. Fuente: Elaboración propia	52
Figura 3.10. Metodología para la calibración de cantidad multivariada. Fuente: Elaboración propia	53
Figura 3.11. Proceso de generación de series sintéticas multivariadas.	58
Figura 3.12. Dependencia diaria de las diferentes variables climáticas. VC (Variables Climáticas). Fuente: Elaboración propia.	60
Figura 3.13. Evapotranspiración media diaria con dependencia de la ocurrencia de precipitación. Fuente: Elaboración propia.	60
Figura 3.14. p_{01} de escenario de referencia (arriba) e históricos (abajo). Fuente: Elaboración propia.	68
Figura 3.15. p_{11} de escenario de referencia (arriba) e históricos (abajo).Fuente: Elaboración propia.	69
Figura 3.16. Parámetros necesarios para la evaluación de los escenarios de cambio climático para diferentes variables climáticas. Fuente: Elaboración propia.	71
Figura 3.17. Metodología para el ajuste de series de cambio climático multivariado	73

Figura 4.1. Ubicación de la Confederación Hidrográfica del Júcar. Fuente: Elaboración propia con datos de la CHJ.	79
Figura 4.2 Ubicación de la cuenca del Júcar en la CHJ. Fuente: Elaboración propia con datos de la CHJ.	80
Figura 4.3 División de la cuenca del Júcar. Fuente: Elaboración propia con datos de la CHJ.	81
Figura 4.4. Evapotranspiración de la subcuenca Alarcon PMFAO56 (mm/día) vs Evapotranspiración: (1) PMFAO56; (2) PMFAO56 (Rs estimada); (3) Priestley-Taylor; (4) Hargreaves; (5) Hargreaves 1; (6)	

Hargreaves 2; (7) Baier-Robertson; (8) Caprio; (9) Imark 1; (10) Imark 2; (11) Imark 3; (12) Makkink.....	87
Figura 4.5. Diagrama de probabilidad de transición p_{01} para las subcuencas: 1 Alarcon, 2 Contreras, 3 Molinar, 4 Tous y 5 Huerto Mulet. Fuente: Elaboración propia.	89
Figura 4.6. Diagrama de probabilidad de transición p_{11} para las subcuencas: 1 Alarcon, 2 Contreras, 3 Molinar, 4 Tous y 5 Huerto Mulet. Fuente: Elaboración propia.	89
Figura 4.7. p_{01} para las cinco subcuencas y límites de confianza (gris) de p_{01} con 4 parámetros. Fuente: Elaboración propia.	91
Figura 4.8. p_{11} (para las cinco subcuencas y límites de confianza (gris) de p_{01} con 4 parámetros. Fuente: Elaboración propia.	91
Figura 4.9. Varianza explicativa (ve) de p_{01} (104 armónicos) para las cinco zonas en estudio. Fuente Elaboración propia.	92
Figura 4.10. Varianza explicativa (ve) de p_{11} (104 armónicos) para las cinco zonas en estudio. Fuente Elaboración propia.	92
Figura 4.11 Número de días con lluvia obtenido para cada uno de los 365 días del año en los 66 años del periodo de simulación y observados para las 5 subcuencas en estudio (104 armónicos). Fuente: Elaboración propia.	95
Figura 4.12. Número de días con lluvia al mes para los 12 meses en los 66 años de periodo de simulación y observados para las 5 subcuencas en estudio (104 armónicos). Fuente: Elaboración propia.	95
Figura 4.13 Número de días con lluvia obtenido para cada uno de los 365 días del año en los 66 años del periodo de simulación y observados para las 5 subcuencas en estudio (4 armónicos). Fuente: Elaboración propia.	96
Figura 4.14. Número de días con lluvia al mes para los 12 meses en los 66 años de periodo de simulación y observados para las 5 subcuencas en estudio (4 armónicos). Fuente: Elaboración propia.	96
Figura 4.15. Límites de confianza de Anderson (95%) y la serie normalizada mediante la función Normal (izquierda) y Logarítmica (derecha) para las cinco zonas en estudio. Fuente: Elaboración propia.	97
Figura 4.16. Límites de confianza de Anderson (95%) y la serie normalizada mediante la función Doble Logarítmica (izquierda) Gamma (derecha) para las cinco zonas en estudio. Fuente: Elaboración propia.	98
Figura 4.17. Límites de confianza de Anderson (95%) y la serie normalizada mediante la función Log-Gamma para las cinco zonas en estudio. Fuente: Elaboración propia.	98
Figura 4.18. Media normalizada M1 para la función Log-Gamma (puntos rojos), límites de confianza de Anderson del 95% (gris) y serie de Fourier (azul); para las cinco zonas en estudio. Fuente: Elaboración propia.	99

Figura 4.19. Desviación normalizada M1 para la función Log-Gamma (puntos rojos), límites de confianza de Anderson del 95% (gris) y serie de Fourier (azul); para las cinco zonas en estudio. Fuente: Elaboración propia.....	99
Figura 4.20. Varianza explicativa (<i>ve</i>) para la media (μ) para las cinco zonas en estudio. Fuente Elaboración propia.....	100
Figura 4.21. Varianza explicativa (<i>ve</i>) para la desviación estándar (<i>s</i>) para las cinco zonas en estudio. Fuente Elaboración propia.....	100
Figura 4.22. Media normalizada M2 para la función Log-Gamma, límites de confianza de Anderson del 95% (gris) y serie de Fourier para las 5 subcuencas. Fuente: Elaboración propia.....	101
Figura 4.23 Desviación normalizada M2 para la función Log-Gamma, límites de confianza de Anderson del 95% (gris) y serie de Fourier para las 5 subcuencas. Fuente: Elaboración propia.....	101
Figura 4.24 Autocorrelación residual para los primeros 10 días de retraso para las 5 subcuencas en estudio. Fuente: Elaboración propia.	104
Figura 4.25 Distribución normal estándar (azul) e histograma de las series residuales en conjunto de precipitaciones. Fuente: Elaboración propia.	104
Figura 4.26 Cantidad de lluvia obtenido para cada uno de los 365 días del año en los 66 años del periodo de simulación y observados para las 5 subcuencas en estudio. Fuente: Elaboración propia.	106
Figura 4.27 Desviación estándar de la cantidad de lluvia obtenido para cada uno de los 365 días del año en los 66 años del periodo de simulación y observados para las 5 subcuencas en estudio. Fuente: Elaboración propia.....	106
Figura 4.28 Sesgo de la cantidad de lluvia obtenido para cada uno de los 365 días del año en los 66 años del periodo de simulación y observados para las 5 subcuencas en estudio. Fuente: Elaboración propia.	107
Figura 4.29 Precipitación media anual sin ajuste de baja frecuencia simulado (sim) para las 1000 series de 66 años y observado (obs). 1 Alarcón, 2 Contreras, 3 Molinar, 4 Tous y 5 Huerto Mulet. Fuente: Elaboración propia.	108
Figura 4.30 Precipitación media anual sin ajuste de baja frecuencia simulado (sim) para las 1000 series de 66 años y observado (obs). 1 Alarcón, 2 Contreras, 3 Molinar, 4 Tous y 5 Huerto Mulet. Fuente: Elaboración propia.	108
Figura 4.31. Sesgos observados diarios de temperaturas máximas para las 5 subcuencas en estudio. Fuente: Elaboración propia.	110
Figura 4.32. Sesgos observados diarios de rango de temperatura para las 5 subcuencas en estudio. Fuente: Elaboración propia.	111

Figura 4.33. Media de temperatura máxima (año medio) en días lluviosos ($X_t = 1$) para las 5 subcuencas en estudio. Fuente: Elaboración propia.	112
Figura 4.34. Media de temperatura máxima (año medio) en días sin lluvia ($X_t = 0$) para las 5 subcuencas en estudio. Fuente: Elaboración propia.	112
Figura 4.35. Desviación estándar de temperatura máxima (año medio) en días con lluvia ($X_t = 1$) para las 5 subcuencas en estudio. Fuente: Elaboración propia.	113
Figura 4.36. Desviación estándar de temperatura máxima (año medio) en días sin lluvia ($X_t = 0$) para las 5 subcuencas en estudio. Fuente: Elaboración propia.	113
Figura 4.37. Media del rango de temperatura (año medio) en días lluviosos ($X_t = 1$) para las 5 subcuencas en estudio. Fuente: Elaboración propia.	115
Figura 4.38. Media del rango de temperatura (año medio) en días sin lluvia ($X_t = 0$) para las 5 subcuencas en estudio. Fuente: Elaboración propia.	115
Figura 4.39. Desviación estándar de rango de temperatura (año medio) en días lluviosos ($X_t = 1$) para las 5 subcuencas en estudio. Fuente: Elaboración propia.	116
Figura 4.40. Desviación estándar de rango de temperatura (año medio) en días sin lluvia ($X_t = 0$) para las 5 subcuencas en estudio. Fuente: Elaboración propia.	116
Figura 4.41. Autocorrelación de temperaturas máximas para los primeros 10 días de las series históricas (gris) y de la serie estandarizada (negro). Fuente: Elaboración propia.	118
Figura 4.42. Autocorrelación de rango de temperaturas para los primeros 10 días de las series históricas (gris) y de la serie estandarizada (negro). Fuente: Elaboración propia.	119
Figura 4.43. Correlación temporal de la serie residual temperaturas máximas multivariadas para las 5 subcuencas en estudio. Fuente: Elaboración propia.	120
Figura 4.44. Distribución normal estándar (azul) e histograma de la serie residual de temperaturas máximas multivariadas para las 5 subcuencas en estudio. Fuente: Elaboración propia.	121
Figura 4.45. Correlación temporal de la serie residual de rango de temperaturas multivariadas para las 5 subcuencas en estudio. Fuente: Elaboración propia.	121
Figura 4.46. Distribución normal estándar (azul) e histograma de la serie residual del rango de temperaturas para las 5 subcuencas en estudio. Fuente: Elaboración propia.	122

Figura 4.47. Cantidad de temperatura (máxima) obtenida para cada uno de los 365 días del año en los 66 años del periodo de simulación y observados para las 5 subcuencas en estudio. Fuente: Elaboración propia.....	123
Figura 4.48. Desviación de la cantidad de temperatura (máxima) obtenida para cada uno de los 365 días del año en los 66 años del periodo de simulación y observados para las 5 subcuencas en estudio. Fuente: Elaboración propia.	124
Figura 4.49. Sesgo de la cantidad de temperatura (máxima) obtenida para cada uno de los 365 días del año en los 66 años del periodo de simulación y observados para las 5 subcuencas en estudio. Fuente: Elaboración propia.....	124
Figura 4.50. Temperatura anual con ajuste de baja frecuencia simulado (sim) para las 1000 series de 66 años y observado (obs). 1 Alarcon, 2 Contreras, 3 Molinar, 4 Tous y 5 Huerto Mulet. Fuente: Elaboración propia.	125
Figura 4.51. Evapotranspiración calculada modelo estocástico para las 5 subcuencas en estudio para las 1000 series generadas, año medio en negro. 1 Alarcon, 2 Contreras, 3 Molinar, 4 Tous y 5 Huerto Mulet. Fuente: Elaboración propia.	127
Figura 4.52. Evapotranspiración histórica para las 5 subcuencas en estudio,, año medio en negro. 1 Alarcon, 2 Contreras, 3 Molinar, 4 Tous y 5 Huerto Mulet. Fuente: Elaboración propia.	127
Figura 4.53 Evapotranspiración anual simulado (sim) para las 1000 series de 66 años y observado (obs). 1 Alarcon, 2 Contreras, 3 Molinar, 4 Tous y 5 Huerto Mulet. Fuente: Elaboración propia.	129
Figura 4.54. Aportaciones observadas (azul) y calibradas (rojo) para la subcuenca Alarcón. Fuente: Elaboración Propia.....	131
Figura 4.55. Aportaciones observadas (azul) y calibradas (rojo) para la cuenca del Júcar. Fuente: (Hernández-Bedolla et al. 2019).....	132
Figura 4.56. Año medio para las aportaciones observadas (azul) y calibradas (rojo) y validadas de los modelos estocásticos (verde) para la cuenca del Jucar. Fuente: Elaboración Propia.	134
Figura 4.57. Series de Fourier de p_{01} para la serie observada (azul) y serie de cambio climático de referencia (beige) con 4 parámetros para la subcuenca Alarcón (datos históricos en verde). Fuente: Elaboración propia.....	138
Figura 4.58. Series de Fourier de p_{11} para la serie observada (azul) y serie de cambio climático de referencia (beige) con 4 parámetros para la subcuenca Alarcón (datos históricos en verde). Fuente: Elaboración propia.....	138

Figura 4.59. Series de Fourier de la media para la serie observada (azul) y serie de cambio climático de referencia (beige) con 4 parámetros para la subcuenca Alarcón (datos históricos en rojo). Fuente: Elaboración propia.	140
Figura 4.60. Series de Fourier de la desviación estándar para la serie observada (azul) y serie de cambio climático de referencia (beige) con 4 parámetros para la subcuenca Alarcón (datos históricos en rojo). Fuente: Elaboración propia.....	140
Figura 4.61. Número de días con lluvia obtenido para cada uno de los 365 días del año en los 30 años de datos observados así como datos del escenario de referencia para las subcuenca Alarcón. Fuente: Elaboración propia.....	141
Figura 4.62. Cantidad de lluvia para cada uno de los 365 días del año en los 30 años de datos observados así como datos del escenario de referencia para las subcuenca Alarcón. Fuente: Elaboración propia. ..	141
Figura 4.63. Ajuste de Fourier p_{01} de la serie observada y escenarios de cambio climático corregidos en periodos 2010-2040, 2040-2070 y 2070-2100 para subcuenca de Alarcón. Fuente: Elaboración propia.	142
Figura 4.64. Ajuste de Fourier p_{11} de la serie observada y escenarios de cambio climático corregidos en periodos 2010-2040, 2040-2070 y 2070-2100 para subcuenca de Alarcón. Fuente: Elaboración propia.	143
Figura 4.65. Ajuste de Fourier media de la serie observada y escenarios de cambio climático en periodos 2010-2040, 2040-2070 y 2070-2100 para subcuenca de Alarcón. Fuente: Elaboración propia.	144
Figura 4.66. Ajuste de Fourier desviación estándar de la serie observada y escenarios de cambio climático en periodos 2010-2040, 2040-2070 y 2070-2100 para subcuenca de Alarcón. Fuente: Elaboración propia. ..	144
Figura 4.67. Precipitación media mensual para el año medio de la serie observada y simulados del escenario ACCESS1-0 en periodos 2010-2040, 2040-2070 y 2070-2100 para subcuenca de Alarcón. Fuente: Elaboración propia.....	145
Figura 4.68. Año medio en la subcuenca Alarcon para el periodo de referencia 1970-1999 y los escenarios de cambio climático RCP 8.5 en los periodos 2010-2039, 2040-2069 y 2070-2099. Fuente: Elaboración propia.	146
Figura C.1. Malla de variables climáticas de Spain02 v5. Fuente Elaboración propia con datos de Spain02 v5. Fuente Elaboración Propia.	194
Figura C.2. Malla de variables climáticas analizadas de Spain02 v5. Fuente Elaboración propia con datos de Spain02 v5.	194

Figura C.3. Ocurrencias promedio diarias de precipitación para los años 1950-2015 1) Alarcón; 2) Contreras; 3) Molinar; 4) Tous y 5) Huerto Mulet. Fuente: Elaboración Propia.	195
Figura C.4. Precipitación promedio diaria para el periodo 1950-2015 1) Alarcón; 2) Contreras; 3) Molinar; 4) Tous y 5) Huerto Mulet. Fuente: Elaboración Propia.	196
Figura C.5. Temperatura máxima promedio diaria (T máx) en °C para el periodo 1950-2015. 1) Alarcón; 2) Contreras; 3) Molinar; 4) Tous y 5) Huerto Mulet. Fuente: Elaboración Propia.	197
Figura C.6. Temperatura mínima promedio diaria (T min) en °C para el periodo 1950-2015. 1) Alarcón; 2) Contreras; 3) Molinar; 4) Tous y 5) Huerto Mulet. Fuente: Elaboración Propia.	198
Figura C.7. Estaciones Meteorológicas de la base de datos SIAR. Fuente: Elaboración propia.	199
Figura C.8. Temperatura máxima promedio diaria (T máx) en °C para el periodo 2000-2018. 1) Alarcón; 2) Contreras; 3) Molinar; 4) Tous y 5) Huerto Mulet. Fuente: Elaboración Propia.	200
Figura C.9. Temperatura mínima promedio diaria (T min) en °C para el periodo 2000-2018. 1) Alarcón; 2) Contreras; 3) Molinar; 4) Tous y 5) Huerto Mulet. Fuente: Elaboración Propia.	200
Figura C.10. Humedad relativa máxima promedio diaria (HR máx) en % para el periodo 2000-2018. 1) Alarcón; 2) Contreras; 3) Molinar; 4) Tous y 5) Huerto Mulet. Fuente: Elaboración Propia.	201
Figura C.11. Humedad relativa mínima promedio diaria (HR min) en % para el periodo 2000-2018. 1) Alarcón; 2) Contreras; 3) Molinar; 4) Tous y 5) Huerto Mulet. Fuente: Elaboración Propia.	202
Figura C.12. Velocidades del viento promedio diario (u), en m/s para el periodo 2000-2018. 1) Alarcón; 2) Contreras; 3) Molinar; 4) Tous y 5) Huerto Mulet. Fuente: Elaboración Propia.	203
Figura C.13. Radiación solar promedio diario (R), en MJ/m ² /d para el periodo 2000-2018. 1) Alarcón; 2) Contreras; 3) Molinar; 4) Tous y 5) Huerto Mulet. Fuente: Elaboración Propia.	203
Figura C.14. Aportación media anual (hm ³) para el periodo 1940-2012. 1) Alarcón; 2) Contreras; 3) Molinar; 4) Tous y 5) Huerto Mulet. Fuente: Elaboración Propia.	204
Figura C.15. Aportación media mensual (hm ³) para el periodo 1940-2012 para la subcuenca Alarcón. Fuente: Elaboración Propia.	205
Figura C.16. Aportación media mensual (hm ³) para el periodo 1940-2012 para la subcuenca Contreras. Fuente: Elaboración Propia.	205
Figura C.17. Aportación media mensual (hm ³) para el periodo 1940-2012 para la subcuenca Molinar. Fuente: Elaboración Propia.	206

Figura C.18. Aportación media mensual (hm^3) para el periodo 1940-2012 para la subcuenca Tous. Fuente: Elaboración Propia.	206
Figura C.19. Aportación media mensual (hm^3) para el periodo 1940-2012 para la subcuenca Huerto Mulet. Fuente: Elaboración Propia.....	207
Figura C.20. Disminución relativa de la precipitación para un futuro cercano (izquierda), medio (centro) y lejano (derecha). Escenario RCP 4.5. Fuente: (Rodríguez et al. 2018).....	210
Figura C.21. Incremento en la temperatura para un futuro cercano (izquierda), medio (centro) y lejano (derecha). Escenario RCP 4.5. Fuente: (Rodríguez et al. 2018).....	210
Figura D.1. Año medio para las aportaciones calibradas (azul), validadas (rojo) y rango de los modelos estocásticos (amarillo) para la cuenca Alarcón. Fuente: Elaboración Propia.....	211
Figura D.2. Año medio para las aportaciones calibradas (azul), validadas (rojo) y rango de los modelos estocásticos (amarillo) para la cuenca Contreras. Fuente: Elaboración Propia.	212
Figura D.3. Año medio para las aportaciones calibradas (azul), validadas (rojo) y rango de los modelos estocásticos (amarillo) para la cuenca Molinar. Fuente: Elaboración Propia.	212
Figura D.4. Año medio para las aportaciones calibradas (azul), validadas (rojo) y rango de los modelos estocásticos (amarillo) para la cuenca Tous. Fuente: Elaboración Propia.	213
Figura D.5. Año medio para las aportaciones calibradas (azul), validadas (rojo) y rango de los modelos estocásticos (amarillo) para la cuenca Huerto Mulet. Fuente: Elaboración Propia.	213
Figura D.6. Año medio para las aportaciones diarias simuladas y rango de los modelos estocásticos para la cuenca Alarcón. Fuente: Elaboración Propia.	214
Figura D.7. Año medio para las aportaciones diarias simuladas y rango de los modelos estocásticos para la cuenca Contreras. Fuente: Elaboración Propia.	214
Figura D.8. Año medio para las aportaciones diarias simuladas y rango de los modelos estocásticos para la cuenca Molinar. Fuente: Elaboración Propia.	215
Figura D.9. Año medio para las aportaciones diarias simuladas y rango de los modelos estocásticos para la cuenca Tous. Fuente: Elaboración Propia.	215
Figura D.10. Año medio para las aportaciones diarias simuladas y rango de los modelos estocásticos para la cuenca Huerto Mulet. Fuente: Elaboración Propia.	216

Índice de Tablas

Tabla 2.1. Principales características de los escenarios RCP. (<i>van Vuuren et al. 2011</i>).....	28
Tabla 2.2. Modelos climáticos globales disponibles para la cuenca del Júcar. Fuente: elaboración propia con datos de Rodríguez et al. (2018).	31
Tabla 4.1. Análisis de normalidad para la precipitación media para los modelos M1. Fuente: Elaboración propia.....	103
Tabla 4.2. Análisis de normalidad para la temperatura máxima y rango de temperatura. . Fuente: Elaboración propia.....	120
Tabla 4.3. Parámetros calibrados del modelo HBV para la cuenca del Júcar en el periodo 1980-2009.....	133
Tabla 4.4. Año medio para la cuenca del Júcar para los datos históricos (obs), calibrados por el modelo HBV en EVALHID y los resultados utilizando el modelo estocástico multivariado AR-EVALHID. Fuente: Elaboración propia.....	135
Tabla C.1 Estaciones climáticas dentro de la cuenca del Júcar para los años 2000-2018. Fuente: Elaboración propia.	198
Tabla C.2. Modelos climáticos globales. Fuente: elaboración propia con datos de Rodríguez et al. (2018).	208
Tabla C.3. Escenarios de cambio climático regionales análogos: Fuente Elaboración propia con datos de Rodríguez et al. (2018).	209

CAPÍTULO 1 INTRODUCCIÓN

Esta tesis se titula “ANÁLISIS ESTOCÁSTICO de datos CLIMÁTICOS como predictor PARA LA GESTIÓN anticipada de sequías en RECURSOS HÍDRICOS” y trata de contribuir a establecer un procedimiento adecuado para hacer posible el análisis de la gestión de cuencas en escala diaria, ya que esto siempre se ha hecho en escala mensual.

La principal dificultad para esto radica en la obtención de datos de recursos en escala diaria y en régimen natural. Por diversos motivos: los datos medidos en ríos están alterados por los usos del agua; los datos medidos tienen un apreciable error (tanto ruido estadístico como sesgo) que en escala diaria puede ser muy significativo. La alternativa a la obtención directa de datos es el uso de modelos hidrológicos, pero, simular y calibrar estos en escala diaria y para grandes cuencas requiere un tiempo y una capacidad de cálculos elevados, así como una gran capacidad de síntesis para resumir y extraer conclusiones del proceso de un importante volumen de datos.

Otra dificultad a destacar es que la planificación hidrológica o la gestión requieren hacer análisis hacia el futuro, lo cual entraña una complicación adicional, ya que se requiere especular o adivinar multitud de factores futuros.

En la actualidad se ha extendido el uso de la información sobre proyecciones climáticas a futuro generadas por modelos que cada vez más se están teniendo en cuenta en decisiones relevantes para el futuro de un país y del mundo.

Bajo las consideraciones anteriores se plantea una investigación dirigida a renovar los esquemas de trabajo en la planificación hidrológica proporcionando los medios para obtener proyecciones futuras de datos de recursos y demandas basados en los mencionados modelos climáticos.

El alcance de la investigación realizada se limita al desarrollo de una metodología y las herramientas correspondientes que permita un adecuado análisis en escala diaria de la información climática para formular los mejores modelos estocásticos necesarios para la generación de series climáticas que permitan el uso de modelos hidrológicos para obtener series de recursos. Y, aplicando un procedimiento similar a las

series de datos obtenidas de los modelos de cambio climático, diseñar modelos estocásticos para la generación de series en escenarios futuros. Para alcanzar dichos objetivos se ha realizado investigaciones en los siguientes aspectos.

1.1 El clima

La precipitación y temperatura son variables climáticas importantes de las cuales depende la escorrentía, esta a su vez es necesaria para obtener una disponibilidad de agua para los diferentes usos los cuales se les puede asignar una cierta cantidad del recurso.

La precipitación es una de las variables más importantes dentro de las series hidrológicas, por lo tanto, es necesario buscar la representación mediante diferentes enfoques. Un enfoque muy utilizado es mediante la modelación estocástica (Sivakumar 2016).

La modelación estocástica debe ser capaz de representar las variaciones temporales de la lluvia, destacando diferentes problemáticas importantes. La primera es la representación de si un día hay lluvia o no. La segunda problemática es la modelación de la cantidad de lluvia una vez que se presentó el fenómeno de ocurrencia. La precipitación diaria tiene la característica de ser sesgada a la derecha (Salas et al. 1980), por lo tanto, se tienen que abordar diferentes distribuciones para normalizar dicha serie. Otra problemática se puede presentar al realizar la acumulación mensual y/o anual. Las series generadas de manera sintética deben ser capaces de representar las condiciones de las series observadas. Una limitante de las series observadas es el limitado número de datos que pueden tener las series principalmente en periodos de sequía y/o meses con menor precipitación.

La temperatura es una de las variables que influyen junto con la precipitación en diferentes estudios como los modelos lluvia-escorrentía. Con el cambio climático adquiere relevancia ya que se esperan climas más cálidos y secos, por lo tanto, mayor temperatura. La evapotranspiración suele ser estimada mediante diferentes métodos en función de las variables climáticas debido a la escasa información por lo tanto es necesario generar series mediante modelación estocástica. El presente estudio se centra en el desarrollo de una metodología que analiza la temperatura diaria y su relación con la ocurrencia de la precipitación. Se desarrollará un modelo estocástico de transferencia para incluir la influencia de la precipitación sobre la temperatura y un modelo estocástico autorregresivo de primer orden para la modelación de la temperatura. Transformaciones no paramétricas son necesarias para normalizar las series de temperatura para días lluviosos y secos en módulos diferentes.

La componente periódica se parametriza mediante las series de Fourier a escala diaria para los días con precipitación y los días secos. La zona de estudio es cuenca del río Júcar. Para la validación del modelo estocástico se generarán series de temperatura y sus estadísticos, los cuales indican que el modelo estocástico es capaz de representar adecuadamente las series de temperatura para días con precipitación y días secos.

La evapotranspiración es una de las variables más importantes para conocer la escorrentía, realizar balances hidrológicos y estudios de cambio climático en condiciones semi-áridas, de aquí la necesidad de analizar diferentes alternativas para determinar la evapotranspiración. Además, los escenarios de cambio climático en ocasiones no proporcionan información de diferentes variables climáticas. En el presente estudio se analizan diferentes alternativas para determinar la evapotranspiración en comparación con el método Penman Monteith modificado por la FAO (PMFAO56). Ante la carencia de información climática es necesario analizar diferentes opciones para determinar la evapotranspiración. En el presente trabajo se analizan métodos basados en temperatura y en radiación, además de una calibración regional de métodos Hargreaves, Hargreaves 1 y Hargreaves 2 que proporcionan los mejores resultados de los métodos analizados.

La escorrentía y el efecto de las diferentes variables climáticas en esta, son importantes dado que al querer realizar análisis en un periodo prolongado de tiempo se requieren series de larga longitud, de las cuales no se tienen registros. Por tanto, en la presente tesis se propone una metodología para obtener series con cualquier longitud de temperatura, precipitación y posteriormente obtener la evapotranspiración, para finalmente obtener la escorrentía y un análisis de recursos hídricos.

El cambio climático es otra variable importante ya que este indica cambios en temperaturas como en precipitaciones y por consecuencia en las evapotranspiraciones y aportaciones que llegan a embalses o sirven para abastecer diferentes demandas. Este cambio en el clima propiciara principalmente un cambio en las aportaciones reduciéndose e incrementándose dependiendo de la zona de estudio. Para el caso de estudio se incrementará la temperatura y cambios en la precipitación ocasionando una disminución en las aportaciones.

La motivación principal de la investigación realizada en esta tesis se centra en lograr una metodología de evaluación de la interacción de las variables climáticas de precipitación y temperatura con su efecto en las evapotranspiraciones y en la escorrentía.

En la presente tesis se discute sobre:

- i. La modelación estocástica de precipitaciones, temperaturas.
- ii. La modelación estocástica multivariada de precipitaciones, y temperaturas.
- iii. La obtención de la evapotranspiración en base a series sintéticas obtenidas de los modelos estocásticos.
- iv. La obtención de las aportaciones mediante resultados de los modelos estocásticos y evapotranspiraciones.
- v. La incidencia del cambio climático en las variables climáticas y como corregir el sesgo de los modelos generales de circulación.
- vi. El efecto del cambio climático en los recursos hídricos

La metodología desarrollada en la presente tesis es aplicada en España específicamente en la cuenca del Júcar. Se utilizan modelos estocásticos multivariados para obtener series extendidas de las diferentes variables climáticas tanto para el periodo histórico de datos observados hasta escenarios de cambio climático. Los diferentes modelos desarrollados son capaces de ajustarse a las series observadas y se evalúa correctamente el efecto del cambio climático sobre los recursos naturales superficiales.

1.2 Propiedades estadísticas de las variables climáticas

El objetivo principal es desarrollar una metodología capaz de modelar las diferentes propiedades estadísticas de las diferentes variables climáticas a escala diaria. Esto mediante un modelo estocástico autorregresivo para extender series de corta longitud a series de cientos o miles de años. Y, posteriormente, analizar un modelo lluvia escorrentía. La metodología diseñada propone una eficiencia computacional y un avance en el análisis de variables climáticas a escala diaria. Para lograr estos objetivos se plantearon diferentes objetivos particulares que se mencionan a continuación.

- i. Hacer un análisis de las metodologías existentes enfocadas en modelización de variables climáticas principalmente en precipitaciones, temperaturas y evapotranspiraciones
- ii. Desarrollar una metodología que permita analizar de manera conjunta las precipitaciones-temperaturas con datos de entrada procedentes de bases de datos de acceso libre y que se encuentren completas.
- iii. Desarrollar un modelo estocástico multivariado para simulación de variables climáticas a escala diaria que permita representar las propiedades estadísticas de la serie histórica.

- iv. Desarrollar un módulo de ajuste de series de cambio climático para la corrección de sesgo a escala diaria que refleje las propiedades estadísticas.
- v. Analizar el efecto del cambio climático en los diferentes estadísticos mediante un modelo lluvia-escorrentía.

1.3 Organización del documento

Este documento se estructura en 5 capítulos y anejos. El Capítulo 1 presenta la introducción de la tesis, el Capítulo 2 presenta un estado del arte de recursos hídricos y la modelización de variables climáticas incluyendo las diferentes metodologías desarrolladas.

En el Capítulo 3 se abordará la metodología a detalle la modelación estocástica diaria de las diferentes variables climáticas. La metodología propuesta incluirá la modelación estocástica multivariada simultánea de precipitación y temperaturas. Además, se presentará una metodología para la corrección del sesgo para los diferentes escenarios de cambio climático en base a los modelos estocásticos propuestos.

En el Capítulo 4 de la tesis se presentan los resultados de la metodología propuesta aplicados a la zona de estudio. Primero se describe la zona en estudio y la información disponible para las diferentes variables climáticas históricas, así como para los escenarios de cambio climático. En base a esta información se presentan los resultados del modelo estocástico multivariado. Una vez presentados estos resultados se analiza la corrección del sesgo de los escenarios de cambio climático para precipitaciones y temperaturas, así como la determinación de las evapotranspiraciones. En los últimos apartados se presenta la escorrentía para el periodo histórico y para los escenarios de cambio climático.

El Capítulo 5 se centra en las aportaciones originales de la presente tesis, conclusiones y las líneas de investigación futuras.

En anejos se presenta la información adicional de los resultados de la presente tesis.

CAPÍTULO 2 ESTADO DEL ARTE

Una revisión bibliográfica se realiza en el presente capítulo, motivada principalmente en la modelización a escala diaria. El objetivo es hacer una reseña de los recursos hídricos enfocándose en tres aspectos. El primero de ellos es dar un contexto general de los recursos hídricos, así como las diferentes dificultades que se presentan en la obtención de la información, por otro lado, se presenta la modelización de la lluvia escorrentía necesaria para la gestión. El aporte principal de la tesis se plantea en el segundo enfoque, que es la generación de series sintéticas de variables climáticas a escala diaria. Entre ellas la precipitación, temperatura y rango de temperaturas, además de la obtención de la evapotranspiración. El tercer enfoque es la incidencia del cambio climático en el ciclo hidrológico, así como la corrección del sesgo de los escenarios de cambio climático.

2.1 Los recursos hídricos en el análisis de la gestión de cuencas

El recurso hídrico parte del ciclo hidrológico el cual representa el movimiento del agua a través de la atmósfera, suelo y océanos (D'Odorico et al. 2019). De acuerdo a Sung (2017), el agua se mueve desde un lugar de almacenamiento a otro mediante los procesos físicos de precipitación, infiltración, escorrentía superficial y subterránea y regresa a la atmósfera mediante evaporación y condensación.

Al presentarse cambios en la distribución del recurso hídrico hay zonas que pueden ser más susceptibles a presentar sequías y escasez de agua, la cual es importante para la supervivencia, desarrollo económico, ambiental y social (Rios-García 2016). El incremento de la población ocasiona una mayor demanda del recurso hídrico y por lo tanto una presión más grande sobre este. De acuerdo a la ONU (2019) el incremento del uso del agua en todo el mundo a partir de la década de los 80's ha aumentado en un 1% a nivel mundial ocasionando escasez de agua en todo el mundo. El recurso total disponible para el planeta presenta una gran variabilidad la cual va de <500 a >5000 m³ per cápita por año la cual se presenta en la Figura 2.1 (ONU 2016). De la disponibilidad total del agua dependen diferentes factores como los recursos renovables consumidos, el acceso a los mismos, la variabilidad estacional y la

creciente demanda lo que ocasiona un estrés hídrico que puede ser local, regional o nacional.

UNICEF et al. (2019) señala que el 30 % de las personas a nivel mundial no tienen acceso al recurso hídrico de manera segura siendo los más vulnerables los países en vías de desarrollo, el estrés hídrico aumentará a mediados del presente siglo afectando a un 40% de la población.

Las principales demandas de agua es la agrícola que representa un 71% de la demanda global, el 19% lo ocupan las industrias y el 10% restante es para uso doméstico y estas se pueden incrementar al doble a mediados de siglo por el aumento en todas las demandas ya sean agrícolas, industriales y de uso doméstico (Onda et al. 2012).

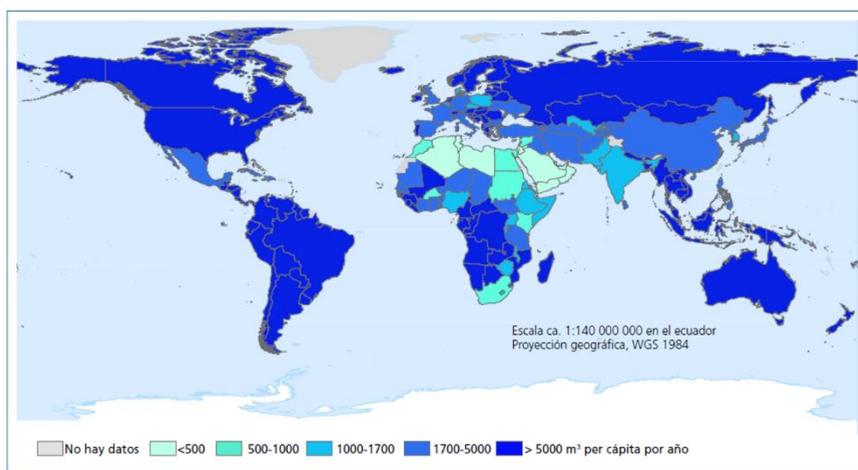


Figura 2.1. Disponibilidad del agua per cápita año en el mundo. Fuente: ONU, 2016

La disponibilidad del agua en Europa se estima sobre 1000 a más de 5000 m³ per cápita por año (ONU 2016) con un acceso al agua del 95% de la población (UNICEF et al. 2019). Dezsi et al. (2018) determinó la disponibilidad del agua para toda Europa estimando una disponibilidad entre los 13 y los 1000 mm en zonas bajas y mayores de 1000 a 3400 en zonas montañosas, dentro de los países con menor disponibilidad son España, Polonia, Alemania, Ucrania, Rumania y Hungría. Garrote et al. (2018) en un análisis más detallado muestra la disponibilidad con resultados similares, pero zonas con menor disponibilidad en Europa del este, Italia y España.

De acuerdo a la agencia ambiental europea (EEA 2018) de los 243,000 hm³ que demanda la unión europea, los usos del agua son agricultura 40.4%, electricidad 27.8%, industrial 20.2% y uso doméstico 11.6% y esta es abastecida por ríos 64.6%, acuíferos 23.6%, presas 10.3% y lagos 1.5%.

Seguí et al. (2019) señala que la situación de escasez de agua, sequías, disminución de la precipitación han incrementado el estrés hídrico, a pesar de tener una buena infraestructura, así como el uso de tecnología, los países con mayor estrés hídrico son Bélgica, España, Italia y Alemania.

Para el caso de España el uso del agua a nivel nacional es predominado por el sector agrícola 67%, seguido del uso industrial y energético con un 19%, uso de agua domestico abarca un 14%, los abastecimientos más importantes es mediante aguas superficiales 80%, subterráneas 19% y producto de desalación 1% (Fernandez Landa et al. 2018).

En España se tiene una gran presión sobre los recursos hídricos debido a que es uno de los países que utiliza más recursos subterráneos, tiene una disponibilidad de recurso hídrica de las menores en toda Europa, por lo tanto, un gran estrés hídrico, el cual se ha combatido en base a la infraestructura eficiente y la reutilización de agua (Seguí et al. 2019).

De acuerdo a Salinas-Sole et al. (2018) se han presentado al menos quince fenómenos de sequía en España desde la década de los 60's hasta 2014, intensificándose a partir de la década de los 80's, afectando más del 25% del territorio nacional simultáneamente.

2.1.1 El análisis de sistemas en la gestión integrada de recursos hídricos

La comprensión de los recursos hídricos se vuelve más compleja debido a toda la interacción con las diferentes formas de abastecimiento. Con el objetivo de cuantificar el abastecimiento del agua a las diferentes demandas es necesaria la gestión integrada de los recursos hídricos (Cheng et al. 2016). A nivel de cuenca y en función de las interacciones que se tengan en el sistema de gestión se vuelve importante el uso de un software especializado para determinar la disponibilidad del agua (Pedro-Monzonis et al. 2015). Loucks and van Beek (2017) señalan la necesidad de la gestión integrada de los recursos hídricos con el objetivo de planeación, evaluación de escenarios actuales y futuros, así como el abastecimiento a las diferentes demandas tanto ambientales como antropogénicas, además de analizar las condiciones extremas ya sean sequías o inundaciones.

Entre el software especializado se encuentra AQUATOOL que es un sistema de soporte a la decisión integrado con el cual se puede analizar la gestión de sistemas de recursos hídricos a escala de cuenca o regionales incluyendo embalses, demandas, suministros de manera óptima (Andreu et al. 1996). Otro sistema de gestión es el RIVASIM ("River BASin SIMulation") el cual permite simular ríos y variaciones tanto climáticas como antropogénicas (Krogt 2008). También se encuentra

Mike-Basin (DHI 1997) el cual fue desarrollado con múltiples propósitos como modelización de escenarios, operación de embalses incluyendo generación de energía hidroeléctrica, demandas, rendimiento de riego entre otros. El software WEAP (Water Evaluation And Planning) permite modelización hidrológica y de la infraestructura la cual permite la asignación de recursos de manera jerárquica en base a los recursos disponibles (Sieber 2006).

2.1.2 Dificultades en la obtención de datos de recursos hídricos para el análisis de la gestión de cuencas.

Para llegar a la gestión de los recursos hídricos es necesario contar con una gran cantidad de información entre la que destaca la escorrentía. La escorrentía es cuantificada en estaciones de aforo, esta presenta alteraciones debido al grado de desarrollo y regulación de la cuenca (Gil Olcina 2006). Las estaciones de aforo se sitúan estratégicamente para conocer las aportaciones en diferentes zonas donde se desea conocer el caudal. Sin embargo, las estaciones de aforo registran el caudal con las alteraciones que se producen en la cuenca.

El análisis de la gestión de cuencas requiere información de caudales a régimen natural, estos se ven afectados de manera antrópica, por ejemplo, a la entrada y salida de un embalse artificial, en derivaciones para satisfacer una demanda (urbana, agrícola, industrial), aportaciones de acuíferos o retornos y de manera en general todas las alteraciones antrópicas modifican el régimen natural en las aportaciones (Sahuquillo et al. 2010).

Para eliminar estas alteraciones es necesario la restitución de estas aportaciones a régimen natural (Romero et al. 2019). Esta restitución pretende obtener el régimen natural descontando el efecto de las acciones antrópicas en la medida que la información disponible lo permita. Dicha información es muy difícil de cuantificar o no se tienen registros históricos suficientes para la restitución detallada. De acuerdo a Hernández et al. (2016) ante la ausencia de información detallada es necesario utilizar información disponible como: aforos, retornos, caudales extraídos y aportados, además, de la alteración de los embalses artificiales.

La información de datos de aportaciones a régimen natural, sirven para poder calibrar modelos lluvia escorrentía, además, proporcionan información estadística de las condiciones actuales, así como para proyecciones a futuro (Kolars et al. 2016).

2.1.3 Modelización de la lluvia-escorrentía

La modelización de la lluvia-escorrentía proporciona información valiosa para obtener recursos a régimen natural. La escorrentía a régimen natural suele utilizarse para el análisis de la disponibilidad del recurso hídrico debido a la sensibilidad ante cambios en variables climáticas (Mukundan et al. 2019) Para calibrar la escorrentía a régimen natural, los métodos lluvia-escorrentía deben ser capaces de reproducir el caudal con flexibilidad y presentar una buena parsimonia (Beven 2012).

De los modelos existentes se pueden clasificar en físicamente basados, empíricos, de caja negra y distribuidos (Trivedi et al. 2018). Uno de los primeros modelos es el Modelo de cuencas de Stanford desarrollado entre 1959 y 1966 el cual utiliza 35 parámetros de los cuales la mayoría son físicamente basados y solamente unos pocos requieren calibración (Crawford and Linsley 1966; Crawford and Burges 2004).

Debido a que en muchos casos no se tiene suficiente información a régimen natural, se han desarrollado diferentes modelos con pocos parámetros entre los cuales se encuentra el modelo HBV (Bergstrom and Singh 1995) el cual es un modelo empírico desarrollado en Suecia y el cual con solo 8 parámetros es capaz de ajustarse a diferentes series alrededor del mundo (Bergström 1976; Lindström 1997; Steele-Dunne et al. 2008; Paredes et al. 2013; Marcos-Garcia and Pulido-Velazquez 2017; Suárez-Almiñana et al. 2017; Hernández Bedolla et al. 2019). Otro modelo agregado es el modelo de Témez (Teméz 1977) es un modelo empírico desarrollado en España, este modelo utiliza solamente cuatro parámetros y es efectivo para cuencas que tienen pocos datos. Otro modelo empírico que también es reconocido es el modelo de Sacramento o SAC-SMA (Burnash et al. 1973), este modelo permite la modelización con mayor detalle, pero, utiliza 16 parámetros por lo que es efectivo cuando se cuenta con bastante información en el caso de estudio. Otro modelo empírico es el SSARRS (USAGE 1991) el cual además de permitir la determinación de la escorrentía incorpora el deshielo o zonas que presentan nieve, este cuenta con pocos parámetros. Otros modelos empíricos similares que han sido utilizados para determinar la escorrentía son AWBM (Boughton 2004) GR4J (Anctil et al. 2003), SI MHYD (Chiew et al. 2002), GR2M (Mouelhi et al. 2006) descritos en (Vaze et al. 2010; Beven 2012; Trivedi et al. 2018). Recientemente se han desarrollado modelos distribuidos para obtener la escorrentía a régimen natural. Estos modelos requieren una mayor información y tienen la ventaja que permiten modelizar de manera simultánea y tridimensional para obtener la escorrentía en diferentes zonas de la zona en estudio (Beven 2012; Trivedi et al. 2018). Algunos de los modelos distribuidos son MIKE SHE que es un modelo conceptual y

distribuido (Abbott et al. 1986), al igual que el modelo THALES (Grayson et al. 1992), otro es el modelo hidrológico superficial y subterráneo GSSHA que es un conceptual y distribuido (Downer et al. 2005). También se han presentado buenos resultados en modelos semi-distribuidos como por ejemplo el Modelo Hidrológico Semi-Distribuido continuo (Masseroni et al. 2017), así como el modelo PATRICAL que permite la determinación de la escorrentía natural a nivel mensual continuo y para análisis a futuro. Recientemente se han utilizado redes neuronales artificiales para determinar la escorrentía (Nayak et al. 2013) y redes neuronales artificiales emocionales (Nourani 2017; Sharghi et al. 2018, 2019).

En la presente tesis para determinar la escorrentía se utilizó el modelo HBV debido a su versatilidad y pocos parámetros de calibración, éste fue incorporado en el software EVALuación del recurso Hídricos(EVALHID) desarrollado por Paredes et al. (2013).

La variabilidad que se tienen en la temperatura, precipitación, evapotranspiración y por consecuencia escorrentía, ocasionan sequias a diferentes niveles. Las sequias se refieren a la falta de agua en los a nivel regional o local y representa una anomalía en las lluvias, ríos, lagos, presas y acuíferos (Tallaksen and Van Lanen 2004). Las sequias son generalmente clasificadas en cuatro categorías, sequias meteorológicas, sequias agrícolas, sequias hidrológicas y sequias socioeconómicas (Mishra and Singh 2010; Sheffield and Wood 2012; Loon et al. 2015). Los cambios en la temperatura, precipitación, evapotranspiración y escorrentía ha sido las variables utilizadas para evaluar sequias (Savo et al. 2016). En este sentido diferentes tipos de sequía se pueden presentar como son sequía meteorológica (menor precipitación y mayor temperatura) e hidrológica (menor escorrentía) debido principalmente a cambios naturales y antropogénicos, entre ellos cambios asociados al cambio climático. La disminución en la cantidad del recurso hídrico afecta directamente a los cultivos ocasionando una sequía agrícola y ocasionando cambios en la distribución de la gestión del recurso hídrico afectando el sector socioeconómico.

2.2 Variables climáticas

En la presente tesis se formulará el análisis de variables climáticas y su incidencia en la escorrentía. Debido a que la evapotranspiración no es medida de manera directa, dependerá de diferentes variables climáticas como la temperatura, humedad relativa, velocidad del viento, entre otras. La disponibilidad del recurso hídrico se es vital para el crecimiento económico, de la agricultura e industrias (Pal et al. 2007). El recurso hídrico depende del clima, el cual se encuentra en constante cambio sobre todo en la precipitación y temperatura (Savo et al. 2016). Antecedentes de las variables climáticas se presentan los apartados 2.2.1 a 2.2.3.

2.2.1 Precipitación

De acuerdo IPCC (2014) los cambios en la variabilidad de la precipitación son debidos al forzamiento antropogénico lo que ha ocasionado precipitaciones con una intensidad mayor en diferentes países, este a su vez afecta en mayores riesgos por inundaciones. A partir de la década de los 60's es probable que las actividades humanas afecten el ciclo hidrológico tanto en los patrones de precipitaciones, como en la intensidades y humedad del suelo (IPCC 2014). Pflleiderer et al. (2019) presenta conclusiones similares como cambios en la intensidad de la precipitación en días consecutivos, disminución de la precipitación media con efectos que pueden incrementarse en un futuro cercano. Además, señala que los patrones de precipitación global son complejos y en unas latitudes se incrementa la precipitación y en otras disminuye.

En Europa se han presentado incrementos en las intensidades de las precipitaciones lo que ocasiona daños a la infraestructura hidráulica y proporcionan inundaciones (IPCC 2014). De acuerdo a Casanueva et al. (2014) la precipitación media anual no presenta cambios significativos en el continente europeo, sin embargo, se tienen cambios en los diferentes territorios. La precipitación en el norte de Europa se ha incrementado hasta 17 mm por cada diez años, mientras que en la península ibérica ha disminuido la precipitación hasta 70 mm por cada diez años (Casanueva et al. 2014). Caloiero et al. (2018) Evaluó las recientes tendencias de precipitación en Europa para la serie anual (Figura 2.2). Concluyó que se tienen una tendencia negativa en cuencas del mediterráneo con decrementos de 20 mm década (España, Portugal, Italia, Grecia, Bosnia, Montenegro), también, encontró tendencias positivas anuales de 20 mm década en el centro y norte de Europa, principalmente Noruega, Suecia, Francia Reino Unido entre otros.

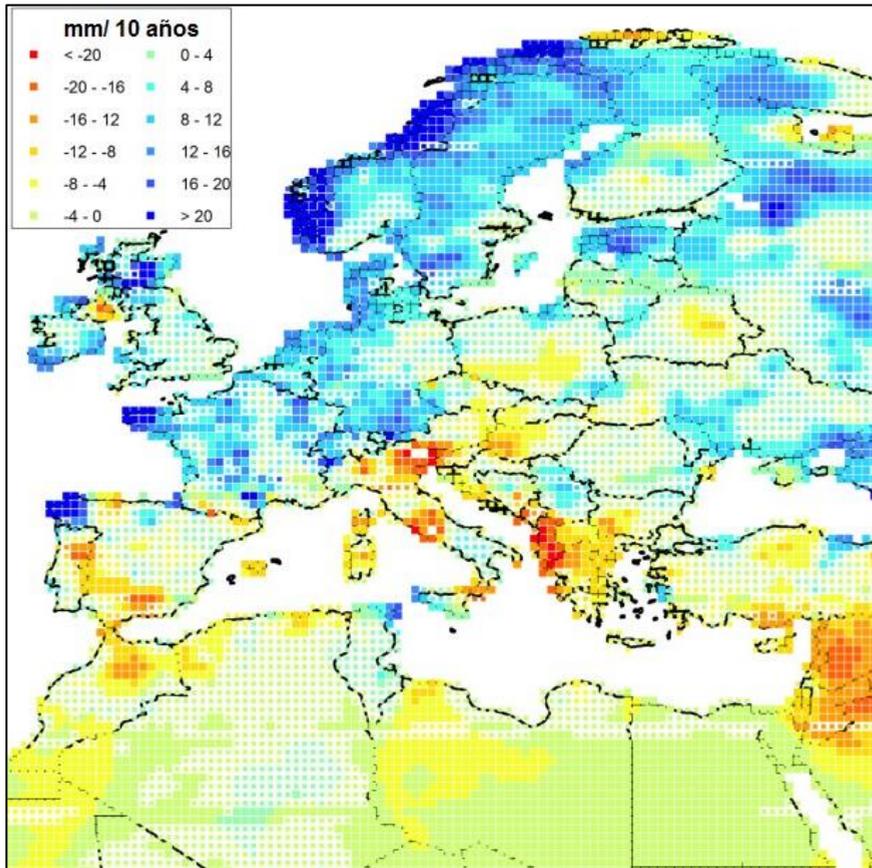


Figura 2.2. Tendencia de las precipitaciones anuales. Fuente: Caloiero et al. 2018.

En España el fenómeno de NAO afecta la variabilidad interanual afectando las precipitaciones extremas en España tanto en intensidad como en frecuencia (Vicente-Serrano et al. 2009). En España se ha disminuido la disponibilidad del recurso hídrico, Rodrigo (2015) realizó un análisis de cambio considerando previo a 1980 y posterior a 1980, concluyó que el clima se vuelve más cálido y seco (verano), además, cuando es más frío es más húmedo (invierno). Río et al. (2011) realizó un análisis de precipitaciones en España en los años 1961-2006 concluyendo que se tienen decrementos en la precipitación media anual del 28 % con incrementos, en verano e invierno determino decrementos de precipitación en el 21% del área de España (Figura 2.3).

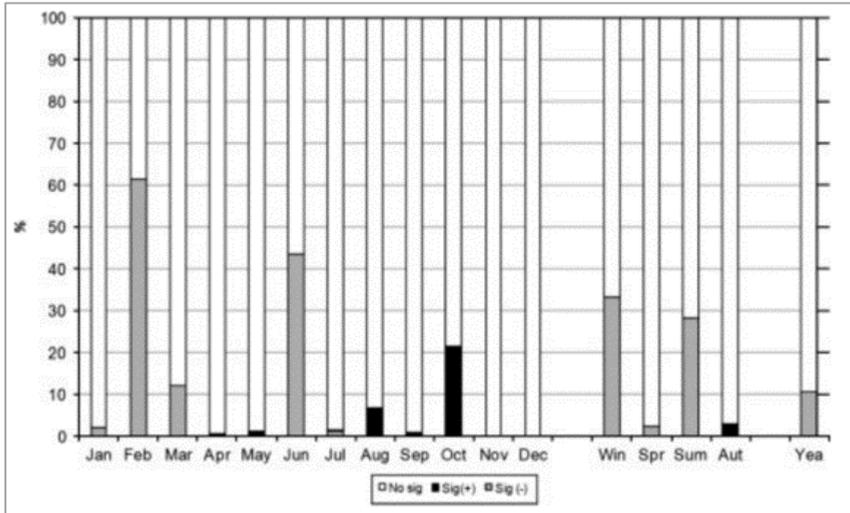


Figura 2.3. Cambios negativos (gris) y positivos (negro) en las precipitaciones en España expresados en % del área. Fuente: Río et al. 2011

2.2.2 Evapotranspiración

La evapotranspiración a diferencia de la precipitación y temperatura no se mide directamente, sino que se utilizan diferentes métodos para determinarla. La evapotranspiración al depender de la temperatura entre otras variables climáticas se ha incrementado por factores naturales como antropogénicos (Zeng and Cai 2016). Cambios en la precipitación y como cambios en la cobertura vegetal afectan la humedad del suelo por lo tanto la evapotranspiración, la cual se incrementará afectando principalmente las zonas áridas y semiáridas (IPCC 2014). Ukkola and Prentice (2013) encontraron una fuerte correlación con la evapotranspiración, la variabilidad de la evapotranspiración puede ser explicada en un 39 a 42% por la precipitación en zonas húmedas y 69 a 79% en zonas áridas. Zeng et al. (2014) analizó las tendencias significativas en la evapotranspiración a partir de 1982, encontró que en el hemisferio norte la evapotranspiración se ha incrementado 20 mm y en el hemisferio sur de 19.2 mm. De manera global se encontró una tendencia de incremento de 1.51 mm/año en las últimas 3 décadas. También encontró incrementos en las 4 estaciones del año entre 0.1 y 0.14 mm/año en los últimos 30 años. Li et al. (2016) analizo cambios en la evapotranspiración en el contexto del cambio climático detectaron incrementos de 0.61 mm/década en el hemisferio norte y 0.41 mm/década en el hemisferio sur, además obtiene correlación con la temperatura, precipitación, radiación y vegetación y su efecto en la evapotranspiración. En zonas áridas se vuelve más importante la

evapotranspiración debido a que se puede incrementar la sequía (Manning et al. 2018)

En Europa Stagge et al. (2017) analizó diferentes variables climáticas entre ellas la evapotranspiración la cual se ha incrementado en Europa entre un 0.1 mm/día y 0.2 mm/día desde 1980 afectando el sur de Europa principalmente. El este, oeste y sur de Europa son zonas susceptibles a la evapotranspiración debido a que se tienen zonas áridas, las cuales se ven mayormente afectadas principalmente en verano, además que se ven principalmente afectadas por la temperatura, el tipo de vegetación y la precipitación; por otro lado, al norte de Europa y la península escandinava y los Alpes la evapotranspiración es menos drástica (Nistor et al. 2018).

Teuling et al. (2019) encontró un incremento en la evapotranspiración entre el 5% y 15% en los años 2005 a 2015 en el centro norte de Europa, en la península escandinava incrementos que superan el 15% (Figura 2.4), lo que implica incrementos de 0.2 mm/año a 0.8 mm/año de incremento en la década 2005 a 2015.

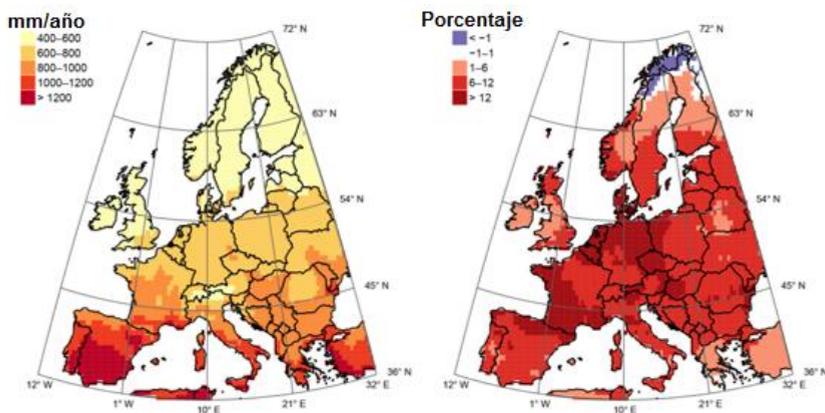


Figura 2.4. Evapotranspiración en Europa 1960-2010 (izquierda) incremento en porcentaje 2005-2015 (derecha). Fuente: Teuling et al. 2019.

En España al tener climas semiáridos y áridos se ha visto afectada en las últimas décadas por el incremento en la evapotranspiración. Vicente-Serrano et al. (2014) evaluó las tendencias de la evapotranspiración en España en los años 1961-2011, para el método de la FAO Penman Monteith encontró que se tiene un incremento de 24 mm/década en toda España, en verano un incremento de 12 mm/década, en primavera de 7.3 mm/década, en otoño de 3.5 y en invierno de 1.8 mm/década (Figura 2.5). Tomas-Burguera et al. (2017) determinó un incremento positivo en la evapotranspiración a partir de 1970, con un incremento de 22.93 mm/década, también se presentaron cambios diferentes según las

estaciones del año, determinaron: para verano un incremento de 11.42mm/década, primavera 4.67 mm/década. Giménez and García-Galiano (2018) delimito 3 zonas con diferente variabilidad, la primera localizada al norte, esta presenta un clima oceánico caracterizado por veranos calurosos, otra zona es al este del país la zona del mediterráneo la cual presenta precipitaciones en primavera y otoño, además de veranos cálidos y muy secos, la zona sur se caracteriza por un clima semiárido. La evapotranspiración se incrementa desde el norte al sur con valores que van desde los 1000 mm/año (norte) hasta los 1900 mm/año en la zona sur de España.

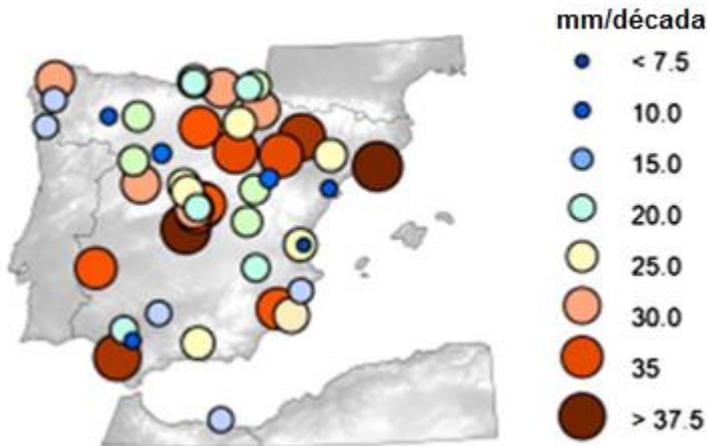


Figura 2.5. Incremento en la evapotranspiración en España 1961-2011. Fuente: Vicente-Serrano et al. 2014.

2.2.3 Temperatura y otras variables climáticas

Al igual que la precipitación la temperatura ha presentado cambios en las últimas décadas espacial y temporalmente, estos cambios afectan la evapotranspiración y la escorrentía. Savo et al. (2016) señala que la temperatura presenta un incremento generalizado en todo el mundo, esto como una evidencia del cambio climático esto hasta 0.5°C en los últimos 50 años, también se han incrementado las temperaturas máximas en verano, así como un incremento en la variabilidad temporal y espacial. De acuerdo a Pfliegerer et al. (2019) los máximos de temperatura y mínimos de temperatura se han incrementado, así como los periodos secos y más cálidos.

Rahmstorf et al. (2017) realizó un análisis de cinco bases de datos para determinar la variabilidad de la temperatura desde 1850 hasta 2016, encontrando que evidencia de incrementos de temperatura en 1970 en

adelante asumidos principalmente al calentamiento global, además señala que los años 2014, 2015 y 2016 han presentado las mayores temperaturas desde que se tienen registros.

En Europa la temperatura también ha presentado incrementos, El IPCC (2014) señala que la temperatura se ha incrementado casi en 1°C desde 1900, se tiene riesgo de deshielo. Las olas de calor han aumentado principalmente en los años 1994-2007, en 2003 se presentó una gran ola de calor más severa que las otras que se han presentado, estas olas de calor se seguirán incrementando en el presente siglo.

Chidean et al. (2015) analizó la temperatura en toda Europa principalmente se enfocó en identificar correlaciones en espacio y tiempo, encontró que se tienen cambios en las tendencias de la temperatura que tienden incrementarse y que pueden ser una evidencia del cambio climático. Krauskopf and Huth (2020) analizaron diferentes bases de datos para analizar las recientes tendencias de la temperatura en Europa con resultados de incrementos en la temperatura media anual entre $+0.18^{\circ}\text{C}$ y $+0.22^{\circ}\text{C}$ cada década, en invierno detectaron los incrementos mayores de temperatura $+0.25^{\circ}\text{C}$ y $+0.34^{\circ}\text{C}$, en primavera $+0.23^{\circ}\text{C}$ a $+0.28^{\circ}\text{C}$, en verano $+0.16$ a 0.24°C y en otoño -0.04°C a $+0.03^{\circ}\text{C}$ (Figura 2.6).

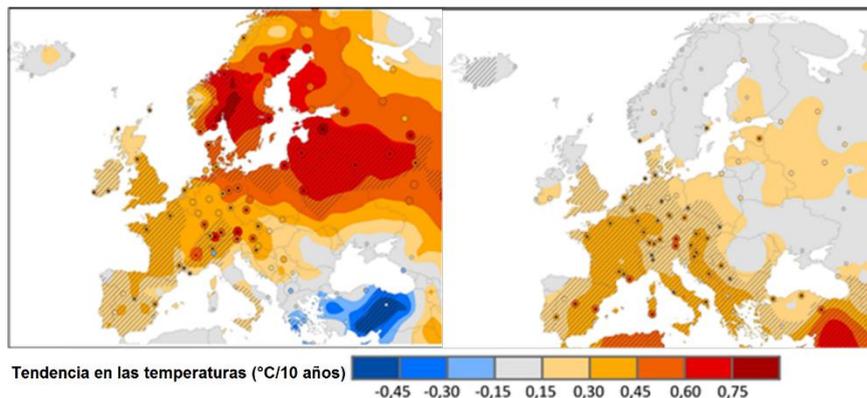


Figura 2.6. Tendencias en las temperaturas en Europa en invierno (izquierda) y en primavera (derecha). Fuente: Krauskopf and Huth 2020.

En España las tendencias de las temperaturas tienen incrementos al igual que en Europa, Brunet et al. (2007) realizó un análisis de las tendencias en la temperatura encontrando patrones al norte, al sureste, al suroeste y al este, de $0.1^{\circ}\text{C}/\text{década}$ en la temperatura media anual, la temperatura máxima presentó un incremento de $0.11^{\circ}\text{C}/\text{década}$ mientras que la temperatura mínima presentó un incremento de $0.08^{\circ}\text{C}/\text{década}$. Vicente-Serrano et al. (2017) determinó un incremento de $+0.3^{\circ}\text{C}$ por década en España y los meses más cálidos con los mayores incrementos de

temperatura, los mayores incrementos en la temperatura máxima y un incremento en las olas de calor a partir del 2000. Bilbao et al. (2019) analizo las tendencias entre los años 1950-2011 al igual que los otros autores encontró que la temperatura en España se sigue incrementando por cada década $+0.26^{\circ}\text{C}$, $+0.22^{\circ}\text{C}$ (Figura 2.7) y $+0.17^{\circ}\text{C}$ en las temperaturas medias anuales máxima, media y mínima respectivamente.

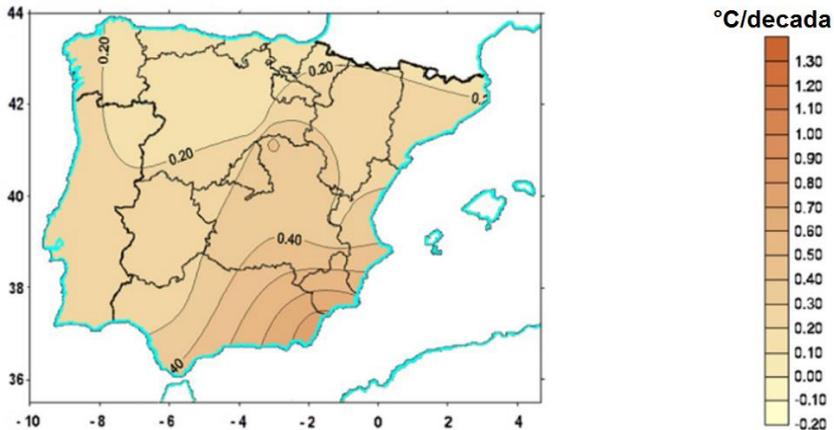


Figura 2.7. Incremento en la temperatura media anual en España en $^{\circ}\text{C}$ por década.
Fuente: Bilbao et al. 2019.

2.3 Simulación estocástica de variables climáticas

La simulación estocástica es necesaria para la generación de múltiples series sintéticas de las diferentes variables climáticas. Para esto se abordará la bibliografía existente en cuanto a generadores estocásticos y simulación de variables climáticas incluyendo corrección de baja frecuencia. Posteriormente, se describen diferentes métodos para obtener la evapotranspiración en base a diferentes métodos existentes.

2.3.1 Generadores estocásticos

Los generadores estocásticos de clima han sido utilizados para modelar variables climáticas debido a su habilidad para ajustarse a los datos climáticos reales (Dubrovsky et al. 2018). Los generadores estocásticos se han utilizado para estudios de cambio climático y reducción de escala aplicados a la hidrología (Li and Babovic 2018). La precipitación y temperaturas, son comúnmente modeladas por diferentes generadores de clima (Chen and Brissette 2014a; Sparks et al. 2018). En el presente capítulo se hace una revisión de los modelos estocásticos por variable climática. Es importante señalar que en la presente tesis se enfoca en el desarrollo de una metodología para modelar variables climáticas como

precipitación y temperatura con el objetivo final de utilizar estos datos en la simulación hidrológica para obtener series de recursos hídricos a escala de cuenca que puedan utilizarse en análisis de cuencas.

Los generadores estocásticos se pueden clasificar en dos principalmente multi-sitio y multivariados. Los generadores multi-sitio que incorporan precipitación, temperatura máxima y mínima son:

- Weather GENerator (WGEN) (Richardson et al. 1984),
- CLImate GENerator (CLIGEN) (Carter et al. 1995)
- Agriculture and Agri-Food Canada Weather Generator (AAA-FC) (Hayhoe 2000)
- CLIMate GENerator CLIMGEN (Stöckle et al. 2001)
- Long Ashton Research Station-Weather Generator (LARS-WG) (Semenov and Barrow 2002)
- CLIMA (Marcello et al. 2009),
- weather closed skew-normal generator (WACS-Gen) (Flecher et al. 2010), École de technologie supérieure Weather Generator (WeaGETS) (Chen et al. 2012b)
- Multi-site Rainfall Simulator (MRS) (Mehrotra et al. 2015)

En años recientes se comenzaron a desarrollar generadores de clima estocásticos multivariados como el Imperial College Weather Generator (IMAGE) (Sparks et al. 2018). Multivariate maximum entropy bootstrap weather generator (MEBWG) (Srivastav and Simonovic 2015). Multisite Weather Generator (MuIGETS) (Chen et al. 2016). Otros basados en modelos lineales generalizados (Asong et al. 2016), Modelo semiparamétrico multivariado generador de clima (Apipattanavis et al. 2007) usando un enfoque empírico de copulas (Li and Babovic 2018). Otros métodos utilizados son las máquinas multivariadas de vector de relevancia (MVRVM), transformaciones de Wavelet (Bachour et al. 2016) o el método multivariado adaptativo de regresiones lineales (MARS) (Khanmohammadi et al. 2018; Mehdizadeh 2018).

2.3.2 Simulación estocástica de variables climáticas

Los generadores estocásticos incorporan la simulación de diferentes variables climáticas como la precipitación, temperatura, la radiación solar, velocidad del viento y punto de rocío (Parlange et al. 2000).

La precipitación es una de las variables más importantes de las variables climáticas. Para modelar la lluvia primeramente se tiene que determinar si un día hay precipitación o no. De acuerdo Salas (1980) las series de precipitación suelen ser presentar sesgos positivos, es decir son sesgados a la derecha, por lo tanto, se tienen que abordar diferentes maneras para normalizar dicha serie.

Gabriel y Neumann (1962) desarrolló el primer modelo estocástico, el cual consiste en un modelo Markov de dos estados y primer orden. Este modelo ha sido la base de otros modelos y modificado por diferentes autores (Caskey 1963; Matalas N.C. 1967; Todorovic and Woolhiser 1975; Richardson 1981a; Roldán 1994; Rajagopalan et al. 1996; Wilks 1998; Wilks and Wilby 1999; Harrold 2003; Brissette et al. 2007; Liu et al. 2011; Li et al. 2012; Chen and Brissette 2014a; So et al. 2015; Mehrotra et al. 2015).

Para determinar la cantidad de lluvia se utilizan diferentes funciones de distribución. Diferentes autores han propuesto funciones de distribución como la exponencial (Todorovic and Woolhiser 1975; Richardson 1981b). La función Gamma de dos parámetros (Ison et al. 1971; Stern and Coe 1984; Waggoner 1989), Weibull de dos parámetros (Stöckle et al. 2001) a escala semanal. Lo más común es usar las funciones de distribución a escala mensual como por ejemplo la exponencial mezclada de tres parámetros, la función Gamma dos parámetros (Sansom 1998; Wilks and Wilby 1999), la función normal sesgada de tres parámetros (Nicks and Gander 1994; Nicks et al. 1995), la función Kappa de tres parámetros (Chapman 1997) así como la lognormal (Sansom 1998; Shoji and Kitaura 2006) y la función gamma generalizada (Papalexioiu 2018).

Otras funciones poco extendidas son transformaciones no paramétricas, ejemplos de estas aproximaciones a funciones como la Log-Gamma. De acuerdo a Chen & Brissette (2014b) las distribuciones individuales subestiman la cola superior. En este sentido So et al. (2015) propuso una distribución semiparamétrica de Kernel-Pareto de tres parámetros a escala mensual. Ye et al. (2018) Analizo diferentes funciones en Estados Unidos entre la cuales están: Kappa (4 parámetros), Gamma (2 parámetros), Pearson tipo III (3 parámetros), Lognormal (3 parámetros), Pareto Generalizada (3 parámetros), Logística generalizada (3 parámetros) y valor del extremo generalizada tipo III (3 parámetros). De estas las que mejor se ajustan a los datos observados de precipitación son las funciones Kappa, Pearson III y Gamma.

Recientemente se han propuesto otras funciones y mezclas con el objetivo de tener una representación más exacta en las cantidades de lluvia, la estimación no paramétrica de Kernel (Mehrotra and Sharma 2007a; Mehrotra et al. 2015), las funciones gamma híbrida y general de Pareto (Vrac and Naveau 2007), las funciones exponencial y general de Pareto. Chen & Brissette (2014b) evaluaron ocho distribuciones para diferentes estaciones alrededor del mundo, concluyendo que la mejor distribución es la estimación no paramétrica de Kernel, pero su uso debe ser supervisado para los casos de extrapolación.

Para el caso de la **temperatura** diferentes autores se han basado en la consideración de la precipitación como una condicionante de las temperaturas (Semenov and Barrow 2002; Chen et al. 2012b). Dado que la temperatura presenta menores sesgos, las funciones de distribución que se han utilizado son pocas, entre ellas la distribución normal (Richardson 1981a; Nicks and Gander 1994; Stöckle et al. 2001; Semenov and Barrow 2002; Chen et al. 2012b), transformaciones por medio de raíces (Ababaei et al. 2014) y diferentes variaciones de modelos autorregresivos (Slaviša 1998; Gautam and Sinha 2016). También se han utilizado redes neuronales artificiales (ANN), las cuales tienen problemas estacionales en las series sintéticas, es decir que los modelos ARIMA tienen un mejor desempeño (Landeras et al. 2009; El-Shafie et al. 2013).

2.3.3 Corrección de baja frecuencia

Los generadores estocásticos son comunes para la generación de precipitaciones, temperaturas y evapotranspiraciones otras variables climáticas (Hansen and Mavromatis 2001). La baja frecuencia (low-frequency) en las variables climáticas se debe a fenómenos atmosféricos mundiales como el niño-oscilación del sur, ENSO por sus siglas en inglés (Ropelewski and Halpert 1987; Kiladis et al. 1989; Yuan Zhang et al. 1997; Gershunov et al. 2001; Cobb et al. 2003; Cane 2005). Los generadores estocásticos de variables climáticas tienen a subestimar esta variabilidad climática (Katz and Parlange 1998; Wilks 1999a; Khazaei and Ahmadi 2013; Mehrotra et al. 2015; Sparks et al. 2018). Para modelar la variabilidad climática anual o de baja frecuencia se han realizado ajustes a los generadores de clima para que sean capaces de representar esta variabilidad. En el caso de la precipitación Mehrotra and Sharma (2007) utilizaron matrices de correlación y predictores de estaciones cercanas buscaron que estos preservaran la baja frecuencia. Steinschneider and Brown (2013) utilizó una descomposición de wavelet para preservar las oscilaciones de la precipitación mediante un proceso iterativo y un modelo autorregresivo. Chen et al. (2010) modeló la baja frecuencia mensual e interanual mediante la densidad espectral (power spectra) de manera iterativa. Mehrotra et al. (2015) utilizó variables predictoras para escalar los datos diarios a mensual y anual. Sparks et al. (2018) trató la baja frecuencia mediante funciones ortogonales extendidas a escala diaria y mensual.

2.3.4 Determinación de la evapotranspiración

La evapotranspiración es un proceso complejo que se ve afectado por diferentes parámetros climáticos (Bachour et al. 2016). Para la determinación de la evapotranspiración es necesario medir diferentes parámetros climáticos. Para la determinación de la evapotranspiración diversos autores han propuesto ecuaciones en base a diferentes variables climáticas, principalmente basados en temperatura y radiación. Uno de los métodos más utilizados para la determinación de la evapotranspiración es FAO-56 Penman-Monteith (FAO56PM) (Allen et al. 1998). Las ventajas de este método son que no requerir calibración, puede ser usado para diferentes climas y escenarios de cambio climático (Darshana et al. 2013). Djaman et al. (2015) y Pandey et al. (2016) evaluaron 16 y 18 métodos para la determinación de la evapotranspiración y seleccionaron métodos alternativos que podrían ser utilizados en lugar del método de la FAO56PM, entre ellos basados en radiación y temperatura.

En España diferentes autores han realizado trabajos para determinar la evapotranspiración. De entre ellos los más recientes analizan métodos basados en temperatura y radiación. Vicente-Serrano et al. (2014) evaluaron 46 estaciones meteorológicas en toda España. Los métodos analizados para determinar la evapotranspiración fueron: los basados en temperatura de Thornthwaite, Blaney-Criddle, Linacre, Hargreaves, Kharrufa, Hargreaves modificado, así mismo evaluó los métodos basados en variables climáticas entre los cuales están el método de Turc, Papadaskis, Priestley-Taylor, FAO-Blaney-Criddle. Los resultados de estos métodos fueron comparados con el método de FAOPM56 siendo el que mejores resultados proporciona el método de Hargreaves en las diferentes escalas de análisis. Moratíel et al. (2019) analizaron 49 estaciones en la cuenca del Duero España y siete métodos dos de ellos de Hargreaves sin y con calibración, y cinco ecuaciones de Penman-Monteith basados en temperatura, los cuales también compararon con el método de la FAOPM56, encontraron que el método de Penman-Monteith calibrado con valores medios de velocidad media del viento, humedad relativa máxima y mínima, el método de Hargreaves calibrado y el método de Penman-Monteith sin calibración (valores medios igual que el primer método) fueron los mejores tres para determinar la evapotranspiración. Senatore et al. (2020) analizo 101 estaciones en Cataluña y Navarra en el norte de España para determinar la evapotranspiración. Similar a Moratíel et al. (2019) con la diferencia de datos diarios de las diferentes variables climáticas y calibración y regionalizaciones de los diferentes métodos. Sus resultados indicaron que el método de Hargreaves calibrado y regionalizado se ajusta mejor que los métodos de Penman-Monteith.

2.4 Cambio Climático

En la actualidad se han presentado cambios en las tendencias de diferentes variables climáticas lo que se va propagando en el ciclo hidrológico en una de las variables más importantes como es la escorrentía. Estos cambios son debidos principalmente a cambios naturales y antropogénicos como se verá en el presente apartado.

A continuación, se describe de manera general el cambio climático, los modelos climáticos que son la base de la información disponible para su análisis, posteriormente, se describe la corrección del sesgo, así como los modelos estocásticos como herramienta de la corrección del sesgo.

2.4.1 Generalidades

El cambio climático se puede definir como en los cambios de la climatología mundial con respecto a datos previos del periodo histórico, estas variaciones o cambios en tendencias se deben presentar tanto a nivel global, regional y local tanto espacial como temporalmente. Los primeros parámetros asociados a cambio climático son principalmente la temperatura, la precipitación, radiación, humedad del suelo entre otros (IPCC 2007).

El Plantel Intergubernamental de cambio climático (IPCC) por sus siglas en ingles en su informe de síntesis IPCC (2014) afirma que a partir de 1850 se ha incrementado la temperatura tanto en la superficie terrestre como en los océanos, donde se ha presentado un incremento en la tendencia de incremento lineal de 0.85°C y el periodo más cálido de 1983 a 2012. En la (Figura 2.8) se muestra el incremento de la temperatura terrestre del mundo la cual se ha incrementado continuamente mayormente apreciable a partir de 1900.

El cambio de clima se encuentra asociado principalmente a dos causas, la primera natural y la segunda hecha por el hombre, principalmente debida por la industrialización su efecto en el incremento en Gases de Efecto Invernadero (GEI), estos gases afectan el balance climático ocasionando una modificación de la energía emitida a la tierra lo cual modifica la estabilidad climática del planeta a escalas globales, regionales y locales (Wilby et al. 2002; Moscoso 2018).

El **efecto invernadero** es un fenómeno natural que siempre se ha producido, Lacis et al. (2010) señala que fue descubierto por Fourier en 1827 y verificado por Tyndal en 1861 y fue cuantificado por Arrhenius en 1896. Los principales gases de efecto invernadero son el vapor de agua, el dióxido de carbono (CO_2), el óxido nitroso (N_2O), el metano (CH_4) y los gases fluorados, los cuales tienen un Potencial de Calentamiento Global (PCG) que oscila entre los 20 y 500 años (IPCC 2001). En la Figura 2.9

se presentan las concentraciones del dióxido de carbono, óxido nítrico y metano los cuales presentan un incremento en las concentraciones a partir de 1750 y un marcado incremento que tiende a la exponencial a partir de 1950 (IPCC 2007).

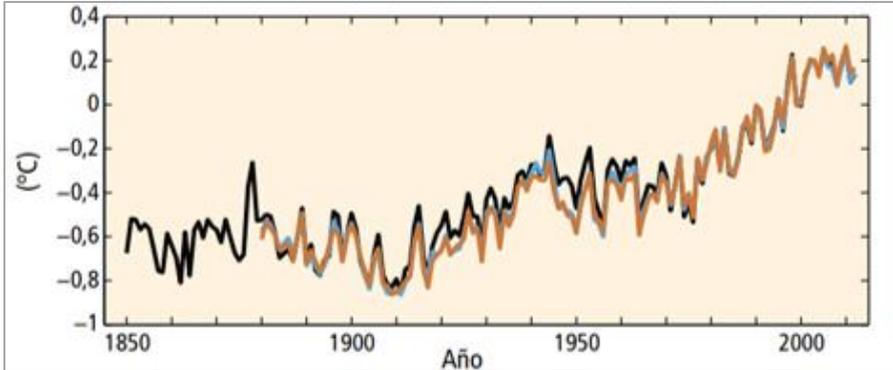


Figura 2.8. Anomalía en la temperatura de la superficie terrestre (negro), océanos (azul) y combinación de ambos (naranja) con respecto al periodo 1986-2005. Fuente: IPCC 2014

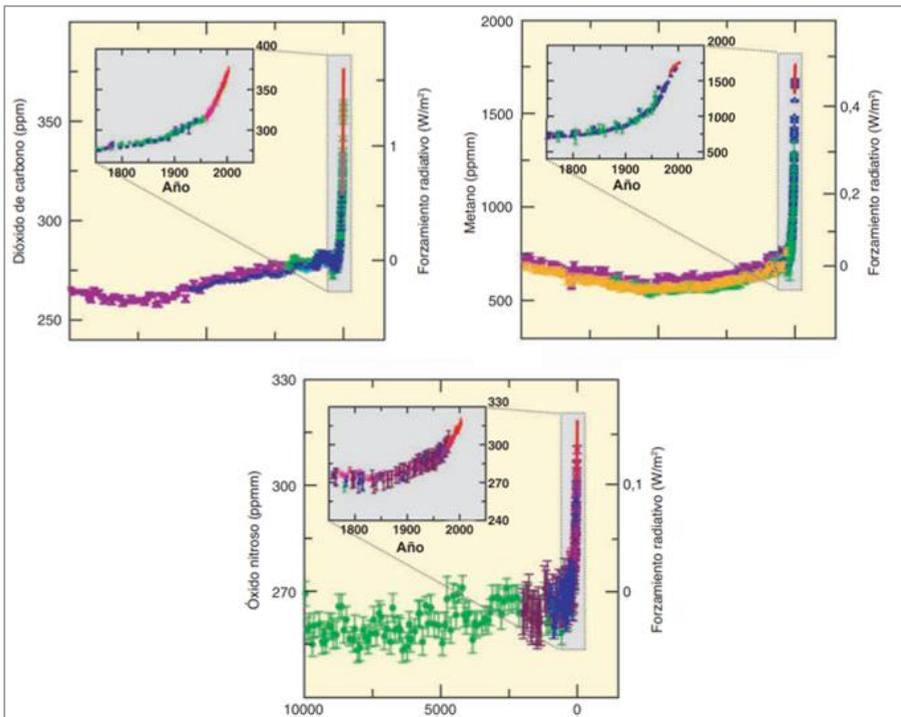


Figura 2.9. Concentraciones de CO_2 , N_2O y CH_4 en los últimos 10 000 años inferidos de núcleos de hielo y datos medidos. Fuente: IPCC 2007

Diferentes **escenarios de emisiones** de gases de efecto invernadero se han desarrollado a partir de la creación del Panel Intergubernamental del Cambio Climático IPCC por sus siglas en inglés (*Intergovernmental Panel on Climate Change*) con el objetivo de proporcionar información concerniente al cambio climático y es el principal organismo en generar escenarios de cambio climático. Provost (2019) hace una revisión de los reportes publicados, el primer informe conocido como AR1 fue publicado en 1990, al cual agregaron un informe adicional publicado 1992, el segundo informe conocido como AR2 fue publicado en 1995, el tercer Informe (AR3) en 2001, el cuarto Informe en (AR4) se publicó en 2007 y el quinto Informe (AR5) se publicó en 2014. Adicionalmente se creó La Convención Marco de las Naciones Unidas sobre el Cambio Climático (CMNUCC) la cual realiza una edición anual a partir de 1995 con importantes acuerdos como el de París en el cual el objetivo es limitar el incremento en la temperatura por debajo de los 2°C y de ser posible 1.5°C. Los escenarios que ha presentado el Panel Intergubernamental de cambio climático (IPCC 1992, 1996, 2000, 2001, 2007, 2014; Stocker et al. 2013) se presentarán en los siguientes subapartados.

SRES98 AR1 y AR2. Los escenarios de emisión de los Reportes Especiales SRES por sus siglas en inglés (Special Reports on Emissions Scenarios) SRES/IS92 se presentaron en el primer reporte (IPCC 1992) y segundo reporte (IPCC 1995) y analizan 7 líneas evolutivas diferentes (a-f). En estas líneas se analiza el crecimiento económico, evolución de la población, el uso de combustibles fósiles y el cambio de uso de suelo de la vegetación a partir de 1990 hasta el 2100. El escenario IS92e es el que proyecta el mayor incremento en la temperatura de 2.6°C, seguido del IS92f con 2.5°C, después el IS92a con 2.2°C, posteriormente IS92b con 2.1°C, los más optimistas son la línea evolutiva IS92d con 1.8°C y el IS92c con un incremento de 1.5°C (IPCC 1992, 1995; Houghton et al. 1995).

Escenarios SRES/IE-EE AR3 y AR4. Estos escenarios fueron definidos y analizados en el tercer (IPCC 2000, 2001) y cuarto reporte (IPCC 2007). Estos escenarios abarcan diferentes líneas evolutivas, a partir de crecimiento demográfico, diferentes tecnologías, así como escenarios económicos posibles. Estos escenarios agrupan una gran cantidad de posibilidades que se pueden presentar en hasta el 2100 de las emisiones de los GEI. Los escenarios se agrupan principalmente en cuatro líneas evolutivas, las cuales son SRES IE-EE A1, SRES IE-EE A2, SRES IE-EE B1 y SRES IE-EE B2 (IPCC 2000). De estas 4 líneas evolutivas se hicieron seis familias de escenarios con el objetivo de abarcar las diferentes incertidumbres en base al conocimiento que se tenía sobre el crecimiento

socioeconómico, desarrollo de tecnología y tendencias demográficas y como pueden afectar en las emisiones de los GEI. En base a esto obtuvieron 40 escenarios que exploran distintas variaciones dentro de las diferentes familias (Carter et al. 2000; IPCC 2000). Cada una de las familias evolutivas desarrollaron dos tipos de escenarios, el primero se basa en suposiciones de armonización del crecimiento económico (HS), demográfico y uso de tecnologías fósiles o limpias; el segundo abarca las incertidumbres que se pueden presentar teniendo así diferentes opciones en cada línea evolutiva (OS). De los 40 escenarios y 6 familias 26 son escenarios armonizados dependientes entre sí en cada familia y por otro lado los 14 restantes han presentado diferentes incertidumbres que se tienen en las estimaciones siendo alternativas posibles (IPCC 2000, 2001).

Escenarios RCP AR5. En el quinto informe (IPCC 2014) se presentaron los escenarios de vías de concentración representativas RCP por sus siglas en inglés (Representative Concentration Pathways), estos escenarios tienen la diferencia que parten de una radiación a finales de siglo, los escenarios son RCP 2.6 con una radiación de 2.6 W/m^2 (490 ppm CO_2 eq), RCP 4.5 una radiación de 6 W/m^2 (850 ppm CO_2 eq), RCP 6 su radiación de 6 W/m^2 (490 ppm CO_2 eq), y RCP 8.5 con 8.5 W/m^2 (1370 ppm CO_2 eq) (van Vuuren et al. 2011; Bjørnæs 2015). El escenario RCP 2.6 incluye una mitigación y reducción en las emisiones de los GEI y otros forzantes presentándose como un escenario ideal con un incremento en la radiación de 3 W/m^2 y posteriormente reduciéndose hasta 2.6 W/m^2 en 2100. El escenario RCP 4.5 presenta una reducción en las emisiones a partir del 2050 lo que lleva a finales de siglo a alcanzar los 4.5 W/m^2 tendiendo a una estabilización después del 2100. El escenario RCP 6.0 mantiene incrementos hasta 2080 y posteriormente se reducen los últimos 20 años, además, marca una tendencia en crecimiento de las concentraciones totales alcanzando los 6.5 W/m^2 y su estabilización será después de 2100. El escenario más crítico el RCP 8.5 presenta creciente tendencia en las emisiones de los GEI con el forzamiento radiativo a los 8.5 W/m^2 , y después del 2100 este mantendrá un crecimiento en las emisiones de los GEI. Aunada al forzamiento radiativo consideran las emisiones por parte de la agricultura y la contaminación del aire (Tabla 1; van Vuuren et al. 2011). En la Figura 2.10 se presentan las emisiones de los GEI de diferentes experimentos realizados (bandas de color) con los valores medios y la tendencia; además se presentan las concentraciones totales de los GEI para el siglo XXI.

Tabla 2.1. Principales características de los escenarios RCP. (*van Vuuren et al. 2011*)

Característica/Escenario	RCP 2.6	RCP 4.5	RCP 6	RCP 8.5
Emisiones GEI	muy baja	Media-baja	media-alta	alta
Agricultura	media	muy baja	medio-baja	media
Contaminación del aire	media-baja	media	media	media-alta

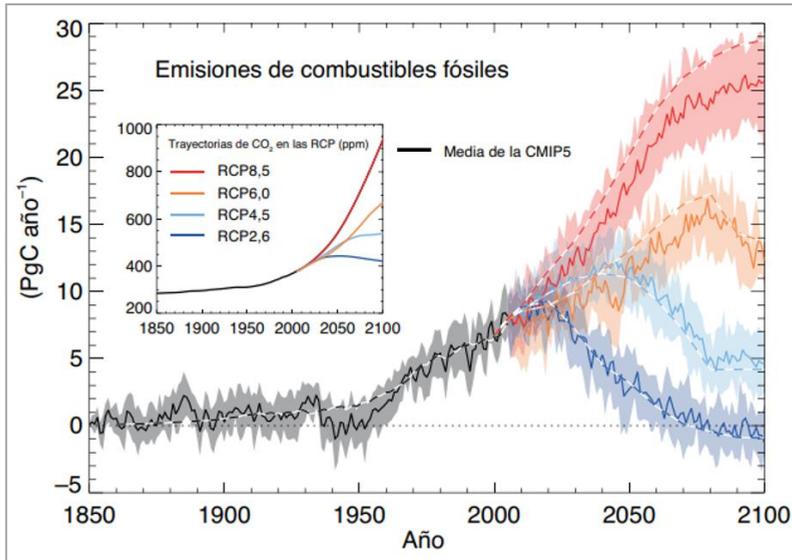


Figura 2.10. Emisiones de los gases de efecto invernadero en partes por millón (ppm) y pentagrama de carbono (PgC/año) Fuente: Stocker et al. (2013).

En comparación con los escenarios del cuarto informe estos escenarios abarcan un mayor abanico de concentraciones de los GEI, el escenario RCP 8.5 presenta mayores concentraciones que el A2 (más crítico escenario del AR4) y el escenario RCP 2.6 es más optimista que el B1 (más optimista del AR4). Estos cambios en las emisiones afectarán el calentamiento global, de acuerdo IPCC (2014) la temperatura se incrementará en más de 1.5°C con respecto a la temperatura de los escenarios de referencia (1850-1900) esto para todos los escenarios (excepto el escenario RCP 2.6). Además, que para finales de siglo la temperatura supere los 2°C a finales de siglo en los escenarios RCP 6 y RCP 8.5 y es probable que el RCP 4.5 también alcance los 2°C a finales de siglo. La temperatura seguirá el incremento a excepción del escenario RCP 2.6 después del 2100 y en promedio se tendrán incrementos de 0.3°C-1.7 °C para el escenario RCP 2.6, el RCP 4.5 tendrá un incremento

entre 1.1°C-2.6°C, para el caso del RCP 6 será de 1.4°C-3.1°C, y el más crítico el RCP 8.5 presenta incrementos de 2.6°C-4.8°C

El incremento de la temperatura no será constante en todo el planeta, es decir tendrá una variación temporal y espacial en diferentes latitudes y cada decenio con sus particularidades. También presentaran una reducción en la extensión de hielo marino tanto en extensión como en espesor hasta en un 35% para el escenario RCP 8.5 a finales de siglo (Figura 2.11).

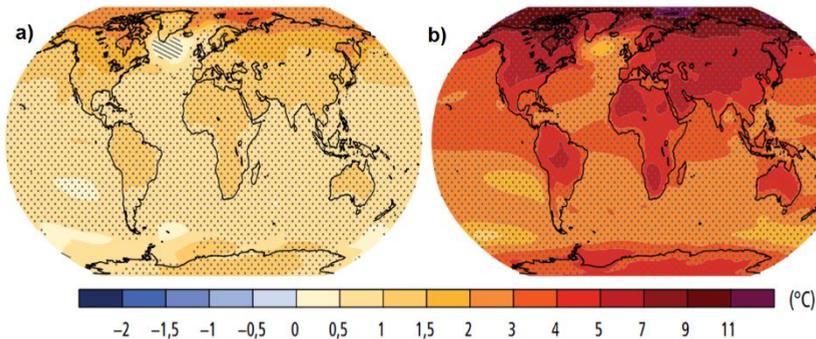


Figura 2.11. Incremento en la temperatura (°C) para el escenario a) RCP 2.6 1986-2005 a 2081-2100 y b) RCP 8.5 1986-2005 a 2081-2100. Fuente; IPCC 2014.

En el caso de la precipitación los escenarios RCP presentan una variabilidad con cambios en las precipitaciones en diferentes latitudes de los hemisferios, incrementos se proyectan en latitudes altas y el pacífico ecuatorial, en latitudes medias y climas subtropicales y áridas se espera un decremento en las precipitaciones medias anuales, en el caso de latitudes medias con climas húmedos es probable que se incremente la precipitación. En la Figura 2.12 se presentan los cambios en las precipitaciones los cuales pueden llegar a ser de hasta -50% a +50% los cuales dependerán de las latitudes donde se encuentren.

Estos cambios tanto en temperatura como en precipitación ocasionarán cambios en la escorrentía mundial y esta se señala que habrá una disminución en Europa, Oriente Medio, Norteamérica y el norte de África. Caso contrario zonas con aumentos principales en latitudes norte África central y Oceanía, datos muy correlacionados con la precipitación y evaporación.

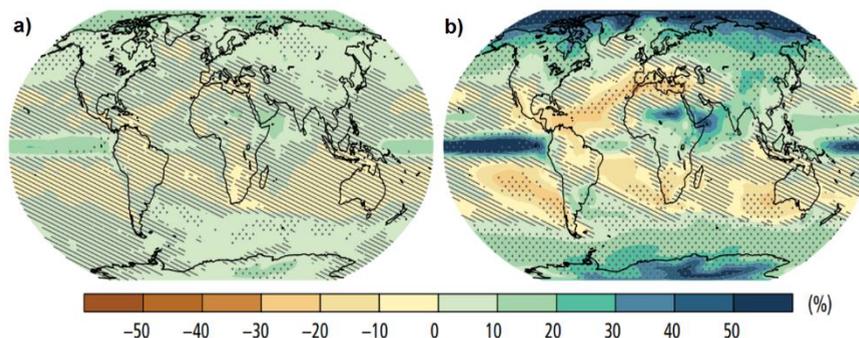


Figura 2.12. Cambios en las precipitaciones (%) para el escenario a) RCP 2.6 1986-2005 a 2081-2100 y b) RCP 8.5 1986-2005 a 2081-2100. Fuente; IPCC 2014.

2.4.2 Modelos climáticos

Los modelos climáticos se dividen en 3 principalmente. Los modelos climáticos globales, los modelos climáticos regionales y los modelos climáticos de alta resolución con resoluciones espaciales de análisis de 1° a 3°, 0.1° a 0.3° y 0.01° a 1° respectivamente. A continuación, se describe cada uno de los modelos climáticos.

Modelos climáticos globales. Para todas las proyecciones del cambio climático es necesario la utilización de modelos matemáticos que permitan la simulación del clima, así como los impactos en las temperaturas y precipitaciones entre otras.

Los de modelos que se utilizan actualmente son los Modelos de Circulación General Atmósfera-Océano (MCGAO) los cuales son modelos climáticos que permiten la modelización tridimensional del sistema climático tanto para la atmósfera como para los océanos (Reichler and Kim 2008) y los modelos MCGAO han sido utilizados para el Proyecto de Intercomparación de Modelos Acoplados fase 5 (CMIP5) por sus siglas en inglés (Coupled Model Intercomparison Project - Phase 5) y usados para la modelización del clima y analizar los diferentes escenarios de cambio climático pasados, presentes y futuros presentados en el quinto reporte del IPCC (Previdi et al. 2015).

Debido a que los MCGAO hacen simplificaciones del sistema climático estos presentar resultados sesgados y por lo tanto se necesita una corrección del sesgo (Mishra et al. 2018). Los MCGAO han evolucionado a partir de los 70's, donde se modelaba solamente la atmósfera, el continente, en los 80's se integró la modelización del océano, a finales de los 90's ya se había integrado el ciclo del sulfuro, en la primera década del siglo XXI se incorporó el ciclo del carbono y de los aerosoles y finalmente se incorporó la vegetación dinámica y la química atmosférica (IPCC 2001; Siew et al. 2014). Los MCGAO resuelven las ecuaciones de conservación

de la masa, conservación de la energía, conservación del momentum y la cinética elemental de los gases, las cuales permiten una modelización dinámica del sistema climático, al ser un sistema complejo de ecuaciones diferenciales es necesario recurrir a los métodos numéricos en celdas tridimensionales (Lupo and Kininmonth 2013). Debido a la complejidad del sistema climático y a la gran cantidad de información para modelar el sistema climático mundial es necesario contar con una resolución tanto vertical como horizontal la cual puede variar en celdas de $1^\circ \times 1^\circ$ (111 km) a una de $3^\circ \times 3^\circ$ (333 km) y 60 capas verticales (Dunne et al. 2012). Beadling et al. (2019) analizo 31 escenarios utilizados en el CMIP5 los cuales presentan un sesgo en diferentes zonas tanto diferentes modelos. Analizo también los modelos ensamble multimodelo que son un acople de los diferentes modelos los cuales también presentan un sesgo en comparaciones de los datos históricos. Algunos de estos modelos climáticos que se aplican en Europa son los siguientes:

Tabla 2.2. Modelos climáticos globales disponibles para la cuenca del Júcar. Fuente: elaboración propia con datos de Rodríguez et al. (2018).

Modelo	País	Centro	Resolución
ACCESS1-0	Australia	CSIRO-BOM	$1.9^\circ \times 1.2^\circ$
ACCESS1-3	Australia	CSIRO-BOM	$1.9^\circ \times 1.2^\circ$
CMCC-CM	Italia	CMCC	$0.7^\circ \times 0.7^\circ$
CMCC-CESM	Italia	CMCC	$3.7^\circ \times 3.4^\circ$
CNRM-CM5	Francia	CNRM-CERFACS	$1.4^\circ \times 1.4^\circ$
MIROC-ESM-CHEM	Japón	MIROC	$2.8^\circ \times 1.8^\circ$
MIROC-ESM	Japón	MIROC	$2.8^\circ \times 1.8^\circ$
MPI-ESM-LR	Alemania	MPI-M	$1.9^\circ \times 1.9^\circ$
MPI-ESM-MR	Alemania	MPI-M	$1.9^\circ \times 1.9^\circ$
MRI-CGCM3	Japón	MRI	$1.1^\circ \times 1.1^\circ$

Modelos climáticos regionalizados. Como se vio en el apartado anterior los MCGAO permiten una simulación entre 111 km a 333 km, por lo tanto, estos modelos no son capaces de representar escenarios a una escala regional o local. Para considerar el clima regional con sus patrones y particularidades ya sea topografía, variabilidad climática, uso de suelo, humedad entre otros, es necesario realizar una reducción de escala espacial (downscaling). De acuerdo a Takayabu et al. (2018) existen dos técnicas generales para la reducción de escala, la primera es la reducción de escala en base a los modelos climáticos regionales (RCM) por sus

siglas en inglés (Regional Climate Models) y los modelos empíricos estadísticos (ESD) por sus siglas en inglés (Empirical Statistical Downscaling). Los modelos climáticos RCMs permiten realizar una reducción de escala dinámica utilizando los resultados de los modelos climáticos globales MCGAO con una resolución espacial entre 10 y 20 km, estos tienen la capacidad de generar escenarios regionales para las diferentes variables climáticas, sin embargo, estos siguen presentando resultados sesgados debido a las características de los modelos. También, tienen la capacidad de representar los resultados mesoescala y representar el sistema climático (Takayabu et al. 2018). Por otro lado, los modelos estadísticos ESD tienen una filosofía diferente y suposiciones, además se basan principalmente en el clima local. Si bien tanto los modelos regionales como estadísticos regionales permiten una reducción es necesaria una corrección del sesgo. (Kotlarski et al. 2019) evaluó diferentes RCM para la región europea con una resolución espacial de 0.22°, los resultados presentan una variabilidad entre regiones que inducen diferencias en los RCM donde el sesgo se ve afectado y por lo tanto debe tenerse en cuenta. Para España se han aplicado modelos ESD por AEMET y Análogos por EURO-CORDEX para los escenarios RCP4.5 y RCP8.5, estos están disponibles para consulta y descarga gratuita (<http://escenarios.adaptecca.es>). Estos escenarios se utilizarán para la presente tesis.

Modelos climáticos de alta resolución. Enfocándose en la corrección de el sesgo y bajada de escala a una alta resolución en la actualidad se han desarrollado diferentes técnicas para realizar bajada de escala, entre ellas sinópticas, regresión y modelización estocástica (Wilby et al. 2002). De acuerdo a Roessler et al. (2018), estas técnicas se pueden agrupar en tres tipos principalmente: i) Pronóstico Perfecto (PP) por sus siglas en inglés (Perfect Prognosis); ii) modelo estocástico de salida con corrección de sesgo (MOS) por sus siglas en inglés (Model Output Statistics including Bias correction techniques BC) y iii) Generadores de clima (WG) por sus siglas en inglés (Weather Generators).

Un modelo de pronóstico perfecto es un modelo cuasi observado, un análisis estadístico básicamente, utilizan predictores observados.

Los modelos estadísticos (MOS) usan las salidas de los modelos climáticos globales y corrigen los errores sistemáticos comparando con los datos observados y pueden incluir técnicas particulares de corrección de la variabilidad. Las técnicas tipo MOS escalada aditiva multiplicativa (S) por sus siglas en inglés (additive/multiplicative scaling), mapeo cuartil paramétrico (PM), por sus siglas en inglés (parametric quantile mapping), mapeo cuartil (QM; quantile mapping), análogos (A) regresiones con

funciones de transferencia (TF) por sus siglas en inglés (regression-like transfer function). También hay combinaciones de técnicas de downscaling tipo MOS/PP combinadas con PM, A y TF otras como PP-TF (Roessler et al. 2018; Hertig et al. 2019).

2.4.3 Corrección del sesgo y generadores estocásticos en bajada de escala

Los Generadores de clima (WG) se ajustan a los datos locales observados y son capaces de reproducir diferentes propiedades estadísticas (auto-correlación, ocurrencias de precipitación, media y desviación estándar). Estos no incluyen predictores explícitamente, para realizar bajada de escala con un WG debido a la escala se desagregan temporalmente y posteriormente se transforman los parámetros en base a los estadísticos de las series de cambio climático. Los modelos estocásticos pueden utilizarse tanto en los modelos globales MCGAO, en los modelos regionales (RCM), y corregir escenarios de alta resolución (Lee et al. 2020).

La ventaja de la modelización estocástica sobre las otras técnicas es que reproduce diferentes estadísticos casi exactamente, además de poder generar escenarios para diferentes análisis de riesgos (Wilby et al. 2002). Roessler et al. (2018) concluyó que los modelos estocásticos representan la correlación cercana a 0 en las series residuales y que mejoran los resultados con respecto a similar tipo PP, los métodos tipo MOC con una componente estacional tienen un buen desempeño y con pequeños sesgos, además que los métodos de regresiones lineales son inadecuados para reducir escala de los datos de precipitación.

La bajada de escala con modelos estocásticos ha sido preferida principalmente para estudios de alerta temprana en hidrología incluyendo escenarios de cambio climático (Ahmad et al. 2017). Los modelos estocásticos son adecuados para generar escenarios de cambio climático con una alta resolución espacial y temporal en un tiempo razonable y con limitados recursos computacionales (Peleg et al. 2017).

Recientemente los modelos estocásticos han sido utilizados para generar escenarios de cambio de alta resolución en base a los resultados de los modelos globales y regionales (Fatichi et al. 2013; Caracciolo et al. 2014; Kim and Ivanov 2015; Acharya et al. 2017; Li and Jin 2017; Peleg et al. 2017; Ahn 2020; Dubrovsky et al. 2020; Lee et al. 2020).

Los generadores de clima estocásticos para la corrección del sesgo ajustan los parámetros de diferentes maneras las cuales se describen a continuación. Wong et al. (2014) realizó una regresión logística para ajustar las probabilidades de ocurrencia de precipitación, así como para la

cantidad de precipitación. Nazionale et al. (2011) modificó los parámetros mediante la relación de los escenarios de cambio climático dividido entre los escenarios de referencia y multiplicándolo por los datos observados. En base a este análisis se han realizado más estudios para modificar los parámetros de las diferentes variables climáticas como precipitación, y temperatura (Chen et al. 2012c, 2018; Jones et al. 2016; Tung and Chen 2017; Mukundan et al. 2019). También se han utilizado modificación de parámetros para diferentes estaciones del año y probabilidades en 3 categorías, normal, menor que la normal y mayor que la normal y posteriormente generar los escenarios de cambio climático corregidos (Kim et al. 2016). Un análisis poco investigado es de post procesamiento generar series correlacionadas en base a los escenarios de cambio climático (Li and Jin 2017).

CAPÍTULO 3 METODOLOGIA

En este capítulo se abordará en detalle la metodología sobre la modelación estocástica de las variables climáticas con el objetivo de obtener proyecciones de recursos hídricos para la gestión de cuencas.

Tradicionalmente, el análisis de gestión de cuencas se ha realizado a escala mensual. En este sentido existe una gran cantidad de antecedentes de modelación hidrológica, análisis de sistemas de recursos hídricos, así como modelación de lluvias a escala mensual. En la actualidad se requiere un análisis más detallado de la planificación y gestión de cuencas, por lo tanto, se vuelve imprescindible realizar un análisis a escala de tiempo diaria. Ello permitiría considerar aspectos como la variabilidad climática, los caudales ecológicos, la calidad del agua, la producción hidroeléctrica, etc.

Existen trabajos previos relativos a la modelación de variables climáticas en escala diaria e inferior, sin embargo, están enfocados a regiones pequeñas y con objetivos singulares como la evaluación de crecidas. Estos resultan insuficientes para el objetivo que aquí se persigue de análisis de la gestión de recursos hídricos a escala de cuenca.

El objetivo de esta tesis es establecer una metodología de modelación estocástica de variables climáticas a escala temporal diaria para su uso en el análisis de sistemas de recursos hídricos. Para ello se desarrollarán las componentes que a continuación se especifican.

Dentro de este análisis se abarcan las variables de precipitación, temperatura y evapotranspiración.

El primer paso es analizar los datos climáticos en esta escala para facilitar la generación de series hidrológicas para el análisis y simulación de la gestión. La investigación se orienta en primer lugar al análisis del conjunto de las variables climáticas con modelos estocásticos tanto univariados como multivariados.

A continuación, se analiza la correlación espacial y temporal existente entre la ocurrencia de la precipitación, la temperatura y evapotranspiración.

En tercer lugar, se estudia el problema de “memoria” de estos modelos. Una de las principales debilidades de la modelación climática a escala

diaria para su uso en el análisis de la gestión de recursos hídricos es la insuficiente “memoria” de los estadísticos calculados en esta escala, para reproducir la variabilidad interanual de la precipitación y más importante los episodios de sequía de larga duración. Se ha investigado también las opciones en este problema, proponiendo y analizando el uso de técnicas de corrección de series de baja frecuencia (Chen et al. 2019) para mejorar los modelos en este sentido.

Adicionalmente, se explora los pasos siguientes para llegar al análisis de la gestión de cuencas para la planificación hidrológica. Para ello se revisa el manejo de modelos de simulación hidrológica y modelos de análisis de la gestión para planificación.

Finalmente, se aplican las técnicas propuestas para el análisis de series climáticas al análisis de modelos de generación de escenarios de cambio climático, proponiendo mejoras en las técnicas de corrección del sesgo empleadas habitualmente.

La Figura 3.1 resume la metodología general para el análisis de la gestión de sistemas en escala diaria.

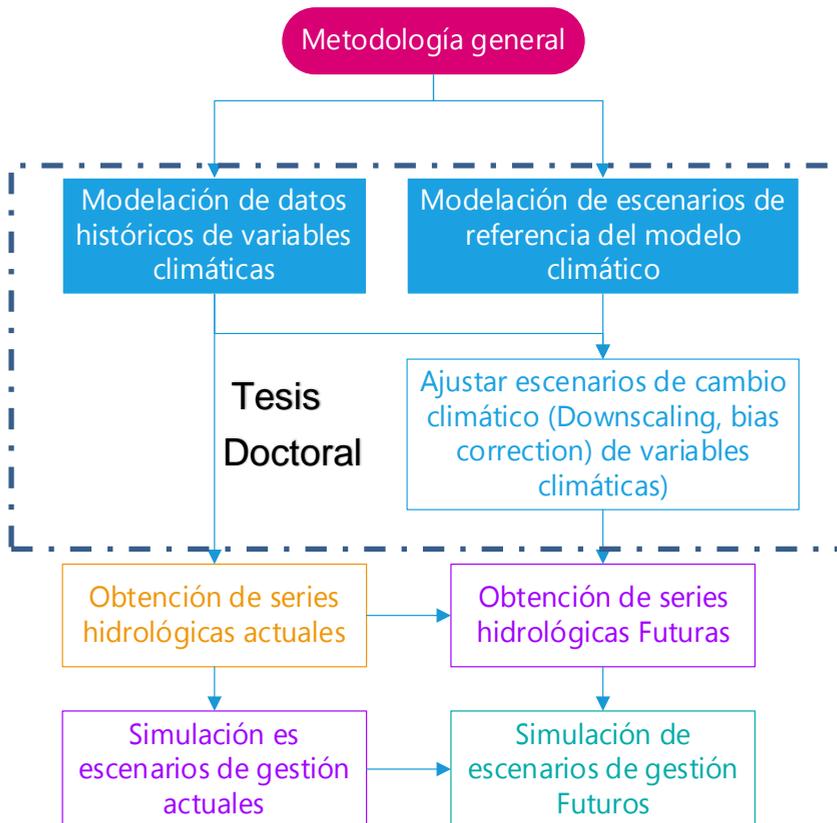


Figura 3.1. Esquema general de la metodología. Fuente: Elaboración propia.

El presente capítulo se estructura de la siguiente manera:

- El primer apartado describe en detalle la metodología trabajada en el grueso de la tesis, que consiste en la modelación estocástica de series climáticas (en especial series de precipitación). Este apartado es la parte principal de la tesis respecto al contenido y aportaciones principales. En primer lugar, tratándolas de manera independiente; y en segundo lugar modelando la correlación espacial entre ellas. Finalmente se trata la modelación para la corrección de la variabilidad interanual, y la generación de series sintéticas.
- El segundo apartado analiza la relación entre diferentes variables climáticas, en especial la influencia de la precipitación en la temperatura y la evapotranspiración.
- En el tercer apartado se realiza el análisis de confiabilidad de los parámetros del modelo estocástico propuesto.
- El siguiente describe el procedimiento a seguir para el uso de los métodos propuestos en el cálculo de las aportaciones y la gestión de cuencas.
- Por último, propone una metodología para la revisión de los modelos climáticos y el ajuste de un modelo para la corrección del sesgo que tenga en cuenta todas las propiedades estadísticas modeladas en escala diaria.

3.1 Análisis de variables climáticas a escala diaria.

El análisis general para la modelación estocástica a escala diaria se plantea analizando las ocurrencias y la cantidad de las diferentes variables climáticas (precipitación, temperatura máxima, temperatura mínima, rango de temperatura y evapotranspiración). El proceso metodológico que se propone consiste en analizar la función de distribución y normalización, la reducción de parámetros mediante series de Fourier, estandarización, análisis de dependencia temporal y espacial, ajuste de baja frecuencia, así como generación de series primero como medio para la validación del modelo y después para la generación de escenarios futuros a corto y largo plazo (Figura 3.2).

A continuación, se describe el análisis y caracterización detallada de las propiedades **estadísticas** de las series climáticas a escala diaria. El objetivo de este punto es hacer un análisis espacio temporal que permita la generación de escenarios de lluvia a escala diaria para su posterior procesamiento con un modelo hidrológico que proporcione series de recursos hídricos en régimen natural para el análisis de la gestión.

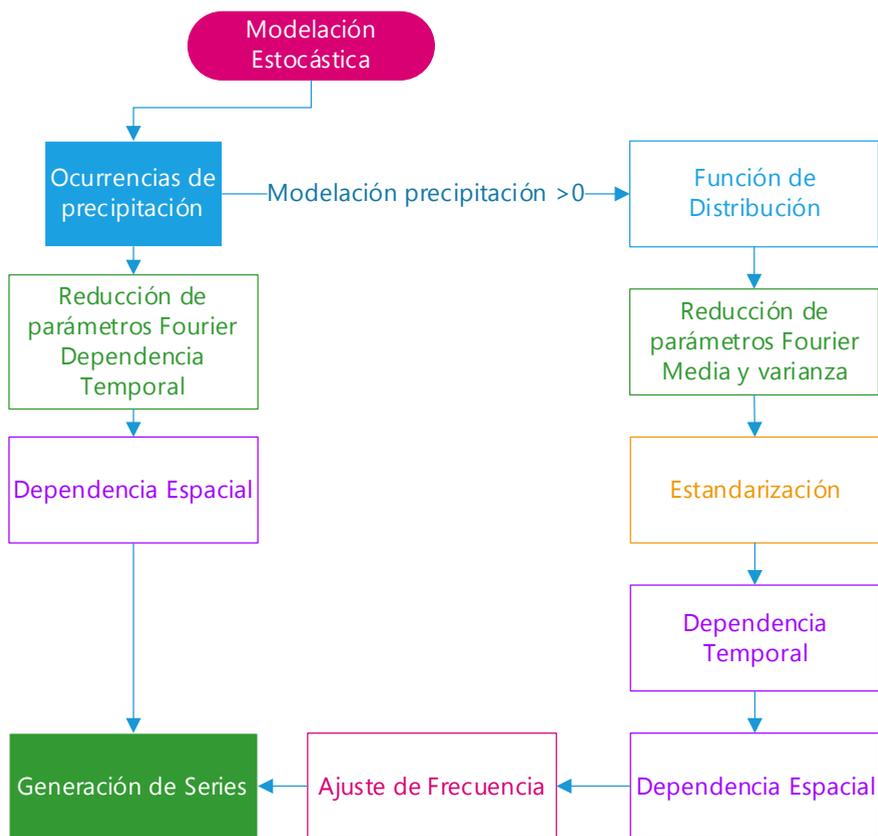


Figura 3.2. Esquema metodológico para la generación de series. Fuente: Elaboración propia.

La variable climática principal en este proceso es la precipitación, pero también son relevantes otras variables fundamentalmente la evapotranspiración (humedad relativa, velocidad de viento, radiación, temperatura media).

El proceso de análisis y modelación que se presenta en el presente apartado incluye los siguientes pasos:

1. Identificación, caracterización y de las propiedades estadísticas relevantes en las series de datos climáticos.
2. Análisis y modelación de las propiedades de dependencia espacial mediante la parametrización de modelos multivariados.
3. Análisis de la variabilidad interanual de series y ajuste de un modelo de baja frecuencia.
4. Generación de series y validación del modelo estocástico mediante simulación y análisis de las series generadas.

3.1.1 Propiedades estadísticas.

Las propiedades singulares de las series climáticas que se analizan en este capítulo son las siguientes

1. Ocurrencia (solo para la precipitación). La primera propiedad que se ha de caracterizar en las series diarias de precipitación es la ocurrencia del fenómeno en sí. Esta ocurrencia se modelará mediante una variable binaria [0 1].
2. Función de distribución. Cuando se produce la precipitación, esta presenta unas propiedades estadísticas y debe de seguir una función de distribución. Se propone la normalización mediante funciones no paramétricas. El objetivo de este punto es que se transforme la distribución de la muestra a una normal.
3. Estandarización de series. Una vez obtenida una serie considerada con distribución normal, debido a la periodicidad anual, todavía se trata con una serie con medias y coeficientes de variación diferentes según la época del año a que corresponde los datos. El paso inmediato es la estandarización de la serie a una distribución $N(0,1)$ que permita su tratamiento como una serie homogénea.
4. Dependencia temporal. Otra de las propiedades a analizar en las series climáticas es la relación entre un dato y su predecesor en el tiempo, es decir la autocorrelación temporal.
5. Calibración del modelo estocástico. Esta propiedad consiste en el análisis temporal de las series climáticas, así como el planteamiento del tipo de modelo estocástico autorregresivo y el proceso de calibración.
6. Periodicidad. Las series climáticas tienen un comportamiento diferente según la época del año, y por tanto se asume que sus propiedades estadísticas también variarán a lo largo del año. Esta periodicidad anual ha de ser tomada en cuenta para la evaluación de cada una de las propiedades estadísticas de todas las series.

Las propiedades de correlación espacial se analizan en el apartado 3.1.2.

3.1.1.1. Ocurrencia de precipitación (seco-húmedo)

Para la modelación estocástica, se parte de la determinación de si se presenta o no lluvia para el día en estudio (t). Para ello se utiliza una variable dual (X_t); esta se define de tal forma que, si la precipitación es mayor que 0, será un día húmedo ($X_t = 1$) de lo contrario será un día seco ($X_t = 0$). El proceso Markov (Gabriel and Neumann 1962) de retraso uno hace la suposición de que la precipitación para el día en estudio (t) sólo depende de si el día anterior ($t-1$), es un día seco o húmedo.

Se han estudiado modelos de Markov de varios órdenes de dependencia temporal (Ghosh Dastidar et al. 2010; Hosseini et al. 2011); estos estudios concluyen que es suficiente con modelos de orden 1. El estudio de modelos de orden superior solo se recomienda cuando hay una gran persistencia de la serie (Roldán 1994). Los resultados con modelos de Markov de orden superior a 1 no mejoran significativamente en comparación con el modelo de Markov de primer orden (Ghosh Dastidar et al. 2010). Por contra, los modelos de Markov de orden superior aumentan el número de parámetros, así como la complejidad del modelo, con lo que reducen la eficiencia (Ailliot et al. 2015).

Para la definición de la **ocurrencia** en la muestra se proponen diferentes umbrales al valor de la precipitación que definen si se trata como un día lluvioso o seco, este podría cambiar según la calidad y el origen de los diferentes datos disponibles. El umbral depende del valor mínimo de precipitación que puede informar la estación en estudio. Valores comunes utilizados por diferentes autores son: 0 mm (Richardson 1981a; Richardson et al. 1984; Carter et al. 1995; Semenov and Barrow 2002), 0.1mm (Flecher et al. 2010; Chen et al. 2012b; Chen and Brissette 2014b) 0.2 mm (Qian et al. 2004) 0.254 mm (Wilks 1998), 0.3 mm (Mehrotra and Sharma 2007b, a; Mehrotra et al. 2015). Para la metodología propuesta se realiza un análisis de sensibilidad en base a la información de la zona de estudio, por tanto, la recomendación es analizar la información de cada caso para ajustar el umbral más representativo.

Una vez que se define el umbral se seleccionan los días con ocurrencia de precipitación y es necesario generar los vectores de probabilidad históricos. Posteriormente se reduce el número de mediante un cambio de variable basado en series de Fourier, por el que se obtiene un vector de probabilidad crítica (3.1.1.6). Finalmente se generan las series de ocurrencia de precipitación (Figura 3.3).

Las **probabilidades** condicionales para un modelo de Markov de primer orden son un día húmedo seguido de un día seco (p_{01}) y un día húmedo seguido de un día húmedo (p_{11}), un día húmedo seguido de un día seco (p_{10}) y un día seco seguido de un día seco (p_{00}). Las probabilidades condicionales tienen una relación complementaria entre ellas, tal como se puede ver en la siguiente ecuación.

$$\begin{aligned} p_{00} &= 1 - p_{01} \\ p_{10} &= 1 - p_{11} \end{aligned} \tag{3.1}$$

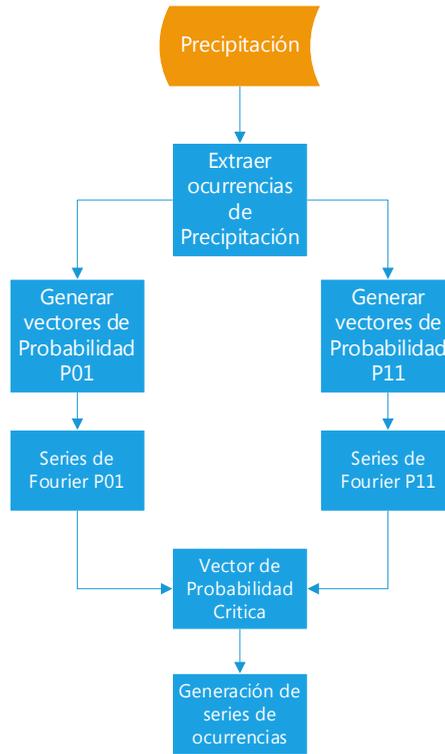


Figura 3.3. Metodología para la determinación de la ocurrencia de precipitación. Fuente: Elaboración propia

Para formar las probabilidades condicionales es necesario determinar a partir de la serie histórica las ocurrencias de precipitaciones, estas se obtienen mediante las ecuaciones (3.2) y (3.3).

$$p_{11} = \frac{\sum_{t=1}^N (X_{t-1} > 0 \wedge X_t > 0)}{\sum_{t=1}^N (X_{t-1} = 0)} \quad (3.2)$$

Donde p_{11} es el vector de probabilidad de transición para dos días húmedos consecutivos, X_{t-1} es la precipitación no nula o nula para un día $t-1$, X_t es la ocurrencia de precipitación observada para el día t de registros históricos y N es el número total de los datos observados.

Siguiendo la misma analogía se determina el vector de probabilidad de ocurrencia de precipitación dado que el día anterior no llovió y en el día en estudio sí (3.3)

$$p_{01} = \frac{\sum_{t=1}^N (X_{t-1} > 0 \wedge X_t > 0)}{\sum_{t=1}^N (X_{t-1} = 0)} \quad (3.3)$$

Donde p_{01} es el vector de probabilidad de transición un día seco y el siguiente un día húmedo. Si se cumplen las condiciones de que la precipitación en $t - 1$ sea cero y en t mayor que cero ($X_{t-1} = 0 \wedge X_t > 0$) entonces suma uno, en otro caso será cero.

La **probabilidad crítica** (p_c) para que un día sea lluvioso depende del día anterior de la serie (X_{t-1}); si es un día seco $p_c = p_{01}$ y si es un día húmedo $p_c = p_{11}$. Este parámetro se utilizará para la generación de pronósticos de lluvia: mediante la generación de una variable aleatoria uniforme $u_t [0,1]$. Se determina que hay precipitación en un día si la variable aleatoria es igual o menor que la probabilidad crítica, es decir $u_t \leq p_c$. En la ecuación (3.4) se presenta el proceso de generación de la ocurrencia de precipitación.

$$X_t = \begin{cases} 1, & \text{si } u_t \leq p_c \\ 0, & \text{en otro caso} \end{cases} \text{ donde } p_c = \begin{cases} p_{01} & \text{si } X_{t-1} = 0 \\ p_{11} & \text{si } X_{t-1} = 1 \end{cases} \quad (3.4)$$

Los valores de p_{01} y p_{11} cambian con la época del año. Por lo tanto, es importante que, a lo largo del año el número de eventos de lluvia sean simulados mediante diferentes parametrizaciones.

Para el proceso de ocurrencia diaria uno de los inconvenientes es el número limitado de datos históricos. Por tales motivos es común modelar las probabilidades de transición de manera acumulada, es decir bisemanal o mensual (Richardson 1981a; Carter et al. 1995; Hayhoe 2000; Stöckle et al. 2001; Flecher et al. 2010; Chen et al. 2012b).

Es importante que el modelo **estocástico** preserve la mayoría de las características durante días, meses y años. El número de parámetros aumenta con la escala elegida, por lo que es importante determinar cuál es el modelo más eficiente para generar series. Se utilizará la notación $p_{11\tau}$ y $p_{01\tau}$ en las ecuaciones 3.2 y 3.3 siendo τ el paso de tiempo (día, semana, quincena, mes). Si no se hace ninguna de las consideraciones anteriores y se define en escala diaria, se obtendría 365 parámetros para cada vector. En esta tesis se propone adoptar inicialmente esta parametrización para después, como se verá más adelante, reducir el número de parámetros mediante series de Fourier. El resultado proporciona una evolución más suave de los valores diarios a la vez que se puede obtener con un reducido número de parámetros.

En la Figura 3.4 se comparan los vectores observados diarios, semanales, mensuales y estaciones de las series observadas de $p_{01\tau}$. Estos reducen su variabilidad en función de la escala de análisis.

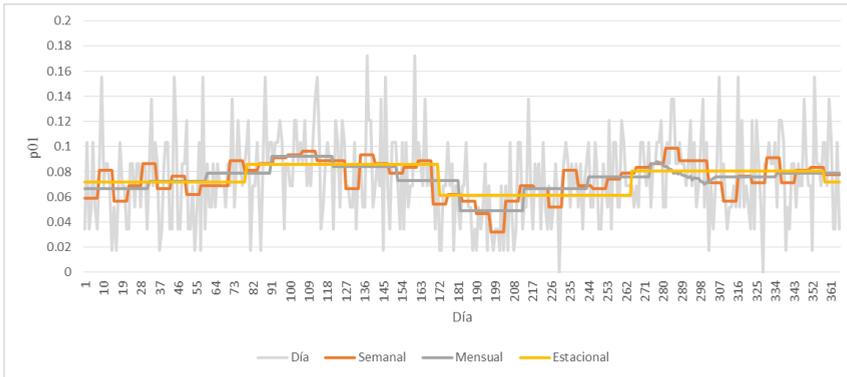


Figura 3.4. Ejemplo de escalas de análisis p_{01} . Fuente: Elaboración propia.

3.1.1.2. Función de distribución

El parámetro de ocurrencia descrito solo se considera para la precipitación. El resto de las variables climáticas: evapotranspiración, temperatura (media, máxima, mínima diaria), viento, radiación solar, humedad relativa, (o solo las que estén disponibles) pueden ser tratadas como una variable continua que se ajusta a una función de distribución. Este tratamiento se dará también a los datos de lluvia en los días que esta es distinta de cero.

La principal utilidad en la evaluación de recursos del resto de variables es la de servir de base para el cálculo de la evapotranspiración potencial de referencia (ETP0). En esta tesis se propone analizar las variables disponibles por separado (temperatura máxima, temperatura mínima y precipitación para las series históricas, al igual que para las series obtenidas de los modelos de simulación global de escenarios de cambio climático) y también de la ETP0 como síntesis de aquellas.

Una vez extraídos los datos de precipitación no nula, estos valores han de ser analizados para definir una función de distribución que los caracterice. Igualmente, para el resto datos climáticos o la ETP0 como la temperatura (máxima, mínima o rango) o la evapotranspiración.

El proceso estocástico de la modelación de la cantidad de las diferentes variables climáticas comienza mediante la obtención de una función de distribución apropiada a cada variable. A efectos prácticos es conveniente encontrar **transformaciones** que den como resultado una serie que se asemeje a la función de distribución normal. Se propone utilizar transformaciones no paramétricas utilizando la misma función para todas las épocas del año. Esto es una solución práctica para modelar la cantidad de precipitación. Se han modelado transformaciones de la función gamma, logarítmica y el doble logaritmo normal, gamma, log gamma (Salas et al. 1980; Bardossy and Plate 1992; Qian et al. 2004; Krishnamoorthy et al.

2008; Lennartsson et al. 2008), así como la distribución normal transformada y truncada (Hundechea et al. 2009; Makhnin y McAllister 2009). En la presente tesis se ha centrado en las transformaciones no paramétricas gamma, logarítmica, doble logaritmo y log-gamma las cuales pueden ser aplicadas de manera general y a todas las series (Figura 3.5) y ecuaciones siguientes.

$$y_t = \log(VC_t + 1) \quad (3.5)$$

$$y_t = \log(\log(VC_t + 1) + 1) \quad (3.6)$$

$$y_t = \sqrt[3]{VC_t} \quad (3.7)$$

$$y_t = \log(\sqrt[3]{VC_t} + 1) \quad (3.8)$$

$$y_t = \log(\sqrt[3]{VC_t} + 1) \quad (3.9)$$

Donde y_t es el valor de las diferentes variables climáticas normalizadas para el día t , VC_t son valores observados de la variable analizada en cada caso que podrá ser precipitación-temperatura o precipitación-evapotranspiración.

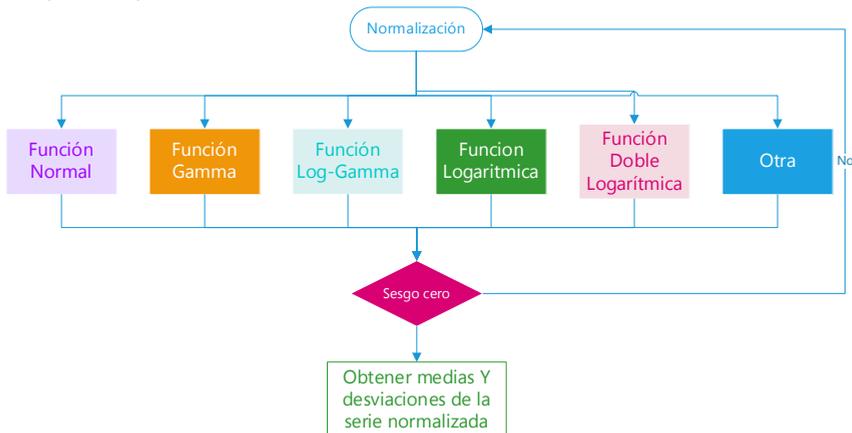


Figura 3.5. Proceso de normalización de las series climáticas. Fuente: Elaboración propia.

3.1.1.3. Estandarización

Para corregir la variabilidad estacional de los parámetros de media y varianza de la serie se realiza la estandarización. Mediante esta se procede a convertir la serie en homogénea. Como serie homogénea se podrá realizar el análisis de las propiedades de dependencia temporal. La estandarización transforma la serie en otra con una media y desviación estándar dada, por lo que se tiene que transformar la media a cero y la varianza a uno $\mu \cong 0 \wedge \sigma \cong 1$. De acuerdo con la metodología propuesta

se estandariza mediante las medias y desviaciones parametrizadas en cada caso.

La periodicidad de la serie se eliminará conforme a la estandarización. Que, para el caso de la precipitación, solo se aplica para los días que se presenta ocurrencia (3.10) de precipitación.

$$z_t = \frac{y_t - \mu f_\tau}{s f_\tau} \quad (3.10)$$

Donde z_t es la serie completa estandarizada para el día t , y_t es la serie normalizada para el día t . Donde μf_τ y $s f_\tau$ son vectores de medias y desviaciones estándar respectivamente parametrizados para el año medio en el día τ .

3.1.1.4. Análisis de la dependencia temporal.

La dependencia temporal se caracteriza mediante la correlación con los días anteriores al día en estudio. Dado que las variables climáticas tienen una corta memoria se propone utilizar el modelo autorregresivo AR(p) con un bajo grado de dependencia (AR(1) o AR(2)). De hecho, si solo se tratara de una modelación estocástica univariada se podría prescindir el modelo estocástico, pero, como se verá, la modelación estocástica sí es necesaria para el tratamiento multivariado de series.

La formulación general del modelo autorregresivo se puede presentar de mediante la ecuación 3.11.

$$z_t = \sum_{p=1}^P \phi_p z_{t-p} + \varepsilon_t \sigma_\varepsilon \quad (3.11)$$

Donde z_t es la serie estandarizada para el día t , ϕ_p son los parámetros autorregresivos, z_{t-p} es el vector estandarizado de las diferentes variables climáticas para el día t menos el orden del modelo autorregresivo p , ε_t es la serie residual y σ_ε que representa el error de la varianza de la serie residual ε . Para el caso de la precipitación la ecuación solo es de aplicación para los días con lluvia precedidos de otro día con lluvia, puesto que los valores nulos ya han sido procesados mediante el análisis de ocurrencia.

El análisis autorregresivo es necesario para evaluar y modelar la dependencia temporal. En función del modelo autorregresivo **AR(p)** que mejor se adapte a las condiciones de dependencia del tiempo, es decir, un día, dos días, tres días etc. Las series de corta memoria presentan una correlación que rápidamente decae a cero mientras que los modelos de larga memoria tienden a decaer lentamente hasta cero. En el caso de las variables de precipitación y temperatura suelen decaer rápidamente

(Salas et al. 1980; Richardson et al. 1984; Wilks 1999b; Chen et al. 2012b; Keller et al. 2015) y para la evapotranspiración pueden requerir hasta un retraso de hasta 3 días (Pandey et al. 2009). Parámetros periódicos en el caso de modelaciones de series interanuales son recomendados por Salas et al. (1980), pero estos incrementarían de manera considerable el número de parámetros. Por tanto, una reducción de la eficiencia de los algoritmos por lo tanto no se recomienda su uso. La función de autocorrelación para la serie normalizada y estandarizada se presenta en la ecuación (3.12)

$$r_k(z) = \frac{\sum_{t=1}^{N-k} (z_t - \bar{z}) (z_{t+k} - \bar{z})}{\sqrt{\sum_{t=1}^N (z_t - \bar{z})^2 \sum_{t=1}^N (z_{t+k} - \bar{z})^2}} \quad (3.12)$$

Donde $r_k(z)$ es el coeficiente de autocorrelación con retraso de tiempo k , z_t es el valor normalizado y estandarizado, \bar{z}_t es el promedio de z_t , y N es el número de días en estudio.

La correlación temporal puede cambiar en periodos estacionales para análisis mensuales y anuales. Para el análisis de series diarias la correlación se formulará constante debido a que en periodos prolongados de tiempo a escala diaria la correlación decae rápidamente (Chen et al. 2012b; Sparks et al. 2018).

En el modelo estocástico al presentar corta memoria es suficiente reflejar la variabilidad media mensual. Pero no refleja la variabilidad interanual. Para modelar la variabilidad interanual se propone ampliar la formulación con el método de baja frecuencia que se describe en el apartado 3.1.3.

3.1.1.5. Calibración del modelo estocástico para cantidad

El modelo estocástico parte de la serie estandarizada y la dependencia temporal donde se obtienen los coeficientes de correlación, posteriormente se calibran los parámetros del modelo autorregresivo y se genera la serie residual, el proceso termina si la serie residual no presenta dependencia temporal (Figura 3.6). De esta manera se puede obtener una serie residual la cual debe cumplir con la función de distribución normal estándar.

Para la estimación de los parámetros autorregresivos una opción eficiente es el método de momentos (Salas et al. 1980). Debido a la baja correlación que se obtiene con las series de lluvia, autores como Richardson et al. (1984), Chen et al. (2012a), Mehrotra et al. (2015) han considerado la distribución normal sin tomar en cuenta las correlaciones. Esta opción puede ser apropiada en modelos univariados, pero es necesaria para modelos multivariados como verá en el apartado 3.1.2.

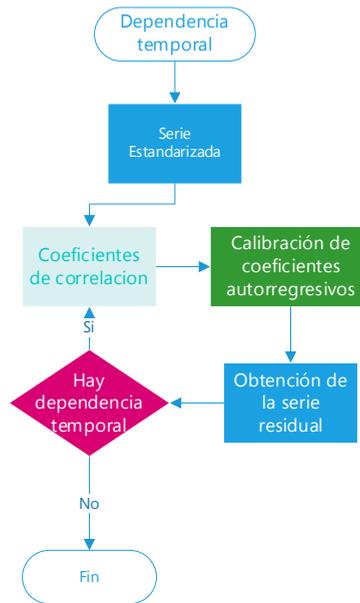


Figura 3.6. Proceso de normalización de las series climáticas. Fuente: Elaboración propia.

3.1.1.6. Reducción de parámetros mediante series de Fourier.

Una de las características más importantes del proceso de precipitación es la variabilidad estacional. La cantidad de precipitación cambia periódicamente con el año. Parámetros como media, desviación estándar y coeficientes autorregresivos también presentan periodicidad (Salas et al. 1980). El número de parámetros depende directamente de la variabilidad de la precipitación, temperatura (máxima, mínima o rango) y evapotranspiración. Si se considera los parámetros variables a escala diaria, se tiene un gran número de parámetros que se debe estimar. Es necesario reducir su número con el objetivo de preservar la parsimonia estadística del modelo. Cuando diferentes parámetros muestran la periodicidad se pueden analizar con series de Fourier (Salas et al. 1980). El objetivo principal de esta técnica es reducir el número de parámetros cuando las series son periódicas o estacionales. En las ecuaciones 3.13 a 3.15 se formulan para proceso de reducción de los parámetros mediante series de Fourier. Mediante esta parametrización se plantearán los diferentes armónicos necesarios para la representación de la variabilidad de la serie histórica. Las diferentes escalas van de parametrizaciones mensuales a diarias dependiendo cada caso será diferente.

$$f_{\tau} = \bar{u} + \sum_{j=1}^h \left[\bar{A}_j \cos\left(\frac{2\pi\tau}{w}\right) + \bar{B}_j \sin\left(\frac{2\pi\tau}{w}\right) \right] \quad (3.13)$$

Donde f_τ es el vector de las series de Fourier, \bar{A}_j y \bar{B}_j son los vectores de coeficientes cosenoidales de Fourier, \bar{u} es el valor medio diario de la serie histórica (medias, desviaciones), j es el armónico en análisis hasta llegar a h que es el número total de armónicos.

La ecuación para determinar \bar{A}_j es la siguiente:

$$\bar{A}_j = \frac{2}{w} \sum_{\tau=1}^w \bar{u} \cos\left(\frac{2\pi\tau}{w}\right) \quad j = 1,2,3 \dots \dots \dots j = 182 \quad (3.14)$$

La ecuación para \bar{B}_j se obtiene de la manera siguiente:

$$\bar{B}_j = \frac{2}{w} \sum_{\tau=1}^w \bar{u} \sin\left(\frac{2\pi\tau}{w}\right) \quad j = 1,2,3 \dots \dots \dots j = 182 \quad (3.15)$$

Donde j es el armónico (de 1 a 182), y h es el número total de armónicos, que es igual a $w/2$ cuando el número de armónicos es par y $(w-1)/2$ cuando el número de armónicos es impar, w es el número posible de armónicos. Por ejemplo, para la simulación diaria se tienen 365, por lo tanto, el número de armónicos es $h = 182$.

Para el valor de \bar{u} se determinan diferentes series de Fourier v_τ . Las series de Fourier que se proponen son las siguientes:

- El vector de probabilidad de transición $p_{01\tau}$.
- El vector de probabilidad de transición $p_{11\tau}$.
- La media de la precipitación para (μ_τ) .
- La desviación estándar de la precipitación para los días húmedos (s_τ)
- La media de la temperatura máxima, mínima o rango (μ_τ) y desviación estándar (s_τ).
- La media de la evapotranspiración (μ_τ) y desviación estándar (s_τ).

Se ha de formular para 4 variables para precipitación y 2 para el resto de las variables climáticas. En cada caso se analiza tanto el número de parámetros adecuado mediante el periodograma o que se represente la variabilidad diaria suficiente para el correcto ajuste estocástico del modelo. El número de parámetros podrá ser desde 1 hasta 182 que es el máximo para los 365 días del año.

Para elegir el número de armónicos significativos, el procedimiento habitual indica que se seleccionarán en base al periodograma acumulativo. Este es el promedio de la desviación estándar de los armónicos MSD_h (por sus siglas en inglés) entre la desviación estándar media de la serie observada MSD_y , la cual se presenta en la ecuación

(3.16). Se puede aceptar desde el 90 por ciento de la representación de la varianza explicativa (ve). Una vez explicada la varianza se utilizan los armónicos seleccionados.

$$P_i = \frac{\sum_{j=1}^i MSD_h}{MSD_y} \tag{3.16}$$

Donde P_i es el periodograma acumulativo de la varianza explicativa (ve), MSD_h es la desviación estándar de los armónicos j que se calculan según la ecuación (3.17).

$$MSD_h = \frac{1}{2} (\bar{A}_j^2 + \bar{B}_j^2) \quad j = 1, 2, \dots \dots j = 182 \tag{3.17}$$

Finalmente MSD_y es la desviación estándar de la serie observada que se obtiene con la ecuación siguiente.

$$MSD_y = \frac{1}{w} \sum_{\tau=1}^w (y_\tau - \bar{u}_\tau) \tag{3.18}$$

A pesar de no contar con varianza explicativa se recomienda utilizar un menor número de parámetros. En la Figura 3.7 se presenta una serie de medias comparando el cálculo diario con otros periodos de referencia. Se aprecia la alta variabilidad en la escala diaria, lo cual indica la necesidad de suavizarla. En la Figura siguiente se puede observar una serie de parámetros calculados en escala diaria junto con las correspondientes series de Fourier para 4 y 12 parámetros. A pesar de que estos ajustes no cumplen con el indicado 90% de representación en el periodograma acumulativo, esta condición puede descartarse aceptando que la variabilidad en la serie diaria de parámetros calculados se debe al ruido de la muestra. Por esto, a pesar de no cumplir, es más recomendable usar una serie de pocos parámetros que dé una evolución más uniforme.

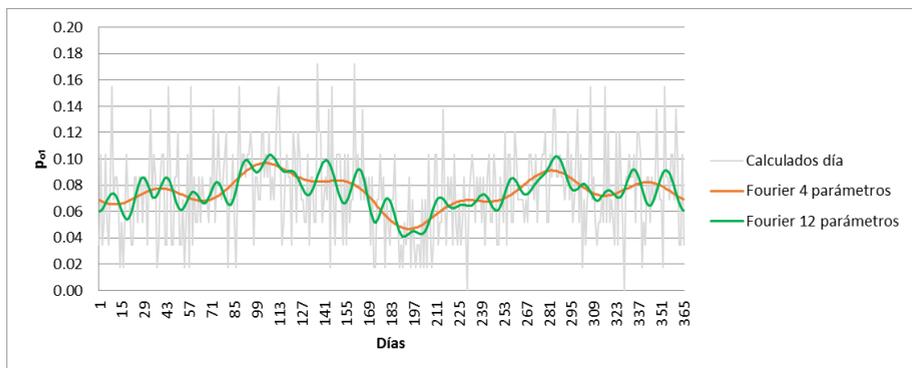


Figura 3.7. Proceso de reducción de parámetros de Fourier 4 y 12 parámetros. Fuente: Elaboración propia.

3.1.2 Análisis de la dependencia espacial.

En el apartado anterior se ha revisado las propiedades singulares de las series sin tener en cuenta la correlación entre ellas. Si se considera la correlación espacial cambian principalmente dos aspectos en la metodología:

- En primer lugar, para la precipitación, la ocurrencia de precipitación puede tener relación no solo con lo sucedido en $t-1$ en la misma estación, sino también con lo sucedido en estaciones vecinas.
- Y para la obtención de la cantidad, cada valor depende, no solo su valor en un tiempo anterior, sino también del valor de otras estaciones vecinas. Esto es, la modelación autorregresiva descrita en 3.1.1.4 debe ampliarse a una modelación autorregresiva multivariada.

3.1.2.1. Modelación de la ocurrencia multivariada de precipitación

La ocurrencia de precipitación se encuentra correlacionada temporalmente mediante los vectores de transición. Para correlacionarla espacialmente en las estaciones vecinas es necesario ampliar la metodología (Figura 3.8).

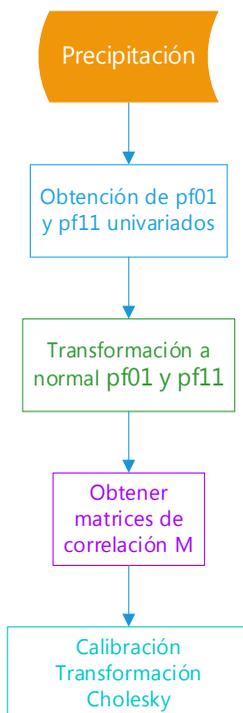


Figura 3.8. Metodología para la determinación de la ocurrencia de precipitación multivariada. Fuente: Elaboración propia

Primeramente, se formula el proceso univariado de p_{01} y p_{11} , tal y como se describe en el apartado 3.1.1.1. En este se determinan los vectores de transición y se reduce el número de parámetros mediante las series de Fourier.

El segundo paso consiste en la transformación a normal inversa de las probabilidades $f(p_{01\tau})$ y $f(p_{11\tau})$. Esta transformación se realiza debido que es más eficiente utilizar una función de distribución normal (Wilks 1998; Brissette et al. 2007). Por lo tanto, se realiza una transformación de uniforme a normal inversa de acuerdo a la ecuación (3.19)

$$\begin{aligned} \{p_{11\tau}\} &= \Phi^{-1}\{f(p_{11\tau})\} \\ \{p_{01\tau}\} &= \Phi^{-1}\{f(p_{01\tau})\} \end{aligned} \quad (3.19)$$

Donde Φ^{-1} es la función de transformación de función uniforme a normal inversa, f es la función de Fourier. Para la transformación se utiliza el algoritmo de Beasley-Springer-Moro el cual es descrito por Glasserman (2004).

Posteriormente se realiza un análisis espacial donde se calibran los vectores de coeficientes para modelar la correlación donde se obtienen las correlaciones cruzadas de acuerdo a la ecuación (3.20)

$$r_k^{ij}(p) = (\Phi^{-1}f(p_{11\tau})^i) - (\Phi^{-1}f(p_{01\tau})^j))^k \quad (3.20)$$

Una única matriz media es necesaria para la obtención de la dependencia espacial de las probabilidades (Brissette et al. 2007; Keller et al. 2015; So et al. 2015) de acuerdo a la ecuación (3.21). Esta matriz tiene en el vector diagonal valores de 1.

$$[M_k] = \begin{bmatrix} 1 & \dots & r_k^{(1,j)} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ r_k^{(i,1)} & \dots & 1 \end{bmatrix} \quad (3.21)$$

Donde $r_k^{(i,j)}$ estima las correlaciones cruzadas para un desfase de tiempo $k = 1$, $\Phi^{-1}(f(p_{11\tau})^{(i,j)})$ y $\Phi^{-1}(f(p_{01\tau})^{(i,j)})$ son las probabilidades de transición después de ser transformadas de orden $k=1$ para las estaciones i, j y $[M_k]$ es una matriz correlacionada espacialmente a una escala diaria para las diferentes estaciones y un retraso de k días.

Como último paso es necesario la resolución de la ecuación (3.22), se propone utilizar la descomposición de Cholesky (Higham 2009). Esta resolución en años recientes se ha extendido en diferentes análisis espaciales (Brissette et al. 2007; Keller et al. 2015; So et al. 2015). Al realizar esta descomposición se obtiene una matriz normalmente correlacionada [NC]

Posterior a la calibración se utiliza la matriz normalmente correlacionada [NC] para determinar la ocurrencia de precipitación multivariada. Para la

determinación de si un día presenta precipitación en los diferentes sitios de análisis se utilizan los vectores de transición multivariadas. En la Figura 3.9 se describe el proceso metodológico para la generación de series de ocurrencia de precipitación.

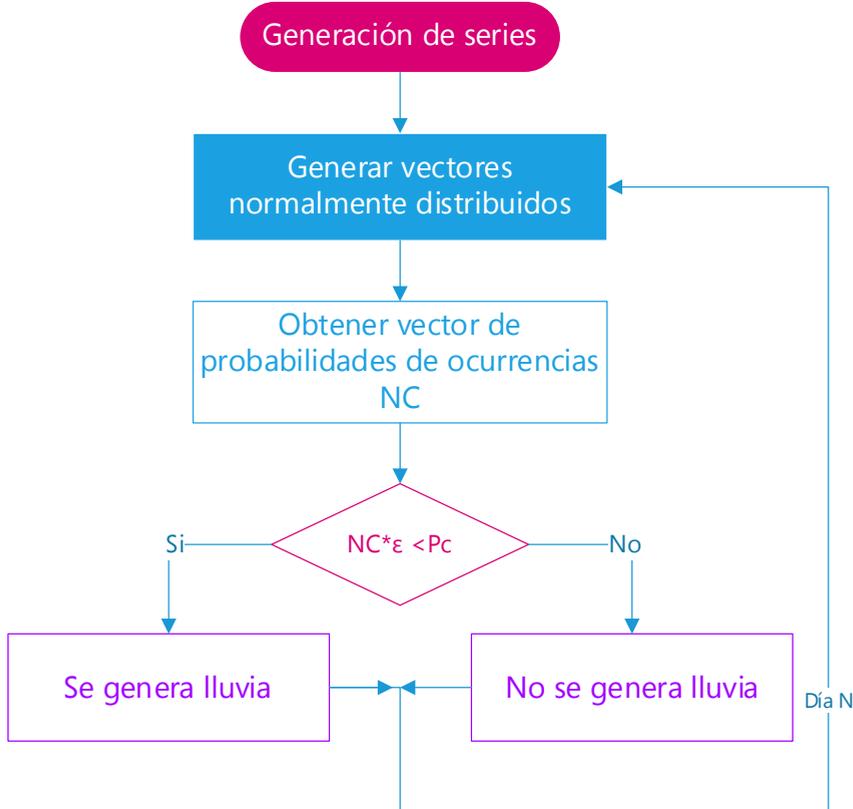


Figura 3.9. Metodología para la determinación de la ocurrencia de precipitación multivariada. Fuente: Elaboración propia

Como primer punto para la obtención de la generación de series sintéticas es necesario generar un vector normalmente distribuido (ε) y multiplicarlo por la matriz de coeficientes NC. Posteriormente, se determina la ocurrencia en función del vector de probabilidad crítica como se presenta en las ecuaciones (3.22) y (3.23).

$$\{X\} = \begin{cases} 1, & \text{si } ([NC] * \{\varepsilon\}) \leq \{p_c\} \\ 0, & \text{en otro caso} \end{cases} \quad (3.22)$$

Dónde: $\{X\}$ es el vector de ocurrencia de precipitación que toma dos valores 0 y 1.

$$\{p_c\} = \begin{cases} \emptyset^{-1}\{p_{01}\} & \text{si } \{X_{t-1}\} = 0 \\ \emptyset^{-1}\{p_{11}\} & \text{si } \{X_{t-1}\} = 1 \end{cases} \quad (3.23)$$

Este procedimiento se actualiza para cada estación comparando uno a uno los términos de los vectores de probabilidad para cada día en estudio y se repite hasta que se modelan todos los días, meses y años definidos por la serie observada.

3.1.2.2. Modelación multivariada de la cantidad.

La modelación estocástica multivariada de la cantidad para las diferentes variables climáticas sigue un procedimiento similar al modelo estocástico univariado (apartado 3.1.1.4) con las modificaciones que a continuación se detallan.

El procedimiento sigue lo descrito para series univariadas hasta la estandarización para las diferentes variables climáticas. En el análisis multivariado se obtienen los coeficientes de correlación cruzada entre series. Y se modela en conjunto con la dependencia temporal una vez se dispone de las series con distribución normal estándar. Finalmente se obtienen las series residuales que deben cumplir con la no correlación espacial ni temporal para aceptar el modelo estocástico (Figura 3.10).

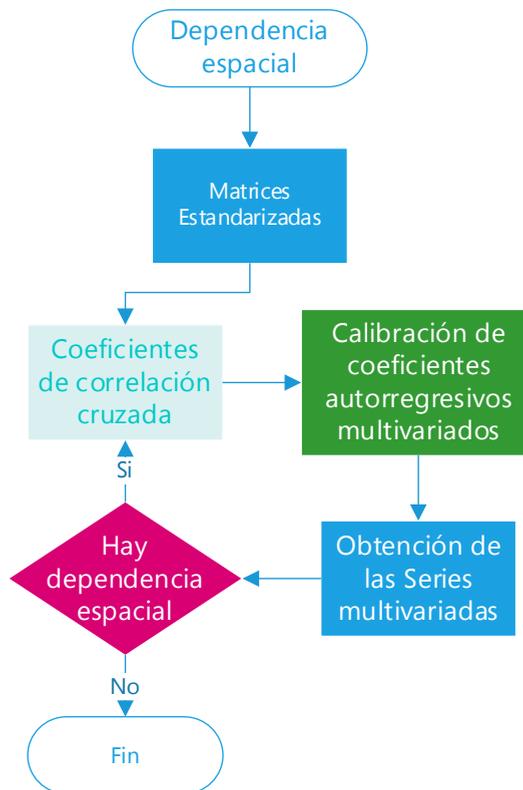


Figura 3.10. Metodología para la calibración de cantidad multivariada. Fuente: Elaboración propia

Para analizar la dependencia espacial y temporal se calcula la correlación cruzada. Está se obtiene mediante la ecuación (3.24) que aplicada a todas las series del proceso proporciona la matriz de correlación cruzada (3.25).

$$r_k^{ij}(z) = \frac{\sum_{\tau=1}^{N-k} (z_{\tau}^i - \bar{z}_{\tau}^i) (z_{\tau+k}^j - \bar{z}_{\tau+k}^j)}{\sqrt{\sum_{\tau=1}^N (z_{\tau}^i - \bar{z}_{\tau}^i)^2 \sum_{\tau=1}^N (z_{\tau+k}^j - \bar{z}_{\tau+k}^j)^2}} \quad (3.24)$$

$$[MC_k] = \begin{bmatrix} r_k^{(1,1)} & \dots & r_k^{(1,n)} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ r_k^{(n,1)} & \dots & r_k^{(n,n)} \end{bmatrix} \quad (3.25)$$

Donde $[MC_k]$ es la matriz de correlación cruzada para los distintos desfases temporales k , $r_k^{(i,j)}$ es el coeficiente de correlación entre las series i y j , para un desfase temporal k , n es el número de estaciones climáticas de la modelización multivariada.

La modelación multivariada mediante un modelo autorregresivo de orden p se obtiene de acuerdo a la ecuación (3.26).

$$\{z\}_t = [\phi]_1 \{z\}_{t-1} + [\phi]_2 \{z\}_{t-2} + [\phi]_3 \{z\}_{t-3} + \dots + [\phi]_p \{z\}_{t-p} + [\phi]_0 \{\varepsilon\}_t \quad (3.26)$$

Donde $\{z\}_t$ es el vector de series estandarizadas en fecha t , $[\phi]_p$ es la matriz de coeficientes autorregresivos multivariados de orden p , $[\phi]_0$ es la matriz de correlación espacial de orden 0 y $\{\varepsilon\}_t$ es el vector de residuos. (Salas et al. 1985) propone una formulación para la obtención de los parámetros FI.

Posteriormente es necesario analizar las matrices de las series residuales para evaluar la independencia de estas como medida de la calidad del modelo estocástico multivariado. Las series residuales se calculan mediante la ecuación (3.27).

$$\{\varepsilon\}_t = [\phi]_0^{-1} (\{z\}_t - [\phi]_1 \{z\}_{t-1} - [\phi]_2 \{z\}_{t-2} - \dots - [\phi]_p \{z\}_{t-p}) \quad (3.27)$$

Donde $\{\varepsilon\}_t$ es un vector de valores en t de la serie residual. $\{z_t\}$ son las series normalizadas y estandarizadas, $[\phi_p]$ es la matriz de coeficientes autorregresivos para el modelo estocástico multivariado.

3.1.3. Corrección de series de baja frecuencia multivariado

La modelación descrita en los puntos anteriores permitiría obtener series de datos válidos para periodos horizonte de corta longitud. Para periodos largos en la bibliografía se encuentra información escasa para representación de periodos largos, hiperanuales de sequía.

El análisis de baja frecuencia es un ajuste de las variables climáticas en el que se permite que los parámetros obtenidos a escala diaria presenten una variabilidad interanual conservando las propiedades estadísticas diarias, mensuales y anuales a largo plazo. Este análisis corrige la variabilidad anual dado que se analizan y parametrizan las propiedades estadísticas anuales.

El ajuste de baja frecuencia consiste en ajustar la variabilidad anual de las series a la muestra histórica. A manera que las variables climáticas presenten anualmente la tendencia a permanecer por debajo de la media durante dos o más años.

A continuación, se propone el ajuste de un modelo de baja frecuencia a escala anual, en base a un modelo autorregresivo. Aunque también se podría ensayar cualquier tipo de modelo estocástico como: ARMA, redes neuronales, funciones de optimización (Loucks and van Beek 2017; Sparks et al. 2018).

Este análisis se basa en realizar la modelación mediante un modelo autorregresivo estocástico multivariado AR (1) pero con una escala temporal a largo plazo (anual o mensual). Los pasos por realizar serán: normalización, estandarización y modelación estocástica multivariada a escala anual o mensual similar a lo descrito en el apartado 3.1.2.2. En la ecuación (3.30) se presenta el proceso de obtención de la serie estándar.

$$z_a = \frac{y_a - \mu_A}{s_A} \quad (3.28)$$

Donde y_a es la serie normalizada para la escala anual a , μ_A es la media de la serie anual, s_A es la desviación estándar a escala anual A , y z_a es la serie estandarizada resultante.

En la fase de generación de series se obtendrá una serie de valores anuales de la serie y_a que servirá para realizar la corrección de baja frecuencia a la serie diaria, como se presenta en la ecuación 3.29.

$$y_a = \mu_A + s_A z_a \quad (3.29)$$

Donde y_a es la serie normalizada anual. Finalmente se realiza la corrección de la serie anual considerando las series anuales obtenidas del modelo diario y_{ai} y del modelo anual y_a . Las series del modelo ajustado i serán las definidas en el periodo de simulación, las cuales pueden ser de

200 a 1000 años. De esta forma se obtiene un factor anual f_a para corregir cada una de las series diarias, de acuerdo a la siguiente ecuación:

$$f_a = \frac{y_{ai}}{y_a} \quad (3.30)$$

Donde f_a son los factores de correcciones anuales, y_{ai} son las series anuales normalizadas para la serie i , y_{ai} es el promedio anual de las series con el modelo a en escala diaria.

Posteriormente, se aplica el factor de ajuste anual año con año ajustando las cantidades diarias de las variables climáticas.

$$y_{ti} = f_a y_a \quad (3.31)$$

Donde y_{ti} es la serie diaria ajustada para cada una de las series generadas i . f_a son los factores de correcciones anuales. Una ventaja de este modelo estocástico que no requiere de un proceso iterativo como la mayoría de los generadores estocásticos y presenta resultados fiables para las diferentes variables climáticas.

3.1.4. Generación de series sintéticas multivariadas

Para la generación de series sintéticas el modelo estocástico se divide en dos estados, la ocurrencia de precipitación y la cantidad las diferentes variables climáticas. La ocurrencia de precipitación se describe en el apartado 3.1.1.1.

El proceso de cantidad de las variables climáticas comienza a partir de la generación mediante el modelo AR(p) multivariado, estandarización, normalización inversa y corrección de baja frecuencia anual. El esquema detallado de la modelación multivariada tanto diario como anual se presenta en la Figura 3.11

El proceso de obtención de la cantidad de las diferentes variables climáticas comienza a partir de la generación de números aleatorios correlacionados con una distribución normal y generar las series estandarizadas mediante el modelo estocástico. Una vez obtenidos los vectores estandarizados espacialmente correlacionados se procede a la desestandarización. Posteriormente, se aplica la desnormalización, mediante las ecuaciones inversas las funciones de transformación para las diferentes variables climáticas (VC): logarítmica, doble logarítmica, gamma, log-gamma y raíz cuadrada ecuaciones (3.32) a (3.36).

$$VC_t = e^{y_t} - 1 \quad (3.32)$$

$$VC = e^{(e^{y_t^{-1}}) - 1} \quad (3.33)$$

$$VC_t = y_t^3 \quad (3.34)$$

$$VC_t = (e^{y_t} - 1)^3 \quad (3.35)$$

$$VC_t = y_t^2 \quad (3.36)$$

Los resultados de la modelación multivariada son validados a través de la generación de series para reproducir las características estadísticas, estas pueden oscilar entre 200 series (Sánchez-Quispe 1999) a 1000 series (Tung y Chen 2017; Papalexiou 2018), dependiendo el caso de estudio. Por otro lado, para su comparación las series generadas deben de tener la misma longitud que las series históricas, además de considerar un periodo de calentamiento.

Para validar los resultados sintéticos generados se analizan diferentes pruebas de bondad de ajuste. Las pruebas bajo la hipótesis nula que las series de variables climáticas son iguales que las series sintéticas con una confianza del 95%. Las pruebas analizadas son Kolmogorov-Smirnov, Wilcoxon, la prueba t y la prueba F.

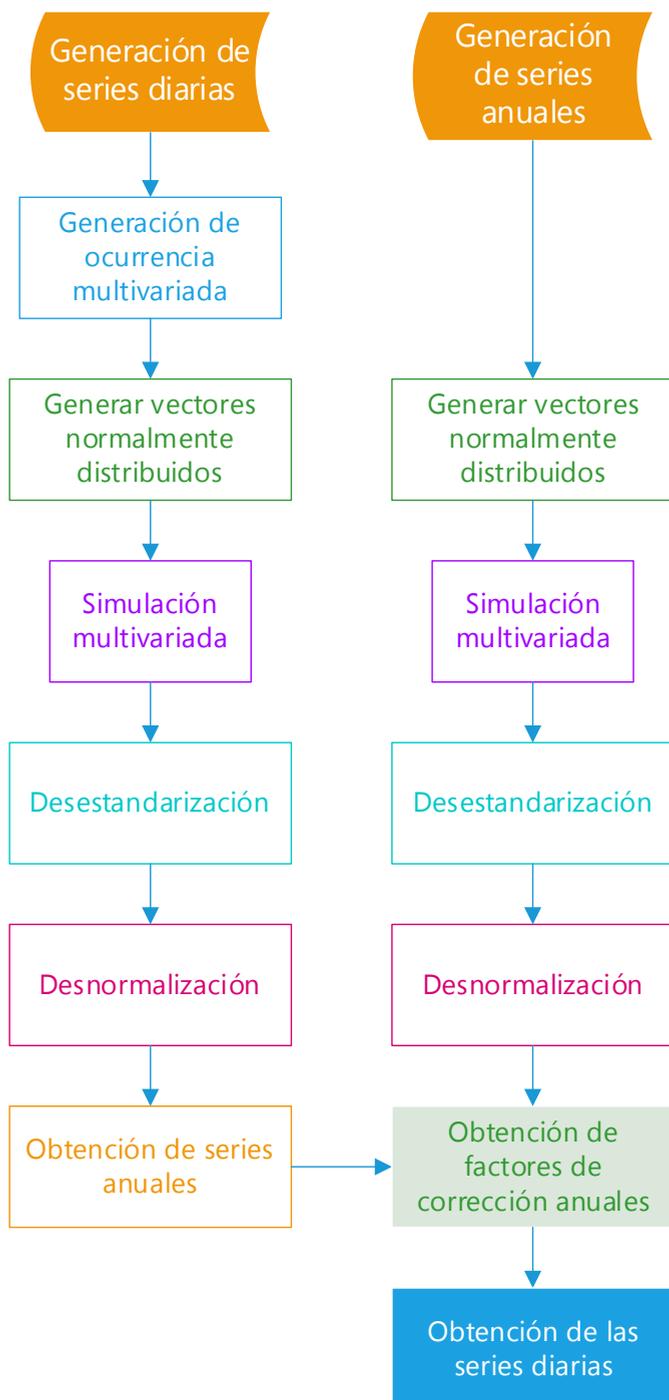


Figura 3.11. Proceso de generación de series sintéticas multivariadas.

3.2 Análisis conjunto de variables climáticas

El análisis de las variables climáticas como se ha planteado en los apartados anteriores se plantea con una resolución independiente de las ocurrencias de precipitaciones. El capítulo anterior propone el procedimiento para el análisis multivariado en escala diaria de los datos climáticos. Que por su importancia en la generación de recursos se puede limitar a solo la precipitación y la evapotranspiración.

En este capítulo se trata la correlación que puede darse entre ambas variables: la precipitación y la evapotranspiración. El evento de lluvia no lluvia correlacionado con la evapotranspiración y temperatura incluso otras en caso de contar con la información. La evapotranspiración puede ser obtenida mediante métodos basados en la temperatura máxima y mínima como por ejemplo Hargreaves, Thornthwaite, Baier-Robertson, entre otros (Pandey et al. 2016). La evapotranspiración que se obtiene mediante estos métodos es una evapotranspiración de referencia ET_0 descrita por Allen et al. (1998). En este documento se nombra la evapotranspiración de referencia como evapotranspiración o ETP.

La ocurrencia de la precipitación es una parte esencial de la metodología ya que afectara la estimación de la precipitación, temperatura (máxima, mínima o rango de temperatura) y precipitación. Al ser una metodología a escala diaria la ocurrencia de precipitación dependerá si se presenta en un día lluvia o no.

Al analizar un proceso completo se deberá determinar precipitación-temperatura o precipitación-evapotranspiración. De acuerdo a la metodología la ocurrencia afectará siempre a las variables temperatura o evapotranspiración. La elección de cada modelo dependerá de la información disponible para cada caso de estudio.

En la Figura 3.12 se presenta un esquema general de la modelización estocástica la cual es la base para la presente tesis donde se asume una dependencia fuerte entre la ocurrencia de precipitación con la evapotranspiración.

Se propone considerar la relación entre el proceso de ocurrencias y evapotranspiración la cual presenta diferentes medias dependiendo si hay lluvia o no. A manera de ejemplo en la Figura 3.13 se presenta la evapotranspiración para días lluviosos y días sin lluvia para un punto de control. Se puede apreciar que las evapotranspiraciones son menores cuando se tiene precipitación. En cambio, cuando no hay precipitación la evapotranspiración es mayor. Los días con lluvia ocasionan un decremento en la temperatura y evapotranspiración a diferencia de los días sin lluvia que la temperatura y evapotranspiración es mayor.

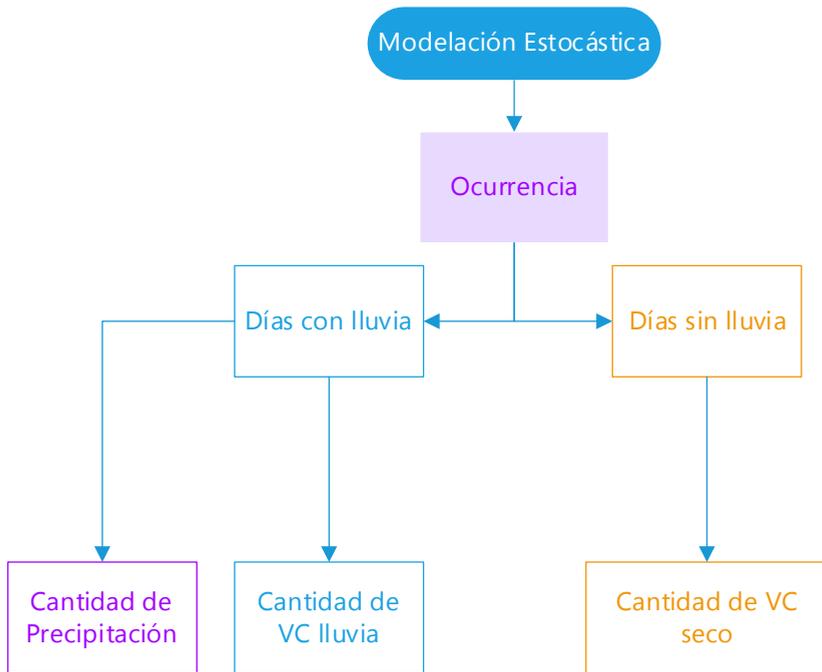


Figura 3.12. Dependencia diaria de las diferentes variables climáticas. VC (Variables Climáticas). Fuente: Elaboración propia.

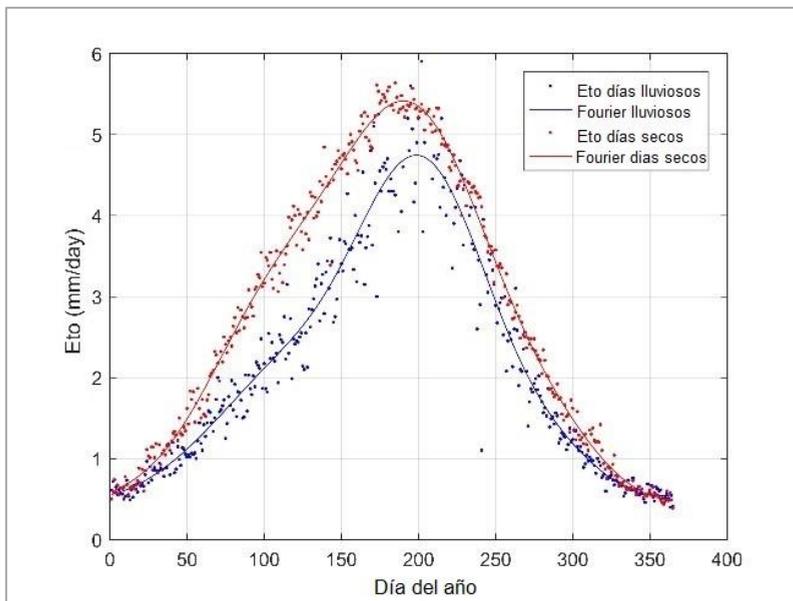


Figura 3.13. Evapotranspiración media diaria con dependencia de la ocurrencia de precipitación. Fuente: Elaboración propia.

Para incorporar esta dependencia dentro del proceso estocástico consiste en:

- Separar los días con y sin lluvia
- Tratamiento de la ETP como dos series distintas con diferentes medias y desviaciones.
- Normalización y ajuste de Fourier.
- Transformar cada una de las dos series en una serie homogénea mediante el proceso de estandarización
- Realizar la modelación estocástica multivariada con una serie por cada estación o zona de estudio.

La generación de series parte del proceso de ocurrencia de precipitación multivariado de acuerdo con el apartado 3.1.2.1. De este se extraen dos casos: el primero si se tiene precipitación se utilizarán los estadísticos de medias y desviaciones de evapotranspiraciones para días lluviosos, el segundo ocurre si no se tiene precipitación, para este caso se utilizan los estadísticos de evapotranspiración para días secos. El resto de la metodología es la misma que se describe en el apartado 3.1.4.

3.3 Confiabilidad de la modelación estocástica

Para completar la modelación de series ya sea mediante el modelo estocástico univariado o multivariado es necesario validar los modelos propuestos.

Se han de realizar las correspondientes pruebas de bondad de ajuste para el proceso de ocurrencia de precipitación y cantidad de precipitación, así como de las demás variables climáticas.

3.3.1 De la ocurrencia de precipitación.

Para el caso del primer estado que es la ocurrencia de precipitación la parametrización se realiza a los vectores de transición $pf_{11\tau}$ y $pf_{01\tau}$ y se obtienen los límites de confianza que se calculan mediante la ecuación de Walpole et al., (1999).

Además, se comparan con una distribución normal para validar el modelo. Se generan las ocurrencias de precipitación, el cual implícitamente incorpora la variabilidad climática. También se hace un análisis de que tan capaz es el modelo de representación de las series históricas.

3.3.2 Del modelo de dependencia temporal y espacial

El objetivo de la modelación estocástica es la generación de series de las diferentes variables climáticas y que estas preserven las características

estadísticas dentro de los límites de confianza. Durante la modelación se determinan diferentes parámetros, lo cuales tienen que presentar un buen ajuste. El objetivo de la generación de series es la adecuada representación de las características de las series hidrológicas con el menor número de parámetros. La modelación debe ser capaz de preservar la variabilidad espacial, temporal e interanual de los análisis realizados. Es necesario que un modelo estocástico sea capaz de representar la media, desviación estándar, el sesgo y la correlación temporal (Ababaei et al. 2014; Pulkkinen et al. 2019).

Para la verificación de los modelos estocásticos autorregresivos AR(p) se evalúan las diferentes pruebas que permitan indicar que el modelo estocástico es el adecuado para generar series sintéticas. La serie residual debe satisfacer la normalidad de los residuos ($\varepsilon \cong 0, s_\varepsilon \cong 1$), que no están correlacionados ($r_k(\varepsilon) \cong 0$) e insesgados ($g_\varepsilon \cong 0$). La función de probabilidad de la serie residual se verifica mediante los límites del intervalo de confianza de Anderson (Anderson 1941).

En el caso de las series generadas sirven para analizar el desempeño del modelo estocástico. La realización de estas pruebas bajo hipótesis nula que las series generadas y series históricas son estadísticamente iguales con una determinada confianza. Para el modelo AR(p) se analizaron las diferentes pruebas como son kolmogorov-Smirnov, Wixconxon (media), la prueba F (desviación estándar) y la prueba t (sesgo)

3.3.3 Confiabilidad de los parámetros estimados.

Debido a que la modelación estocástica no es una representación exacta de las condiciones reales, sino que se hacen suposiciones que permiten llegar a resultados confiables, se establecieron límites de confianza para establecer dentro de que rangos puede variar la ocurrencia de precipitación, es decir el número de días que se presenta la lluvia en un año. Los parámetros analizados son la media y la varianza.

En el caso de la media una aproximación de los límites de confianza fue propuesta por (Mood et al., 1974) en la cual se usa la distribución t y la media de la muestra $\bar{\mu}$. El rango de valores modelados debe de estar dentro de estos intervalos para poder validar la hipótesis, es decir aceptar que el modelo propuesto es capaz de representar las condiciones reales de la precipitación diaria.

Para la varianza se determinan los límites de confianza en base a la varianza histórica y la distribución de Chi-cuadrado (Salas et al. 1980). Al igual que en la media los valores de la varianza deben encontrarse dentro de estos límites de confianza.

3.3.4 Ejemplo del desempeño de los modelos estocásticos.

Una vez elaborado el modelo estocástico AR(p) es necesario estimar la confiabilidad de los parámetros que se han utilizado. Los motivos principales para la determinación de la confiabilidad son: la poca información que se tiene de las estaciones meteorológicas, la aleatoriedad de las variables generadas (Salas et al. 1980), la elección de los diferentes parámetros utilizados, entre otros. Para aceptar las hipótesis supuestas es necesario determinar los límites de confianza para las diferentes variables modeladas.

Para la evaluación del desempeño de un modelo es necesario contar con el número de parámetros del modelo estocástico. En resumen, se tienen parámetros para series de Fourier para la media y desviación estándar para la ocurrencia de precipitación. Para la cantidad de las diferentes variables climáticas se tienen las medias y desviaciones estándar. Para el modelo autorregresivo se tendrán en función de las zonas de estudio analizadas simultáneamente.

Por ejemplo, un modelo estocástico multivariado para la ocurrencia de precipitación con un ajuste mediante Fourier de 6 parámetros para las probabilidades de ocurrencia p_{01} y p_{11} (12), 6 para la media y desviación de días con lluvia (12) y sin lluvia (12) de evapotranspiración y 12 para la media y desviación de la precipitación (24) para todas las series de Fourier sería 60 en total por cada estación. Considerando 5 estaciones se tienen 25 parámetros autorregresivos y 2 variables, uno para los modelos estocásticos de evapotranspiración y precipitación. Si se analiza un periodo de 30 años para 2 series se tendrán 21,900 datos históricos por estación y 109500 en total. El número de parámetros totales sería de 400 de los modelos estocásticos, la parsimonia para este caso sería de $274 > 15$ que es mayor para que se tenga una violación de la parsimonia, por lo tanto, el modelo es aceptable, en la metodología planteada.

De acuerdo al criterio AIC sirve para estimar el desempeño de un modelo estocástico, por lo tanto, depende de la varianza del error σ_{ε}^2 . Por ejemplo, para el caso anterior evaluado de parsimonia si se tiene una varianza de 0.95 y 109,500 datos, se tendrá un valor de $AIC = -2413$, lo cual también es un valor aceptable para el modelo estocástico.

3.4 Modelación hidrológica y de la gestión del recurso hídrico

Para el análisis de la toma de decisiones en gestión del recurso hídrico una vez se dispone de las series de datos de recursos en escala diaria, es necesario procesarlas con un modelo hidrológico para obtener series de caudales a escala diaria. Al tener una modelación de aportaciones a escala diaria y enfocada en una cuenca, esto permite un mayor detalle en la evaluación de recursos.

El análisis de gestión de cuencas se realiza en escala mensual. Se pretende desarrollar modelos diarios que permitan mejorar el detalle. Por tal motivo en esta tesis se propone la metodología para la modelación de series climáticas para obtener datos diarios.

Los pasos siguientes para el análisis de la modelación hidrológica a escala diaria y la gestión del recurso hídrico.

El proceso detallado de la modelación hidrológica mensual no se aborda en la presente tesis se puede referir a García et al., (2020) en caso de la gestión del recurso hídrico a escala mensual se puede consultar Suárez-Almiñana (2021). Estos requieren adaptación de los modelos mensuales y sus calibraciones, por lo tanto, será necesario realizar una investigación en estos aspectos donde su desarrollo se deja para trabajos futuros.

3.4.1 Modelación hidrológica

La determinación de series sintéticas de precipitaciones y evapotranspiraciones además de las validaciones previas se propone una validación de la modelación de la escorrentía primeramente elaborando un modelo hidrológico de lluvia-escorrentía con los datos observados, calibrarlo y posteriormente evaluación de los escenarios de cambio climático.

En el apartado 2.1.2 se presentan diferentes modelos lluvia-escorrentía. En la presente tesis se utiliza el modelo conceptual Hydrologiska Byråns Vattenbalans-avdelning (HBV) (Bergström 1976) y aplicado inicialmente en Suiza (Bergström 1976; Lindström 1997; Bogner et al. 2012) y se ha aplicado a más de 40 países e incluyendo escenarios de cambio climático (Ashagrie et al. 2006; Quintana Seguí et al. 2010; Chen et al. 2012a) entre ellos, Irlanda (Steele-Dunne et al. 2008), Noruega (Skaugen and Onof 2014) España (Suárez-Almiñana et al. 2017; Hernández Bedolla et al. 2019), Estados Unidos (Abebe et al. 2010; Chen et al. 2013), Ecuador (Sucozhañay and Céleri 2018) China (Ouyang et al. 2014), en toda Europa (Quintana Seguí et al. 2010), Bután e India (Li et al. 2014), Etiopía (Nesru et al. 2020), África Occidental (Kwakye and Bárdossy 2020) entre otros.

De acuerdo con García et al., (2020) ha concluido que el modelo hidrológico HBV es el más eficiente para el análisis diario de las aportaciones a escala diaria.

Para el caso de estudio de la presente tesis el modelo HBV se será calibrado en base a las variables climáticas históricas, así como de aforos a escala diaria. Posteriormente se utiliza en la simulación de nuevas series de caudales a partir de los datos climáticos generados mediante el modelo estocástico multivariado.

3.4.2 Modelo de Gestión del recurso hídrico

En la planificación hidrológica es habitual disponer de modelo de análisis de la gestión de cuencas calibrados en escala mensual y realizar todos los análisis a escala mensual y anual. En este sentido Sánchez-Quispe (1999) ha abordado la gestión del recurso hídrico mensual a corto plazo y Suárez-Almiñana (2021) ha realizado un análisis de la gestión mensual a largo plazo.

En la presente tesis se aborda la gestión de recurso hídrico a escala diaria la cual incrementa el grado de detalle, complejidad y cantidad de información. Para adaptar los modelos mensuales a escala diaria se requiere de mayor investigación y experiencia para poder transferirlo a la vida real. Para análisis futuros es necesario abordar la metodología de análisis de la gestión a escala diaria.

Para el análisis en escala diaria, será necesario revisar los modelos de gestión mensuales y adaptando el resto de datos del modelo a esta escala en la medida del conocimiento que se tenga. Y sobre todo prestando atención a la modelación de los procesos cuyo análisis tiene especial interés en escala diaria, como los caudales ecológicos, la producción hidroeléctrica, u otros.

El uso de series generadas mediante modelos permite el análisis de situaciones extremas como sequías y crecidas. La metodología aquí planteada permite también la generación de escenarios de sequías de larga duración.

Otro aspecto importante en el análisis de los modelos estocásticos es el análisis de baja frecuencia a escala anual con detalle diario. Los resultados de las diferentes variables climáticas representan la variabilidad, por lo tanto, un análisis de la gestión de recurso hídrico reflejará una mayor variabilidad consistente con la realidad y un análisis de sequía producirá mayores detalles de posibles sequias de larga duración a escala de cuenca.

3.5 Aplicación en el análisis de escenarios de cambio climático.

La planificación hidrológica futura requiere de información detallada de variables climáticas, por lo tanto, la generación de escenarios futuros se vuelve importante contar con escenarios probables y creíbles, los más utilizados son los desarrollados por el IPCC (IPCC 2014) de estos los más recientes son los escenarios de cambio climático RCP los cuales se describen en el apartado 2.4.3.3.

Si bien existe una gran cantidad de escenarios de cambio climático, pero, el volumen de datos y la incertidumbre actual que estos presentan hay poca información de los escenarios sobre la planificación hidrológica sobre los escenarios de cambio climático. Ejemplo de este análisis lo presenta Suárez-Almiñana et al. (2019) donde presenta metodología de integración de escenarios de cambio climático en la planeación de gestión de recursos hídricos, así como analizar indicadores de sequía a escala mensual.

Para la estimación de la escurrentía para los escenarios incluyendo cambio climático se parte mediante el modelo calibrado y posteriormente se introducen las nuevas series de precipitación y evapotranspiración, a partir de las cuales se pueden realizar variaciones a la metodología propuesta.

La primera es realizar la modelación estocástica multivariada de precipitación y temperatura, posteriormente determinar la evapotranspiración mediante diferentes métodos basados en temperaturas.

La segunda opción es si se cuenta con todas las variables para estimar la evapotranspiración de referencia de acuerdo con el método de la PMFAO56, en tal caso se puede estimar la evapotranspiración a partir de las distintas variables climáticas y para los diferentes escenarios de cambio climático.

Un tercer caso es contar con datos para estimar la evapotranspiración de referencia, pero son de menor longitud o para diferentes años, posteriormente evaluar algún método alternativo con el que, si se cuentan las variables, validarlo y posteriormente utilizarlo para determinar la evapotranspiración para los diferentes escenarios de cambio climático.

De acuerdo al análisis realizado de los escenarios de cambio climático los cuales se describen en el apartado 2.4.3.3 es necesario realizar una corrección de sesgo debido a la menor variabilidad que estos presentan para las variables climáticas.

3.5.1 Análisis de los estadísticos de los escenarios de cambio climático de referencia e históricos.

Para la comprensión de los escenarios de cambio climático es necesario realizar un análisis de los diferentes estadísticos los cuales presentan cambios respecto al periodo histórico debido a la concepción de los escenarios de cambio climático. Los parámetros a tener en cuenta de acuerdo al modelo estocástico son:

- Vectores de transiciones de probabilidad p_{01} y p_{11} diario
- Ocurrencias de precipitación históricas en comparación de ocurrencias de escenario de cambio climático de referencia
- Media y desviación estándar de los datos observados de precipitación
- Precipitación diaria, mensual y anual de los datos observados y de escenario de cambio climático de referencia.
- Desviación estándar diaria, mensual y anual de los datos observados y de escenario de cambio climático de referencia.
- Sesgo diario, mensual y anual de los datos observados y de escenario de cambio climático de referencia.

A modo de ejemplo en la siguiente figura se presenta un análisis para la subcuenca de cabecera Alarcón la cual muestra un análisis de los datos históricos y un ejemplo de escenario de cambio climático. Se utilizaron 4 parámetros de la serie de Fourier para la representación de las medias. El escenario de Cambio Climático (CC) presenta una p_{01} rondando 0.4-0.5 y el dato observado sobre 0.05-0.15, esto quiere decir que la probabilidad de que llueva un día debido a que el anterior no llovió es muy alta con respecto al valor histórico, recordando la distribución uniforme bivariada $u [0 1]$, por lo tanto, estos resultados indicaran muchos más días con precipitación de los que en realidad hay. La variabilidad diaria es diferente a los datos históricos, como se aprecia en la Figura 3.14.

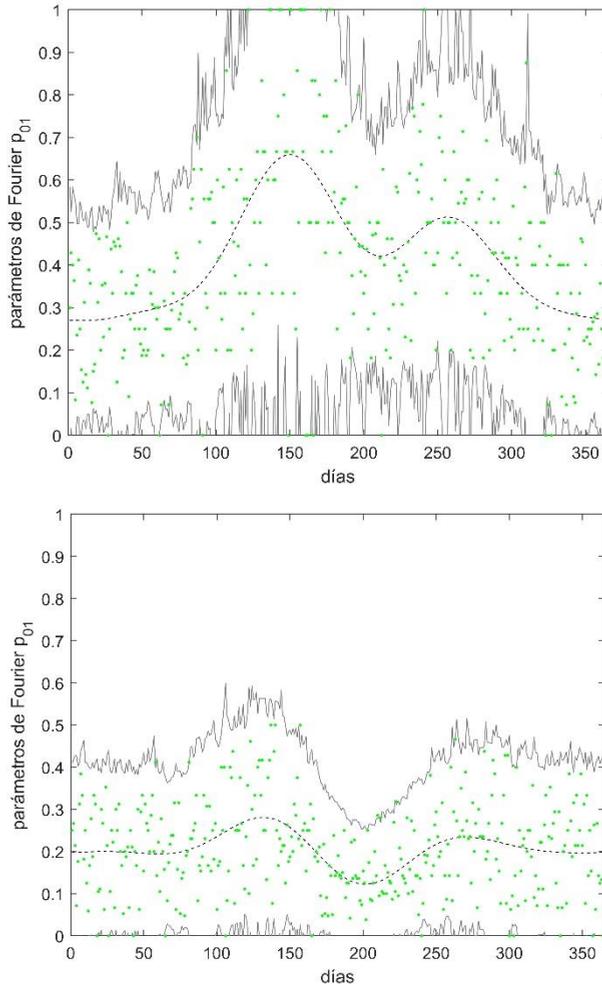


Figura 3.14. p_{01} de escenario de referencia (arriba) e históricos (abajo). Fuente: Elaboración propia.

En el caso de la probabilidad de transición p_{11} indican una probabilidad de que un día llueva, si llovió el anterior sobre 0.6-0.9 lo cual difiere también respecto a los datos observados que rondan 0.25-0.5 por lo tanto será el mismo caso que para p_{01} cuando se efectuó un día con lluvia será mucho más probable que llueva el día siguiente esto ocasionara mayores días con ocurrencia de precipitación (Figura 3.15). Por otro lado, la variabilidad a lo largo del año también presenta una variabilidad muy distinta a lo largo del año con incrementos en la probabilidad entre abril y mayo caso que no se presenta en la serie observada, posteriormente se tienen reducciones observadas para verano de hasta 0.25 los cuales tampoco son representados adecuadamente. Posterior a octubre se mantiene la diferencia entre las probabilidades de aproximadamente 0.35.

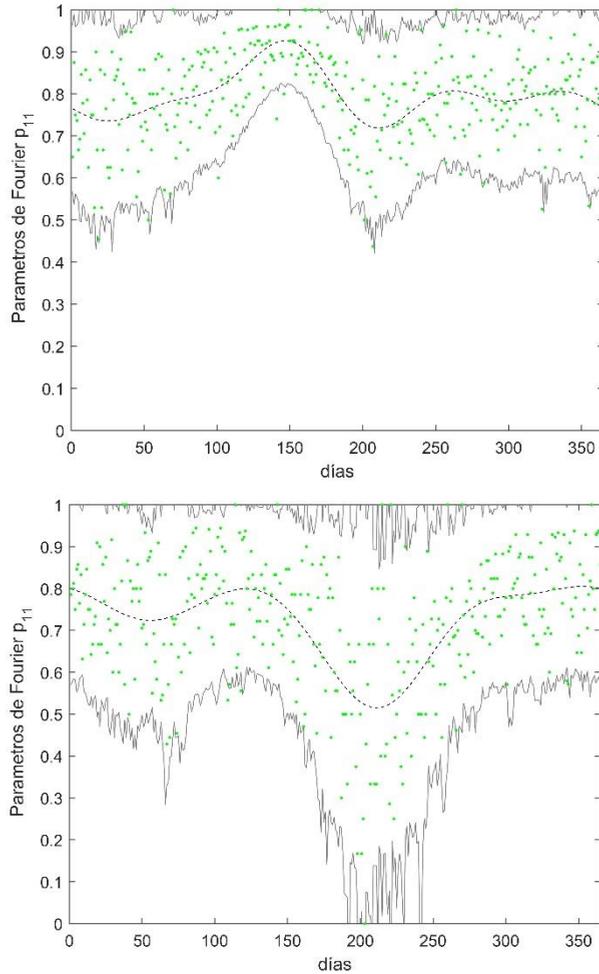


Figura 3.15. p_{11} de escenario de referencia (arriba) e históricos (abajo). Fuente: Elaboración propia.

Una vez analizadas las probabilidades se determina la **ocurrencia de precipitación** diaria. Como se verá en el caso de estudio se obtienen grandes diferencias entre ambos escenarios. La serie histórica tiene una variación menor en cuanto a días de lluvia en promedio y para el escenario de referencia presenta ocurrencias diarias con un rango de probabilidad mayor. Es decir que los días de lluvia son muy superiores en escenario de cambio climático de referencia con respecto a los datos observados. Además, se presentan cambios en la distribución de la precipitación a lo largo del año que no presenta el escenario de referencia.

Una vez se acumulan de escala diaria a mensual este error se transmite, los datos observados de CC rondan el doble de días de lluvia que los históricos.

Para la **cantidad de precipitación** se analiza la media y la desviación estándar. El caso seleccionado como ejemplo, la precipitación diaria para los escenarios de CC presentan una variabilidad de mucho menor que los datos observados. Los escenarios de cambio climático presentan un mayor número de días con precipitación y menor cantidad de precipitación que la observada Garijo et al. (2018) describe que los escenarios de cambio climático presentan una diferencia importante y que deben ser corregidos para poder aplicarlos con menor incertidumbre.

La variabilidad diaria es un factor importante y que ha sido poco estudiado debido a la complejidad de la información, más, sin embargo, se reconoce que esta variabilidad tanto en ocurrencia como en cantidad, condiciona los resultados mensuales y anuales (Roessler et al. 2018).

A escala mensual se tienen mejores resultados debido a que la mayoría de la corrección de sesgo es planteada a escala mensual y anual dejando de lado el detalle diario (Sivakumar 2016). ¿A qué se debe esto? Es principalmente que la mayoría de los ajustes de corrección de sesgo diario requieren de un gran análisis de datos diarios y un modelo adecuado para la resolución, que, si bien se encuentran muchos en referencias, es complicado acceder a las bases de datos del software a escala diaria.

Debido a todas las variaciones en cuanto a los sesgos de las series de cambio climático es necesario plantear una metodología que permita la corrección de los diferentes estadísticos para los datos diarios, mensuales y anuales que reflejen las condiciones reales (Garijo et al. 2018). La variabilidad espacial y temporal de las variables climáticas históricas a detalle diario también es necesario representar por tal motivo es necesario el planteamiento de una metodología que permita el análisis a escala diaria.

Las siguientes propiedades a analizar de los escenarios de cambio climático de referencia con respecto a los observados y para la metodología propuesta son las siguientes:

1. Comparación de las transiciones de probabilidad p_{01} y p_{11} a escala diaria
2. Comparación de media y desviación de los escenarios de CC y observados.

3. Comparación de los datos de ocurrencia observados y CC (diario y mensual).
4. Análisis de Precipitación diaria, desviación estándar y sesgo de los escenarios de CC y observados.
5. Análisis de Precipitación media, desviación y sesgo medio mensual de los escenarios de CC y observados.
6. Análisis de precipitación media, desviación y sesgo anual de los escenarios de CC y observados.

3.5.2 Corrección del sesgo para escenarios climáticos

Los diferentes métodos de corrección de sesgo se limitan a la corrección de medias y/o función de distribución a escala mensual o anual (Sivakumar 2016). Para realizar un análisis más detallado es insuficiente debido a la variabilidad diaria que presentan las series reales.

Aquí se propone un modelo de corrección del sesgo que afecte a todas las propiedades: ocurrencia y cantidad. Para formular los ajustes un modelo estocástico el cual permita realizar corrección de sesgo de los escenarios de cambio climático es necesario revisar los parámetros medios anuales como: p_{01} , p_{11} , μ y s .

En la Figura 3.16 se presenta un esquema general de parámetros a comparar el cual se describe en el apartado siguiente.

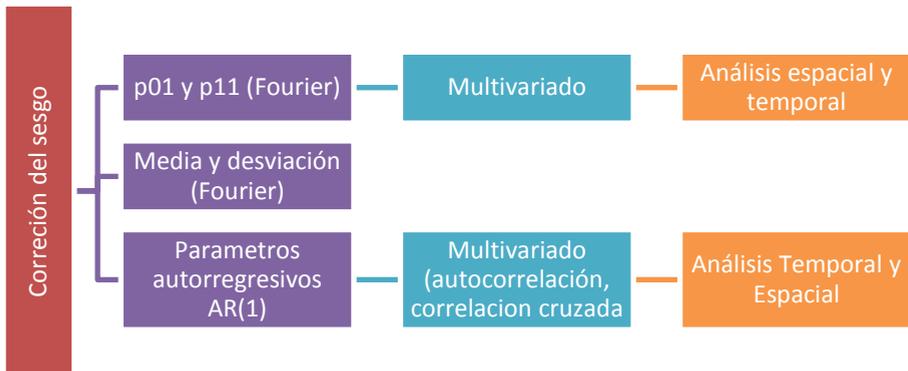


Figura 3.16. Parámetros necesarios para la evaluación de los escenarios de cambio climático para diferentes variables climáticas. Fuente: Elaboración propia.

Las series de cambio climático de manera general presentan una variabilidad respecto a los datos observados en cuanto a la media, desviación estándar, coeficiente de variación, máximos y una gran incertidumbre en la caracterización (Garijo et al. 2018).

La metodología propuesta se plantea mediante el ajuste de parámetros con un doble objetivo, el primero la corrección de los escenarios de cambio climático y el segundo generar series sintéticas de cambio climático. La metodología propuesta se presenta en Figura 3.17 y se describe a continuación:

1. Obtener los vectores de probabilidad de ocurrencia para los escenarios de cambio climático, escenario de referencia y la serie observada.
2. Normalizar todas las series de cantidad de las variables climáticas y se obtienen de los estadísticos de media y desviación estándar en cada caso.
3. Ajustar las probabilidades de ocurrencia mediante las series de Fourier y verificar que cumplan con la distribución uniforme para el caso de los modelos estocásticos multivariados hacer la transformación y correlacionarlos espacialmente.
4. Ajustar media y desviación estándar mediante las series de Fourier.
5. Recalcular los parámetros autorregresivos multivariados con los ajustes de baja frecuencia.
6. Generar los escenarios corregidos mediante series sintéticas

Para los pasos 3 y 4 se ajustan las series de Fourier (la elección de estos parámetros dependerá del objetivo de cada análisis), pero con pocos parámetros el modelo estocástico es capaz de proporcionar buenos resultados.

$$v_i = \frac{v_{iobs}}{v_{iCCref}} v_{iCC} \quad (3.37)$$

Donde v_i es el estadístico modificado para el horizonte de estudio 21 (2011-2040, 2041-2070 y 2071-2100) y cada escenario de cambio climático (p_{01}, p_{11}, μ y s), v_{iCC} son los estadísticos para las series de cambio climático (p_{01}, p_{11}, μ y s), y v_{iCCref} son los estadísticos de la serie para los escenarios de cambio climático (p_{01}, p_{11}, μ y s) para el periodo de referencia (30 años) y v_{iobs} son los estadísticos de la serie observada.

Mediante estos ajustes se deduce que al realizar un ajuste de las series de cambio climático se modifica primeramente la distribución día a día y mes a mes, debido a la diferencia entre parámetros. Esto modificara la distribución de ocurrencia de precipitación, así como de la cantidad de precipitación y temperatura con cambios es la variabilidad espacial y temporal sobre todo en la escala diaria y mensual, además al incluir la corrección del sesgo las series sintéticas son capaces de ajustarse a la variabilidad anual de las series observadas.

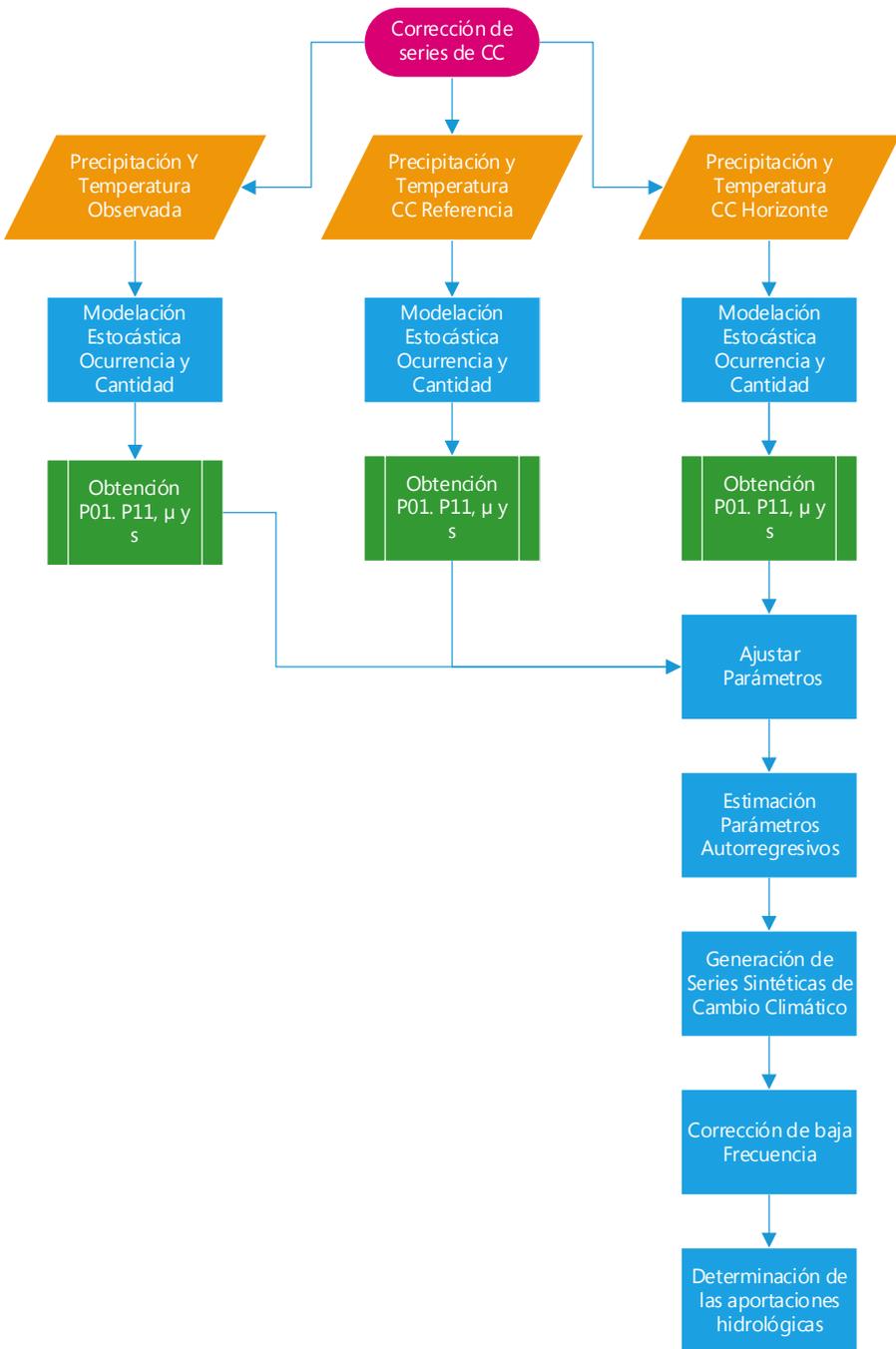


Figura 3.17. Metodología para el ajuste de series de cambio climático multivariado

3.5.3 Modelación hidrológica y análisis de gestión futura.

En la modelación hidrológica futura partirá en base a los escenarios de cambio climático y las series ajustadas de variables climáticas a escala diaria. Si bien estos análisis indican con un grado de incertidumbre se plantean cambios principalmente en variables hidrológicas que afectan la modelación hidrológica, así como la gestión de los recursos hídricos.

Como parte de la presente tesis se realiza la modelación hidrológica para la cuenca del Júcar en un Artículo de autoría propia titulado “Análisis del cambio en las aportaciones hidrológicas en la cuenca del río Júcar a partir de 1980 y sus causas” (Hernández et al., 2019) donde se analiza la variabilidad de las aportaciones hidrológicas diarias las cuales a partir de 1980 presentaron cambios en la escurrentía ocasionando que cambios en los parámetros hidrológicos del modelo con el fin de representar la variabilidad tanto de las variables climáticas como de los cambios en las aportaciones concluyendo que los parámetros del modelo HBV pueden cambiar con el paso del tiempo debido a condiciones de cambio climático y demás factores humanos sobre el aprovechamiento de los recursos hídricos a escala de cuenca. Estas variaciones se basan en cambios en los usos del suelo. Para el paso de modelación de la gestión también es necesario analizar posibles escenarios futuros sobre usos del suelo y del agua, gestión, reglas de operación etc.

En el sentido de análisis de gestión futura se realizó una publicación de autoría propia en este caso la cuenca del río grande de Morelia la cual se enfoca en el análisis de gestión futura mediante escenarios de cambio climático de escenarios RCP a escala mensual titulado “The Assessment of Sustainability Indexes and Climate Change Impacts on Integrated Water Resource Management” (Hernández-Bedolla et al. 2017) y desarrollo de índices de vulnerabilidad que permitan dar indicadores de sustentabilidad en un sistema de gestión tanto globales como locales. A partir de este artículo surge la idea de las limitaciones de una metodología mensual y la necesidad de un planteamiento a escala diaria tal como se presenta en la presente tesis.

3.6 Resumen

El presente capítulo se ha dividido en 5 apartados necesarios para la modelación estocástica multivariada diaria para variables climáticas.

En el primer apartado se describe el procedimiento detallado para el análisis estocástico de series climáticas en escala diaria. Se plantean las características principales de las diferentes variables climáticas que tiene dos fases fundamentales: la modelación del fenómeno de lluvia no lluvia, y la función de distribución que siguen las diferentes variables climáticas. Finalmente, se amplía la metodología con la modelación de correcciones de baja frecuencia para reflejar variaciones a largo plazo, como las sequías. Finalmente, se presenta la generación de series sintéticas. Para esta parte de la metodología se presentó un artículo internacional enfocado en la precipitación titulado “Modelación estocástica de la precipitación diaria en la cuenca del Júcar” (Hernández et al., 2017a). También se presenta el análisis de dependencia espacio-temporal, que también se generó otro artículo de autoría propia en congreso internacional titulado “Modelación estocástica multivariada de precipitaciones diarias mediante un modelo estocástico semi-paramétrico autorregresivo” (Hernández et al., 2018a).

En el segundo apartado se formula la dependencia que se tiene entre la ocurrencia de precipitación y diferentes variables climáticas como la evapotranspiración. Una consideración innovadora que se propone aquí es el incluir en la metodología el análisis de si un día llueve se tendrá una menor evapotranspiración, caso contrario si no se presenta precipitación la variable dependiente evapotranspiración será mayor. En esta parte de la metodología se realizaron dos aportaciones mediante artículos en autoría propia. El primero titulado “Metodología para la modelación estocástica de la evapotranspiración” (Hernández et al., 2017b) y el segundo “Modelación conjunta multivariada de datos diarios de precipitación y evapotranspiración” (Hernández et al., 2018b).

En el tercer apartado se aborda la confiabilidad la metodología planteada mediante diferentes test estadísticos que permiten validar la metodología y la elección de los diferentes modelos estocásticos autorregresivos posibles. Así como la confiabilidad de los diferentes parámetros que depende la modelación multivariada de variables climáticas.

En el cuarto apartado se plantea la modelación hidrológica y de la gestión de los recursos hídricos, los alcances aplicados de esta tesis en este

sentido que concluyen con la modelación hidrológica a escala diaria. En este sentido se ha producido el artículo Hernández et al. (2019) con el que se propone algunas líneas de investigación para la mejorar la modelación hidrológica de escenarios futuros. También se plantea la necesidad de líneas de investigación en cuanto al análisis de la gestión del recurso hídrico a escala diaria. Lo cual requeriría un proceso de investigación demasiado extenso para incluirlo en una sola tesis. Pero, con la presente tesis se establecen las bases técnicas para facilitar una investigación posterior en este ámbito.

En el quinto y último apartado se plantea el uso de modelos estocásticos multivariados para la corrección de sesgo de los escenarios de cambio climático en base al análisis de series en escala diaria. Algo que normalmente se realiza en escala mensual o anual. También se plantea la modelación hidrológica futura a largo plazo con la incertidumbre y diferentes cambios que se pueden presentar.

A continuación, se presenta un resumen para la generación de series multivariadas de las diferentes variables climáticas.

3.6.1 La modelación de la ocurrencia de precipitación multivariada

Análisis preliminar. La modelación del primer estado u ocurrencia de precipitación parte de la elaboración de los vectores de transición de probabilidad $[p_{01}]$ y $[p_{11}]$.

Estimación de parámetros. En esta fase se estiman los parámetros periódicos mediante series de Fourier y las probabilidades críticas transformadas. Además, se generan los vectores correlacionados espacialmente con una distribución normal.

Pruebas de bondad de ajuste del modelo. Se generan series de ocurrencia de precipitación y son comparadas con el periodo histórico. Se analiza que los resultados presenten la correlación espacial y temporal con una confiabilidad del 95%.

3.6.2. Modelación de la cantidad de, Precipitación y Evapotranspiración

Análisis preliminar. Parte de normalizar las distintas series o utilizar la serie sin normalizar en caso de que el sesgo sea aceptable dentro de una confianza del 95%. Después se analiza el tipo de modelo, ya sea precipitación temperatura (máxima y rango de temperatura) y/o evapotranspiración.

Estimación de parámetros. Los parámetros para determinar son para las medias y desviaciones estándar. Que para la ETP son dos conjuntos, unos

para días con lluvia y otros para días sin lluvia. En todos los casos se simplifica el número de parámetros utilizando series de Fourier, así como las series estandarizadas. Posteriormente se determinan los coeficientes autorregresivos multivariados del modelo correlacionados espacial y temporalmente independientes mediante un modelo autorregresivo AR(p).

Ajuste de baja frecuencia. Posteriormente se analiza la baja frecuencia de las series, esto para que representen una variabilidad anual para toda la serie del periodo histórico.

Pruebas de bondad de ajuste del modelo. Se analizan las pruebas bondad de los modelos estocásticos elaborados y su desempeño. Estas pruebas analizan las series residuales que debe satisfacer una media cero, desviación estándar 1, sesgo 0 y temporalmente independiente. Al igual se evalúa el desempeño del modelo en función del número de parámetros utilizados mediante la parsimonia y el criterio AIC.

Confiabilidad de los parámetros. Es esta parte se analizan la confiabilidad de los parámetros estimados que deben cumplir con un 95% de la confiabilidad para poder ser validados.

Generación de series sintéticas. Una vez aceptado el modelo estocástico se generan series sintéticas las cuales deben presentar las mismas propiedades estadísticas, estas no deben ser significativamente diferentes, tanto como para la media, desviación estándar y sesgo.

CAPÍTULO

4 CASO DE ESTUDIO:

LA CUENCA DEL JUCAR

En el presente capítulo de la tesis se presentan los resultados de la metodología propuesta aplicados a la cuenca del río Júcar.

En el primer apartado se describe la zona de estudio, su caracterización general, estudios previos que se han desarrollado en la cuenca, información de las variables climáticas en escala diaria así como la determinación de la evapotranspiración diaria.

En el segundo apartado se presenta la modelación estocástica multivariada diaria para la ocurrencia de precipitación. En el cual se analiza la obtención de los vectores de transición y reducción de parámetros mediante series de Fourier y generación de series sintéticas.

En el tercer apartado se presenta el análisis estocástico multivariado para la cantidad de precipitación en el cual se incluye la función de distribución, parametrización, ajuste del modelo estocástico y generación de series sintéticas.

En el cuarto apartado se presenta el análisis estocástico multivariado para las temperaturas máximas y rango de temperatura en el cual se incluye la influencia de la precipitación. Se desarrolla la metodología de modelación multivariada de temperatura máxima-precipitación y rango de temperatura-precipitación conjunta.

En el quinto apartado se obtiene la evapotranspiración para los resultados del modelo estocástico multivariado de temperaturas máximas y rango de temperaturas.

En el sexto apartado se calibra el modelo hidrológico con información histórica y posteriormente se obtiene con los resultados de la modelación estocástica de precipitaciones y la evapotranspiración obtenida.

En el séptimo y último apartado se realiza la corrección del sesgo de los escenarios de cambio climático y obtención de las aportaciones incluyendo el cambio climático.

La metodología desarrollada en la presente tesis mejora el conocimiento a escala diaria a nivel de cuenca. Se mejora en la comprensión de la modelación diaria de las diferentes variables climáticas, así como en las aportaciones.

4.1 Descripción de la zona de Estudio

4.1.1 Caracterización General

La zona de estudio la cuenca del río Júcar, la cual se encuentra en la parte centro oriental de la Península Ibérica. La escorrentía superficial más importante es el río Júcar además de otras aportaciones menos importantes que en su mayoría desembocan en el mar mediterráneo. La Confederación Hidrográfica del Júcar limita con las Confederaciones Ebro, al oeste con las Confederaciones del Tajo, Guadiana, Guadalquivir y al sur con la Confederación Segura. En la Figura 4.1 se presentan todas las Confederaciones Hidrográficas en España, así como la CHJ ámbito de estudio de la presente tesis. Dentro de la demarcación de la Confederación del Júcar hay 27 cuencas entre las cuales la más grande es la cuenca del Júcar, seguida de la cuenca del Turia y Mijares. En la Figura 4.2 se presenta la ubicación las cuencas de la CHJ así como la cuenca del Júcar objeto de la presente tesis.



Figura 4.1. Ubicación de la Confederación Hidrográfica del Júcar. Fuente: Elaboración propia con datos de la CHJ.

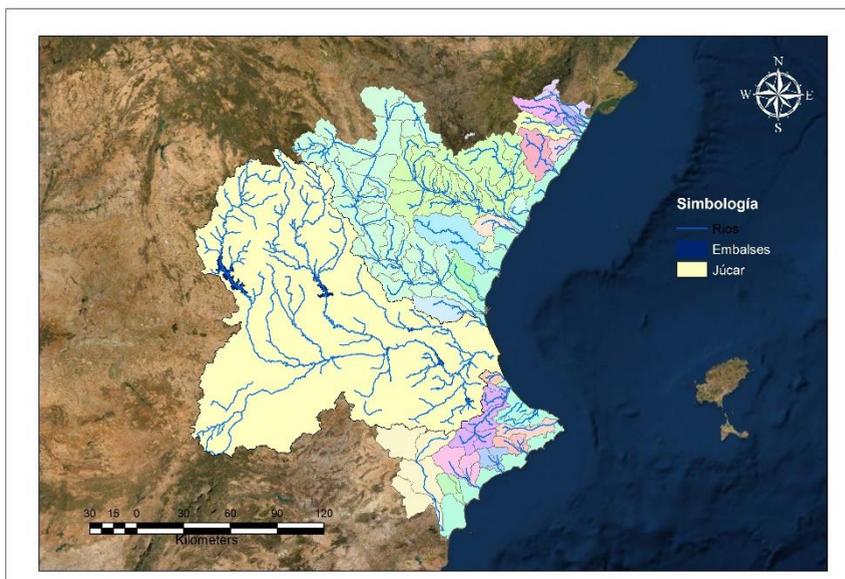


Figura 4.2 Ubicación de la cuenca del Júcar en la CHJ. Fuente: Elaboración propia con datos de la CHJ.

La cuenca del río Júcar tiene una superficie de 22190 km² y para la presente tesis la cuenca se dividió en cinco subcuencas representativas. Estas subcuencas se dividieron en base a diferentes embalses donde convergen los escurrimientos. Se tienen dos subcuencas de cabecera Alarcón y Contreras, en la cuenca media se encuentran las denominadas Molinar y Tous, finalmente la cuenca baja denominada Huerto Mulet las cuales se presentan en la Figura 4.3 y se describen a continuación:

1. Subcuenca Alarcón. Parte de la cuenca alta la cual cubre un área de aproximadamente 2999 km². El río nace cerca de Tragacete y escurre aguas abajo a Huélamo, posteriormente llega al embalse Toba (10 hm³), Villalba, río Huécar. La subcuenca termina al llegar al embalse más importante que es Alarcón, el cual tiene una capacidad de 1084 hm³.
2. Subcuenca Contreras. Tiene un área aproximada de 3494 km² y parte desde la parte a la cuenca alta paralela a la subcuenca Alarcón, la aportación más importante es la del río Cabriel, además recibe aportaciones del río Ojos de Moya, río Guadañan y río Martin, la corriente del río Cabriel tiene una longitud aproximada de 105 kilómetros hasta descargar en el embalse Contreras que tiene una capacidad de 852 hm³.
3. Subcuenca Molinar. Cuenca media ocupa un área de 7894 km², inicia en la salida del embalse Alarcón y recibe diferentes aportaciones hasta el embalse Molinar que tiene una capacidad

de 118 hm³. La escorrentía principal es la del río Júcar la cual desde la salida del embalse Alarcón hasta el embalse Molinar tiene una longitud aproximada de 140 km, en su trayecto recibe aportaciones del canal María Cristina, río Valdemembra y río Ledaña.

4. Subcuenca Tous. Cuenca intermedia de un área de 3553 km², comienza aguas debajo de los embalses Contreras y Molinar, recibe escurrimientos de ríos mineralizados de baja montaña artificiales hasta desembocar en el embalse Tous, la corriente principal continúa siendo el río Júcar y en esta cuenca intermedia recorre aproximadamente 37 km.
5. Subcuenca Huerto Mulet. Cuenca baja del río Júcar con una superficie de 4250 km², y recorre una longitud de 50 km hasta desembocar en el mar mediterráneo, recibe aportaciones del río Magro, Albaida, Casella y Río verde.

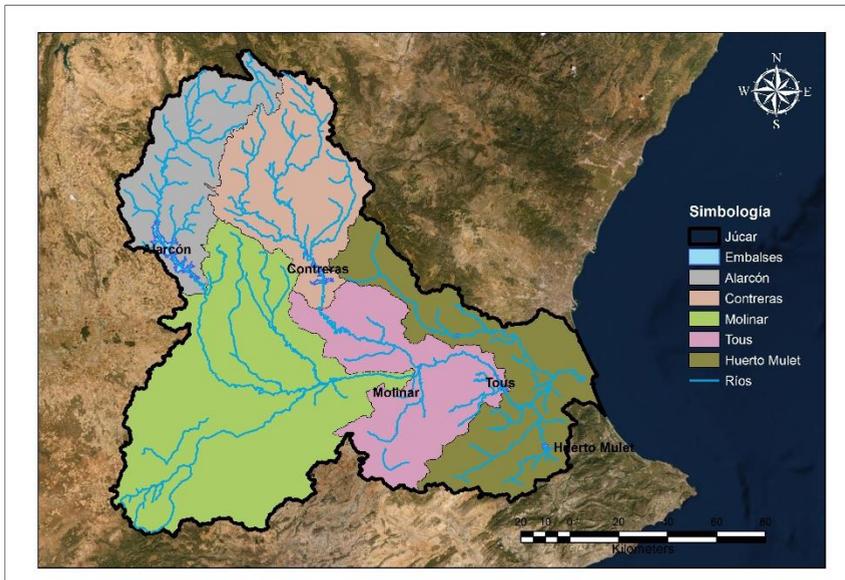


Figura 4.3 División de la cuenca del Júcar. Fuente: Elaboración propia con datos de la CHJ.

4.1.2 Estudios previos

Diferentes autores han analizado para la cuenca del Júcar diferentes escenarios de cambio climático y determinación de la escorrentía utilizando modelos diversos, además se han evaluado diferentes índices de sequías, pero no se encontró información de aplicación de modelación estocástica de variables climáticas como se plantea en la presente tesis. La importancia de la generación estocástica de series sintéticas largas de

datos meteorológicos radica en que estas permiten realizar un completo análisis de riesgo incluyendo escenarios de cambio climático (Sparks et al. 2018).

Chirivella Osma et al. (2014) analizaron diferentes escenarios SRES (apartado 2.4) para la cuenca del Júcar donde sus resultados presentaron una gran variabilidad en cambios positivos como negativos y ligeros decrementos en promedio de la escorrentía.

Marcos-García y Pulido-Velázquez (2017) analizaron los escenarios RCP de cambio climático y como afecta la escorrentía para la cuenca del Júcar, encontrando disminución de precipitación e incremento de temperatura, así como decrementos en la escorrentía. Además, y analizaron los índices estandarizados de precipitación, evapotranspiración y escorrentía, con incrementos en intensidad y magnitud de las sequías para los escenarios de cambio climático.

Haro-Monteagudo et al. (2017) determinó diferentes escenarios de escorrentía mediante un modelo estocástico (sin incluir variables climáticas) y un sistema de gestión de recursos hídricos para la cuenca del río Júcar.

Ortega-Gómez et al. (2018) analizó las sequías meteorológicas entre ellas el índice de precipitación estandarizada (SPEI) para la cuenca del río Júcar con serie observada.

Miró et al. (2018) analizó las tendencias de las precipitaciones en la cuenca del Júcar donde concluyó que la precipitación presenta tendencias negativas que van creciendo desde el litoral hacia los escurrimientos principales conforme se adentra a la cuenca.

Suárez-Almiñana et al. (2019) realizó una modelación de sistemas de recursos hídricos mediante modelación estocástica de la escorrentía, así como análisis de cambio climático y gestión del riesgo.

Hernández Bedolla et al. (2019) en el contexto de la presente tesis evaluó la escorrentía actual en la cuenca del Júcar además de un análisis de las causas de reducción en la escorrentía que se reduce a partir de 1980.

Camarasa-Belmonte et al. (2020) analizó las precipitaciones para la cuenca del Júcar mediante un análisis clúster, identificando que se incrementa el riesgo debido al incremento en la intensidad de precipitación y reducción de la precipitación acumulada.

García Romero (2020) estudio la gestión de los recursos hídricos incluyendo un modelo lluvia escorrentía acoplado a un modelo de gestión y un modelo distribuido para acuíferos.

Barrera y Solera (2020) propuso la corrección de seso para diferentes escenarios de cambio climático para la cuenca del Júcar, además de proponer un índice para evaluar pronósticos a escala de cuenca.

4.1.3 Obtención de datos para el análisis

Las variables hidrológicas que se analizan en la presente tesis son, la precipitación, temperatura máxima, temperatura mínima (como diferencia con la temperatura máxima), y evapotranspiración. Esta última depende, además de las temperaturas, de humedad relativa máxima, humedad relativa mínima, radiación solar y velocidad del viento. La escurrentía es otra variable necesaria para la validación de las series sintéticas, como para la modelización de la escurrentía mediante los escenarios de cambio climático.

Las variables de caracterización hidrológica se presentan en el Anejo C, en este apartado se limitó a indicarlas. Las variables climáticas consideradas como **históricas** u observadas son procedentes de la base de datos Spain02 v5 (Herrera et al. 2012, 2016; Kotlarski et al. 2019). De esta base de datos tienen registros de 1951 a 2015. Las siguientes variables climáticas se utilizaron en la presente tesis:

- Precipitación
- Temperaturas máximas
- Temperaturas mínimas

Para la estimación de la **evapotranspiración** se utilizó información de la base de datos del Sistema de Información Agroclimática para el Regadío (SIAR) disponible en <http://eportal.mapama.gob.es/websia> para los años 2001-2018.

SIAR variables:

- Temperatura máxima
- Temperatura mínima
- Humedad relativa máxima
- Humedad relativa mínima
- Velocidad del viento
- Radiación solar

La información de las **aportaciones** a régimen natural se utilizaron las descritas para las cinco subcuencas y para el periodo 1940-2012 (Pérez-Martín et al. 2013) y utilizadas en diferentes estudios (Pedro-Monzonís et al. 2015; Suárez-Almiñana et al. 2017), además han sido utilizada en el Plan Hidrológico del Júcar (CHJ 2014).

Con respecto a la información de los **escenarios** de cambio climático MCGAO son los procedentes de los modelos climáticos acoplados del proyecto de intercomparación fase 5 (IPCC 2014), donde se analizan las

líneas evolutivas RCP2.6, RCP4.5, RCP6.0 Y RCP8.5. Estos escenarios se describen en el apartado 2.4. La regionalización para precipitación y temperaturas máximas y mínimas se fue elaborada por EURO-CORDEX y AEMET, donde los tipos de regionalizaciones fueron dinámicas RCM por EURO-CORDEX y estadísticas (ESD) por AEMET y VALUE los cuales alcanzan una resolución de ~10km y se encuentran disponibles las líneas evolutivas RCP4.5 y RCP8.5 en <http://escenarios.adaptecca.es>.

4.2 Estimación de la evapotranspiración

La evapotranspiración se determinó en base a la información del SIAR con el objetivo único de conocer el método adecuado basado en temperaturas para obtener la evapotranspiración.

El método de la PMFAO56 fue utilizado para determinar la evapotranspiración y posteriormente se comparó con diferentes métodos alternativos basados en radiación y temperatura. Se analizaron los resultados de los diferentes métodos y su tendencia y se realizó un análisis gráfico de la ETP por 12 métodos. En el anejo B se describen los métodos utilizados.

Los resultados de los métodos analizados se comparan con el método de la PMFAO56 (variables medidas) y se describen a continuación:

- El primero fue el método de la PMFAO56 tomando información medida de todas las variables. el segundo método (2) también es el método de la PMFAO56. En este caso la radiación solar no se toma de datos históricos, y se calcula empíricamente. Este cambio indica una mayor variabilidad y tiende a sobreestimar la media y desviación de la evapotranspiración, también se encontraron valores negativos en los resultados.
- El tercer método (3) comparativo es el de Priestley-Taylor, presentó una sobreestimación de la media y desviación estándar, valores negativos y sobreestimó los valores de 5 mm/día de la evapotranspiración.
- El cuarto, quinto y sexto métodos son diferentes modificaciones del método de Hargreaves, y tienen el mejor desempeño en los diferentes estadísticos, a pesar de esto tienden a sobreestimar la evapotranspiración en menor medida que los demás métodos.
- El método comparativo 7 es el de Baier-Robertson que tiende a presentar valores negativos tiende a subestimar la evapotranspiración menor de 2.5 mm/día y a sobreestimar evapotranspiraciones mayores a 5 mm/día.
- El método comparativo de Caprio (8) tiene un buen desempeño en condiciones medias, sin embargo, tiende a subestimar la

evapotranspiración por debajo de 2.5 mm/día presentando valores negativos, además tiende a sobreestimar la evapotranspiración mayor a 5 mm/día.

- El método de Imark en sus diferentes modificaciones (métodos 9, 10 y 11) y el método de Makkink (12) tienden a subestimar la evapotranspiración, tienen la ventaja que tienen una menor variabilidad.

Todas las estaciones analizadas por los diferentes métodos presentan las mismas tendencias para toda la zona de estudio por lo tanto las conclusiones a las que se llegó son válidas para la cuenca del Júcar.

Para analizar los mejores resultados se analizaron y determinaron los estadísticos de: coeficiente de correlación de Pearson (MR), error medio absoluto (MAE), el error cuadrado medio (RMSE) y el porcentaje estimado del error (PE).

Analizando los resultados por subcuenca se obtienen los siguientes resultados de acuerdo a los estadísticos analizados:

- De acuerdo al coeficiente de correlación los mejores tres resultados para la subcuenca Alarcón pertenecen a los métodos de Hargreaves, Priestley e Imark3 los cuales son de 0.984 a 0.974, con respecto al RMSE los mejores resultados los presenta el método de Hargreaves 2, Imark 2 y Makkink con valores entre 0.49 a 0.60, con respecto al estadístico MAE los mejores métodos son el método de Makkink Imark 2 y Hargreaves 2 con un rango de 0.4 a 0.49, para el porcentaje del error el método de Hargreaves, Caprio e Imark 2 son los que presentan mejores resultados.
- Para la subcuenca Contreras los mejores métodos son el método de Makkink Imark 3 y Hargreaves 2 con un coeficiente de correlación de 0.97 a 0.98; El error cuadrado medio lo representa mejor el método de Hargreaves 2, Imark 2 y Makkink 3; El error medio absoluto es menor en los métodos de Hargreaves, Hargreaves 2 e Imark 2; el porcentaje del error es menor en método de Hargreaves 2, Imark 2 y Caprio.
- En el caso de la subcuenca Molinar los 3 métodos de Hargreaves y Priestley presentan un coeficiente de correlación entre 0.97 y 0.98; un RMSE de 0.56 mm/día para los 3 métodos de Hargreaves; un MAE de 0.43 a 0.53 mm/día y un PE del 6 al 11%.
- En la subcuenca Tous los métodos de Priestley, Makkink e Imark son los que presentan la mejor correlación y el RMSE, es menor en los tres métodos de Hargreaves (0.62 a 0.7 mm/día), así como

el MAE (0.47-0.57 mm/día), en el caso del PE los mejores métodos son Baier Robertson, Caprio y Hargreaves.

- En la cuenca baja de Huerto Mulet el coeficiente de correlación es mejor representado por el método de Caprio, Imark 3 y Makkink; el RMSE por los métodos de Hargreaves, Hargreaves 2 e Imark 2, (0.73-0.79 mm/día); para el MAE los tres métodos de Hargreaves (0.53-0.62 mm/día) y el Pe es mejor por el método de Hargreaves, Hargreaves 1 y FAOPM56 con radiación estimada.

A pesar de que diferentes métodos se ajustan en un parámetro u otro para cada subcuenca los métodos que presentan resultados más constantes son los tres métodos de Hargreaves además de Imark, Makkink y Caprio. Los métodos de Imark y Makkink tienden a subestimar la evapotranspiración y el método de Caprio tiene a sobreestimar la evapotranspiración para valores menores de 2.5 mm/día, por tales motivos se optó por utilizar el método de Hargreaves para determinar la evapotranspiración en la cuenca del Júcar ya que presenta buenos resultados y es apropiado para aplicar a los datos de modelo de cambio climático donde solo se dispone de información de temperaturas.

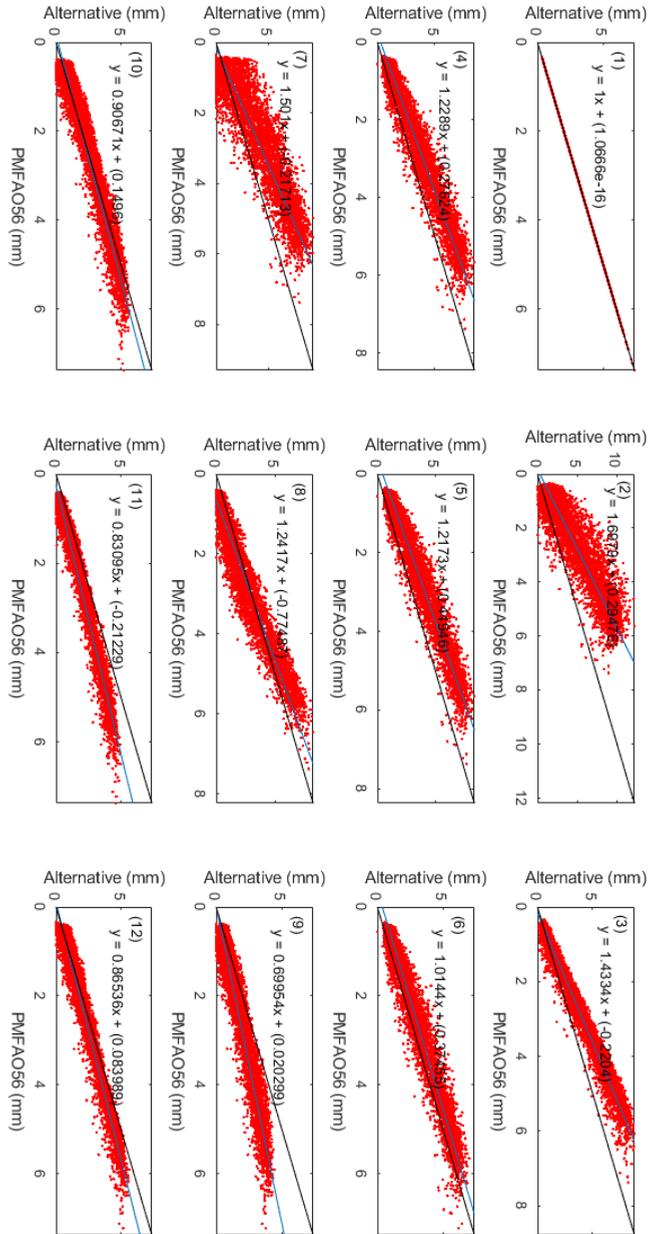


Figura 4.4. Evapotranspiración de la subcuenca Alarcón PMFAO56 (mm/día) vs Evapotranspiración: (1) PMFAO56; (2) PMFAO56 (Rs estimada); (3) Priestley-Taylor; (4) Hargreaves 1; (6) Hargreaves 2; (7) Baier-Robertson; (8) Caprio; (9) Imark 1; (10) Imark 2; (11) Imark 3; (12) Makkink

4.3 Análisis Estocástico Multivariado

En el presente apartado se analizarán los resultados de los modelos estocásticos para la zona de estudio, siguiendo la metodología planteada en el capítulo 3. Los modelos estocásticos desarrollados en la presente tesis fueron, la modelación estocástica de precipitación, temperatura máxima y rango de temperatura. El procedimiento planteado se basa en realizar los siguientes pasos: normalización, ajuste de parámetros mediante series de Fourier, estandarización, determinación de los parámetros autorregresivos del modelo, validación de la serie residual, ajuste de baja frecuencia y generación de escenarios sintéticos.

4.3.1 Obtención de la ocurrencia de precipitación multivariada

La ocurrencia de precipitación se presenta cuando se tiene o no un día con precipitación y está condicionada por los vectores de probabilidad de ocurrencia p_{11} y p_{01} . Los meses con menos ocurrencias de precipitación se encuentran entre junio y septiembre, este es un factor importante porque se tienen pocos datos para el proceso de la modelación estocástica. En el caso de los meses de octubre a mayo la información es abundante por lo tanto se representan con mayor confianza los vectores de transición de probabilidad.

El proceso de la ocurrencia fue desarrollado mediante un modelo de Markov de dos estados donde primeramente se determinaron los vectores de probabilidad de transición (Apartado 3.1). Los resultados se presentan de manera conjunta para las 5 subcuencas analizadas, Alarcón, Contreras, Molinar, Tous y Huerto Mulet con el objetivo de observar de manera conjunta los resultados de la modelación.

Las probabilidades de transición siguen una distribución uniforme [0-1]. Las probabilidades de transición de p_{01} están en un rango de 0.03 y 0.45 (<1). La media para las 5 subcuencas está entre 0.18 y 0.21 como se aprecia en la Figura 4.5.

Por otro lado las probabilidades de transición p_{11} se presentan un rango de 0.35 y 0.97 con series con valores medios para las 5 subcuencas de entre 0.68 a 0.78 (Figura 4.6).

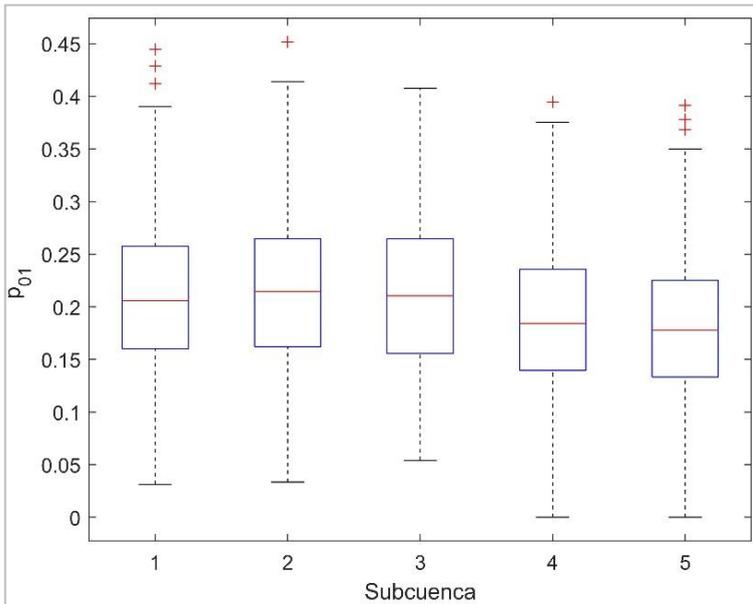


Figura 4.5. Diagrama de probabilidad de transición p_{01} para las subcuenas: 1 Alarcón, 2 Contreras, 3 Molinar, 4 Tous y 5 Huerto Mulet. Fuente: Elaboración propia.

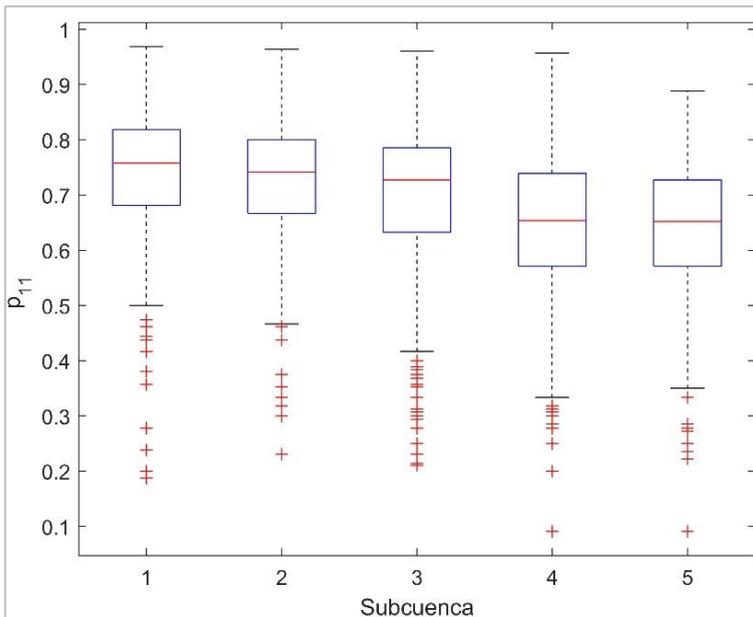


Figura 4.6. Diagrama de probabilidad de transición p_{11} para las subcuenas: 1 Alarcón, 2 Contreras, 3 Molinar, 4 Tous y 5 Huerto Mulet. Fuente: Elaboración propia.

4.3.2 Parámetros de Fourier para las probabilidades de ocurrencia

Una vez que se tienen los vectores de transición se procedió a la reducción de parámetros mediante las series de Fourier. El objetivo de analizar los vectores de probabilidad de transición fue seleccionar la mejor representación del evento lluvia no lluvia. Se realizaron simulaciones desde dos armónicos en las series Fourier hasta alcanzar aproximadamente el 90% de la varianza explicativa. Se determinó que el proceso de ocurrencia de precipitación puede ser representado **con pocos parámetros** (Richardson 1981a). La periodicidad de la ocurrencia de precipitación para 4 parámetros representa una suavización de las probabilidades de ocurrencia de precipitación y con estos pocos parámetros los eventos se puede tener una buena aproximación de $p_{11\tau}$ y $p_{01\tau}$ (Figuras 4.7 y 4.8).

Por otro lado, se determinaron los límites de confianza para los vectores $p_{11\tau}$ y $p_{01\tau}$ a partir de la aproximación a la distribución t con una confianza de 95%.

Para la zona de estudio la probabilidad de que un día llueva dado que el día anterior no llovió presentan una disminución, sobre todo, en verano, con una variación entre 0.13 y 0.28 en el ajuste realizado por las series de Fourier. El mismo patrón se presenta para la probabilidad de que un día llueva dado que el día anterior llovió, esta probabilidad presenta una mayor variabilidad entre 0.49 y 0.82 de acuerdo a los ajustes de Fourier.

Estas periodicidades son bien representadas mediante las series de Fourier dentro de los límites de confianza tanto para $p_{11\tau}$ como $p_{01\tau}$. En las Figuras 4.9 y 4.10 se presenta la varianza explicada (*ve*) por parte de los ajustes de las series de Fourier con de 1 a 104 armónicos para las transiciones $p_{01\tau}$ y $p_{11\tau}$. Para considerar la varianza explicativa de 90% es necesario utilizar los 104 armónicos, pero, no mejora el modelo sustancialmente y se propone utilizar un número menor de parámetros con resultados aceptables.

La varianza explicativa para $p_{01\tau}$ con 4 armónicos se encuentran entre el 13 y el 19% para las diferentes subcuencas analizadas (Figura 4.9). En el caso de la probabilidad de ocurrencia $p_{11\tau}$ se representó una varianza explicativa de entre el 37 y el 60% (Figura 4.10).

Con pocos parámetros como se verá en el siguiente apartado es suficiente para la correcta representación del proceso de la ocurrencia de precipitación tanto a nivel diario, mensual y anual.

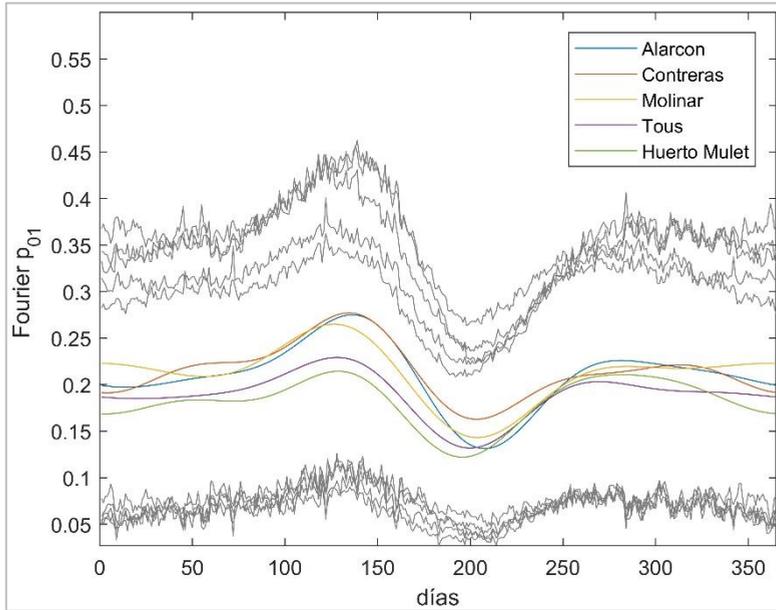


Figura 4.7. p_{01} para las cinco subcuencas y límites de confianza (gris) de p_{01} con 4 parámetros. Fuente: Elaboración propia.

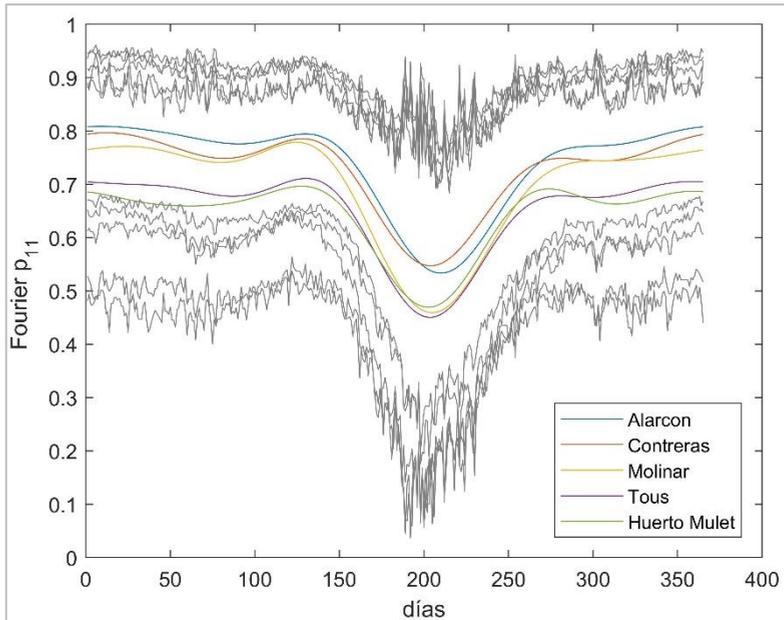


Figura 4.8. p_{11} (para las cinco subcuencas y límites de confianza (gris) de p_{01} con 4 parámetros. Fuente: Elaboración propia.

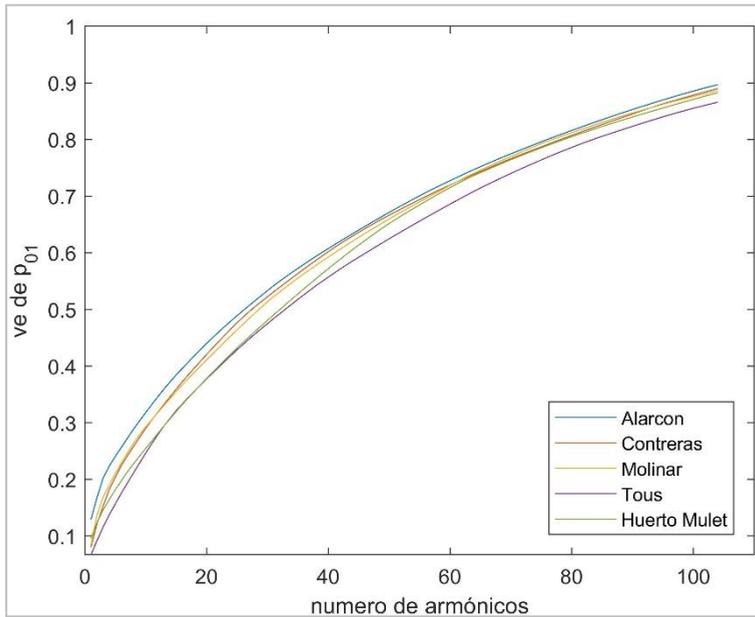


Figura 4.9. Varianza explicativa (ve) de p_{01} (104 armónicos) para las cinco zonas en estudio. Fuente Elaboración propia.

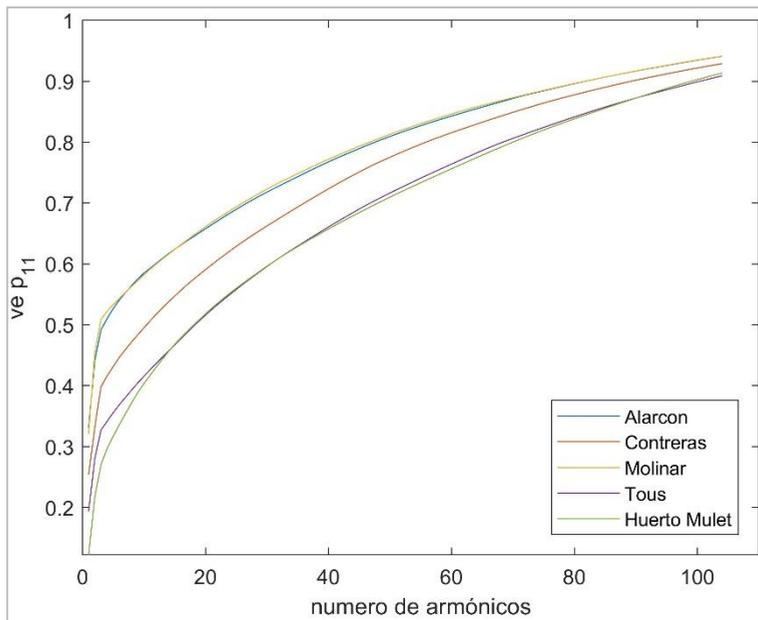


Figura 4.10. Varianza explicativa (ve) de p_{11} (104 armónicos) para las cinco zonas en estudio. Fuente Elaboración propia.

Posteriormente se generaron las series estandarizadas y se determinó la matriz de correlación cruzada. Para determinar las correlaciones de las series de ocurrencia de precipitación se procedió a determinar los vectores de números aleatorios normalmente distribuidos y correlacionados de los datos observados. La correlación espacial de las transiciones de probabilidad y una vez realizada la descomposición de Cholesky se tiene como resultado la matriz $[M_k]$ (4 armónicos). Esta matriz sirve para la generación de series espacialmente correlacionadas y normalmente distribuidas al multiplicarlas por los números aleatorios de distribución normal [NC].

$$[M_k]= \begin{vmatrix} 1.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 \\ 0.516 & 0.855 & 0.000 & 0.000 & 0.000 \\ 0.485 & 0.265 & 0.819 & 0.000 & 0.000 \\ 0.438 & 0.238 & 0.169 & 0.811 & 0.000 \\ 0.431 & 0.234 & 0.166 & 0.139 & 0.798 \end{vmatrix}$$

4.3.3 Generación de series de ocurrencia de precipitación

El proceso de la modelación multivariada de la ocurrencia de precipitaciones se generó mediante la matriz de transiciones correlacionadas $[M_k]$ multiplicada por los números aleatorios, obteniendo una matriz [NC]. Posteriormente evaluando el evento lluvia no lluvia el cual depende del día anterior, de la probabilidad crítica (p_c) y distribución normal.

Se generan 1000 series de ocurrencia de precipitación de igual longitud (66 años). Una vez generadas las series sintéticas ocurrencia de precipitación, se determina el número de días que sí hay precipitación.

El análisis para la cuenca del Júcar se dividió en 5 subcuencas como se ve en el apartado 4.1.1. Los resultados para las 5 subcuencas se presentan de manera conjunta en las figuras que se abordaran en este apartado y los siguientes.

Para obtener los valores medios diarios de las ocurrencias observadas (Figura 4.9) se sumaron los días con precipitación de los 66 años de registros. Para el caso de las series simuladas se obtuvo el promedio diario de las 1000 series de 66 años cada una. Para el caso de las medias mensuales (año medio) se determinaron las ocurrencias mensuales observadas realizando un promedio del número de días al mes se tenía ocurrencia de precipitación. En el caso de las series simuladas medias mensuales se realizó el promedio mensual de las 1000 series (figura 4.10). Diferentes pruebas estadísticas se realizaron para verificar que las series generadas no son significativamente diferentes a las del periodo histórico.

Las pruebas aplicadas a la ocurrencia de la precipitación fueron la prueba k-s para verificar que los resultados proceden de la misma distribución, la prueba t para la igualdad de medias y el test de Wilcoxon para la igualdad de medianas. Los test fueron aplicados considerando un 95% de confiabilidad en los cuales se concluyó que no se tiene suficiente evidencia para decir que precipitación generada e histórica tanto a nivel mensual y diario sea significativamente diferente.

Para los resultados de las diferentes variables climáticas las figuras que se presentan en la presente tesis se comparan los datos observados y los simulados para cada variable mediante gráficos de dispersión (“scatter plot”). El eje x en todos los casos se utilizará para las series simuladas y el eje de las y para las series observadas. Están se agrupan en dos, que se mencionan a continuación:

- Series medias diarias de ocurrencia de precipitación. Para el eje x (observada) se calcula una suma de las series observadas, para este caso se tienen 66 años y por lo tanto se obtienen 365 datos por subcuenca (1 por cada día del año). Para el eje y (simulada) se realiza una suma por cada serie generada y se obtiene el promedio de las 1000 series. El promedio diario es de 365 valores por subcuenca (1 por cada día).
- Series medias mensuales de ocurrencia de precipitación. Para el eje de x (observada) se calcula una suma del número de días que llueve en un mes y un promedio para todos los meses de la serie observada, para este caso 66. El resultado para cada subcuenca son 12 valores medios (1 por mes). Para el eje de las y (simulada) se obtiene la suma del número de días que llueve en un mes, posteriormente se obtiene promedio de las 1000 series generadas (1 por mes) dando como resultado 12 valores para cada subcuenca.

En la Figura 4.9 se puede observar el promedio de los datos históricos de los episodios de lluvia y los generados por el modelo multivariado de ocurrencias de precipitación. A escala diaria se tiene un ajuste con una dispersión de -5 días a +15 días en promedio.

En promedio mensual (Figura 4.10) el modelo se ajustó adecuadamente, en este, se observa una menor dispersión de las ocurrencias de precipitación, todas cercanas a la recta de ajuste. El error en modelación diaria fue de ± 1 días.

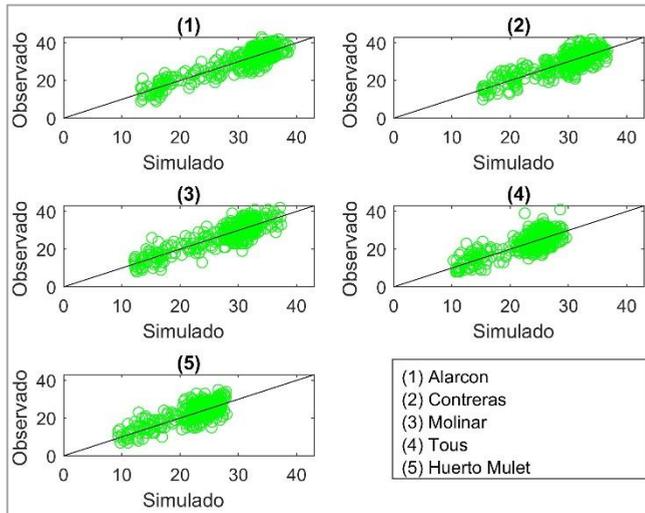


Figura 4.11 Número de días con lluvia obtenido para cada uno de los 365 días del año en los 66 años del periodo de simulación y observados para las 5 subcuencas en estudio (104 armónicos). Fuente: Elaboración propia.

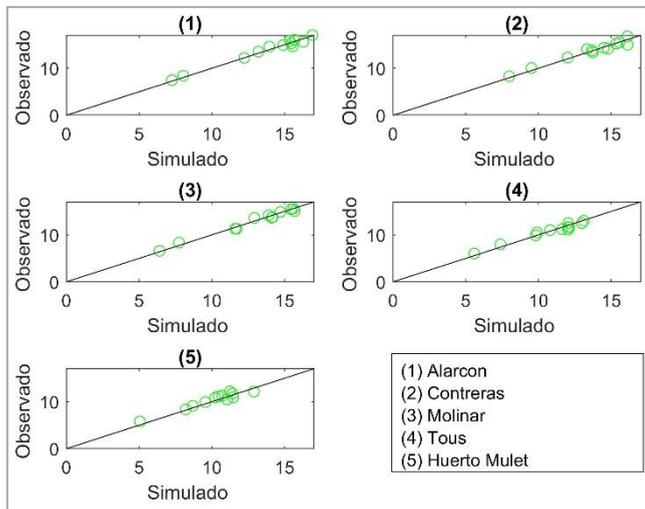


Figura 4.12. Número de días con lluvia al mes para los 12 meses en los 66 años de periodo de simulación y observados para las 5 subcuencas en estudio (104 armónicos). Fuente: Elaboración propia.

Para validar el modelo de ocurrencias de precipitación con 4 armónicos, se utilizó la misma metodología considerando 104 armónicos y se procedió a generar las series de ocurrencia de precipitación. Estas se presentan en las Figuras 4.11 y 4.12. Para los eventos de lluvia se aprecia que para la serie diaria se tiene una dispersión de -5 días a +13 días en

promedio diario para las 5 subcuencas (Figura 4.11) y \pm para las ocurrencias mensuales (Figura 4.12). Entonces, al incrementar el número de parámetros se tiene una ligera mejoría a escala diaria y a escala mensual se tienen prácticamente los mismos resultados. Por lo tanto, se afirma que el modelo de 4 armónicos es válido para realizar la generación de ocurrencias de precipitación multivariada.

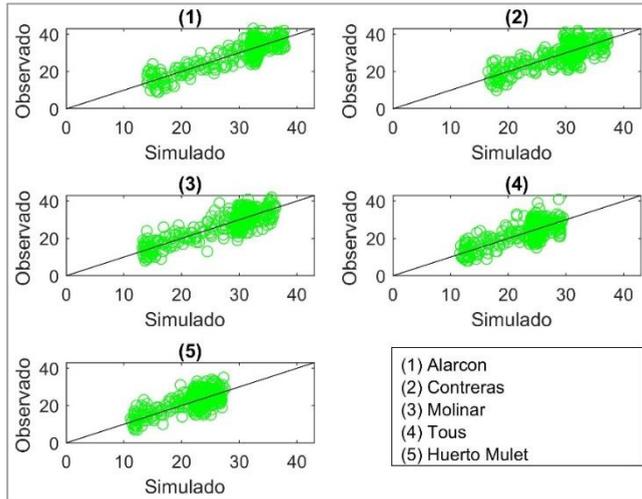


Figura 4.13 Número de días con lluvia obtenido para cada uno de los 365 días del año en los 66 años del periodo de simulación y observados para las 5 subcuencas en estudio (4 armónicos). Fuente: Elaboración propia.

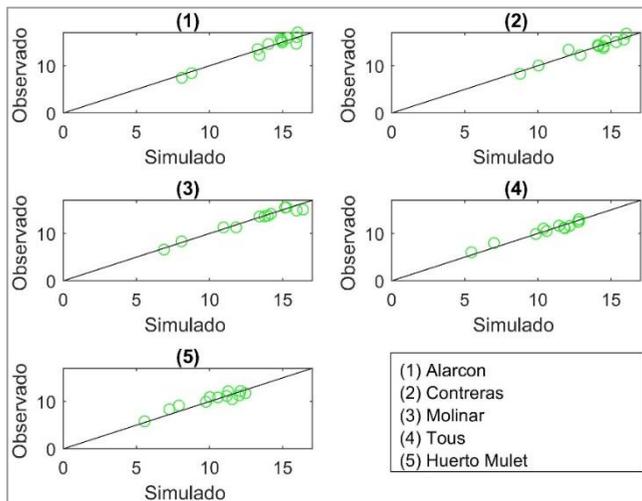


Figura 4.14. Número de días con lluvia al mes para los 12 meses en los 66 años de periodo de simulación y observados para las 5 subcuencas en estudio (4 armónicos). Fuente: Elaboración propia.

4.4 Análisis estocástico de la cantidad de precipitación.

4.4.1 Función de distribución

Para la cantidad de precipitación se analizaron diferentes funciones para la normalización de las series de precipitaciones. El coeficiente de sesgo de la serie histórica es mucho mayor que los límites de confianza, por esta razón se procedió a la normalización y de manera general los datos de precipitación diaria se encuentran sesgados a la derecha (Figura 4.15).

Las transformaciones evaluadas fueron de función gamma, logarítmica, doble logarítmica y log-gamma (apartado 3.1). Se evalúa la normalidad en función del test de coeficiente de sesgo para un límite de confianza del 95%.

El mejor desempeño es para la función **log-gamma** para las 5 zonas en estudio. Esta función representa en promedio diario un sesgo dentro los límites de confianza, con un valor del coeficiente de sesgo para toda la serie entre 0.01 y 0.34. Las funciones de transformación doble logarítmica es la de segundo mejor desempeño, pero, sigue presentando sesgos principalmente en los meses de julio y agosto. Las funciones Logarítmica y Gamma siguen manteniendo un sesgo importante y fuera de los límites de confianza, por lo tanto, en este caso no son adecuadas para seguir aplicándolas en el resto de la metodología. La serie normalizada mediante la transformación Log-Gamma se utilizará para cálculos posteriores y será aplicada a todos los datos de precipitación analizados en la presente tesis. En las Figuras 4.15 a 4.17 se presentan los sesgos históricos y los normalizados mediante las funciones de transformación Logarítmica, doble Logarítmica, Gamma y Log-Gamma respectivamente para las 5 zonas en estudio.

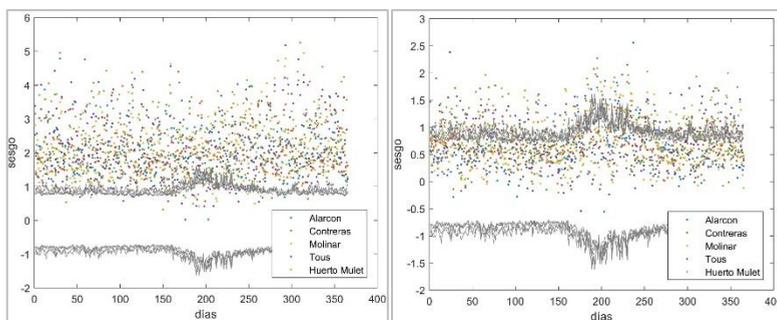


Figura 4.15. Límites de confianza de Anderson (95%) y la serie normalizada mediante la función Normal (izquierda) y Logarítmica (derecha) para las cinco zonas en estudio.

Fuente: Elaboración propia.

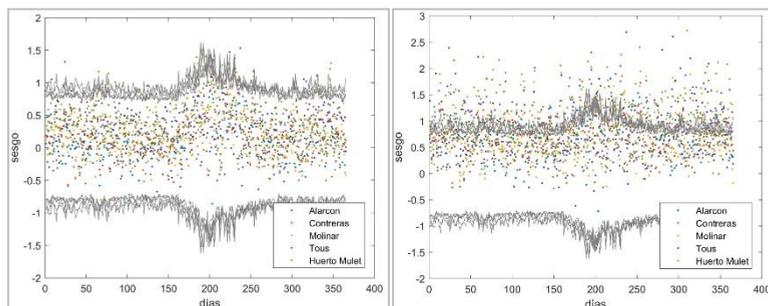


Figura 4.16. Límites de confianza de Anderson (95%) y la serie normalizada mediante la función Doble Logarítmica (izquierda) Gamma (derecha) para las cinco zonas en estudio.

Fuente: Elaboración propia.

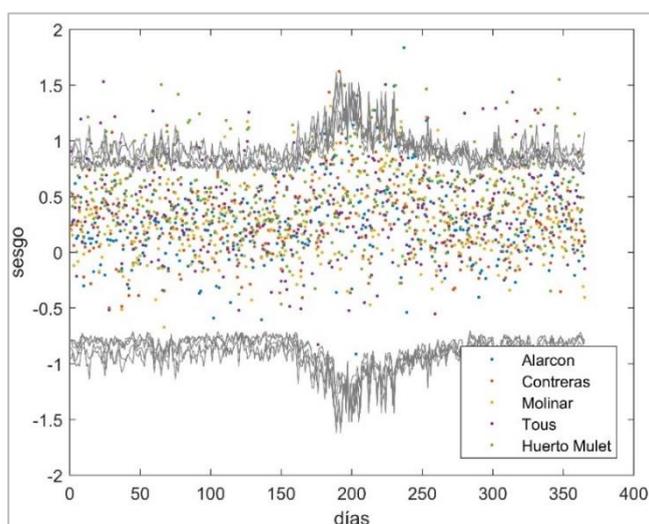


Figura 4.17. Límites de confianza de Anderson (95%) y la serie normalizada mediante la función Log-Gamma para las cinco zonas en estudio. Fuente: Elaboración propia.

4.4.2 Parámetros de Fourier para la media y desviación estándar

En base de la serie normalizada de la cantidad de precipitación se aplicaron series de Fourier a los valores observados normalizados (Log-Gamma) de la media y desviación estándar (μ , s), el objetivo fue reducir el número de parámetros (apartado 3.2.2). La reducción de parámetros se realizó con diferentes números de parámetros, los cuales proporcionen el mejor ajuste del modelo. Para la cuenca del Júcar se realizaron varias pruebas con diferentes números de armónicos significativos. Se consideró una varianza explicativa del 90% y por otro lado un modelo de hasta 4 parámetros. Para el caso de estudio se realizaron 2 modelos.

Para el caso del modelo con el 90% de varianza explicada, que se denominó Modelo 1 (M1) se requieren alrededor 89 armónicos para la media como 100 para la desviación estándar Figuras. En las Figuras 4.18

y 4.19 se presentan la media y la desviación estándar ajustadas mediante Fourier buscando que se llegue al 90% de la varianza explicativa. Debido a la variabilidad de la precipitación se presenta en forma de un ruido a lo largo del año con un descenso claro en verano. En los periodogramas acumulados se puede observar que en ambos casos se alcanza como mínimo un 90% de la varianza explicativa (0.9) para todas las subcuencas en análisis (Figuras 4.20 y 4.21).

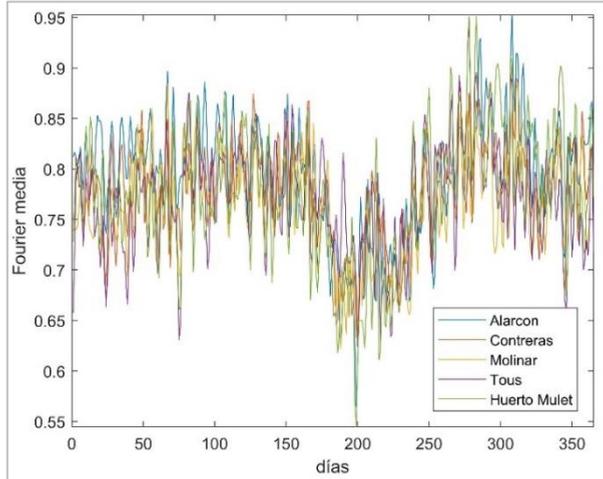


Figura 4.18. Media normalizada M1 para la función Log-Gamma (puntos rojos), límites de confianza de Anderson del 95% (gris) y serie de Fourier (azul); para las cinco zonas en estudio. Fuente: Elaboración propia.

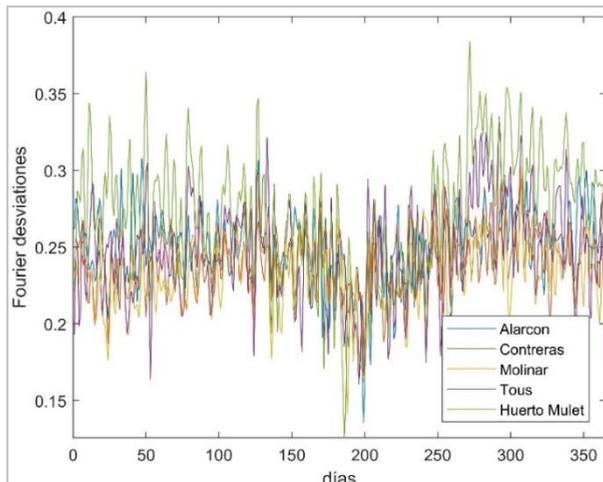


Figura 4.19. Desviación normalizada M1 para la función Log-Gamma (puntos rojos), límites de confianza de Anderson del 95% (gris) y serie de Fourier (azul); para las cinco zonas en estudio. Fuente: Elaboración propia.

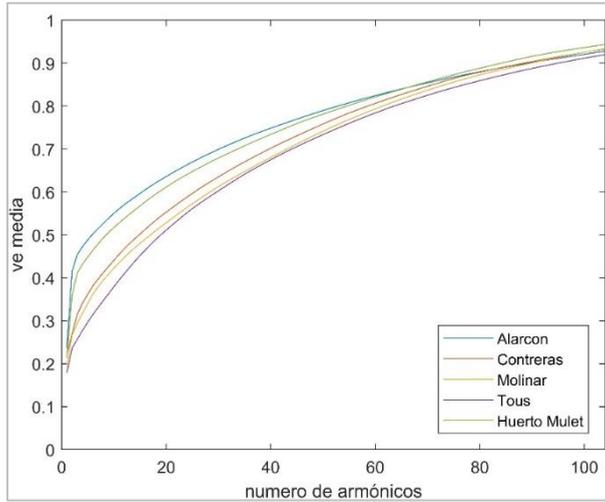


Figura 4.20. Varianza explicativa (ve) para la media (μ) para las cinco zonas en estudio. Fuente Elaboración propia.

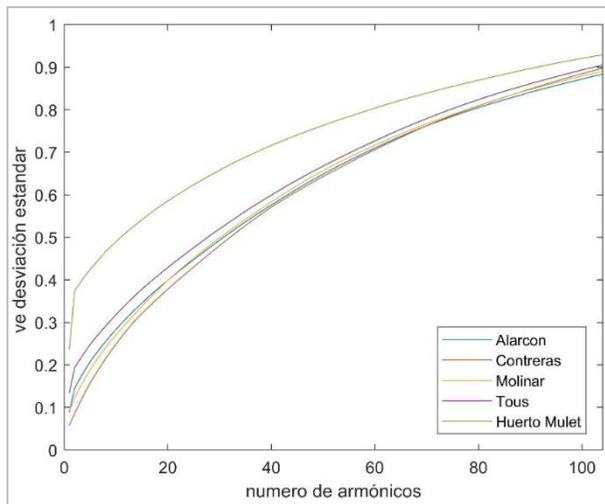


Figura 4.21. Varianza explicativa (ve) para la desviación estándar (s) para las cinco zonas en estudio. Fuente Elaboración propia.

En la presente tesis se plantea utilizar un número menor de armónicos a pesar de que no se cumpla con el criterio. De los 365 resultados de los parámetros presentan a su vez un importante ruido, por lo que es más apropiado la decisión mediante análisis gráfico. En el caso del modelo con 4 parámetros que se denominó M2 se busca el menor número de parámetros para captar la tendencia de las series y que sean capaces de representar la variabilidad diaria mensual y anual de la precipitación. Para el caso de la media las series de Fourier presentan oscilaciones entre 0.41

y 0.69 con mínimos en julio y agosto, así como diferentes curvas separadas debido a la variabilidad de cada subcuenca (Figura 4.22). En el caso de la desviación estándar se observan oscilaciones entre 0.3 y 0.4 sin un patrón claro en las desviaciones (Figura 4.23). "A pesar de no cumplir el criterio estadístico" se propone este número porque más parámetros resultan en una variabilidad que no se explica por ninguna causa física conocida.

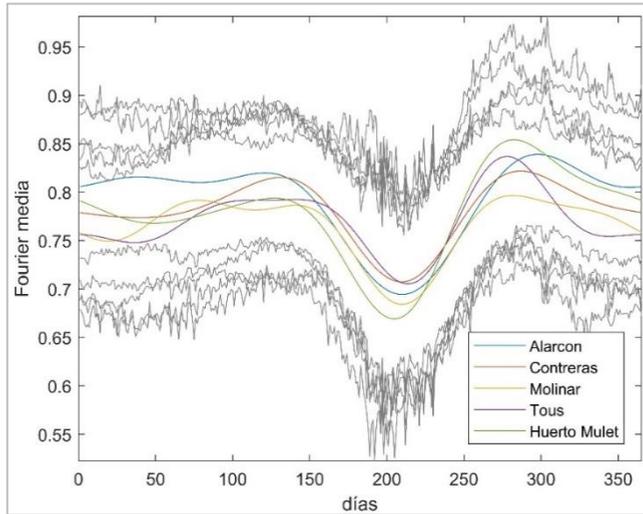


Figura 4.22. Media normalizada M2 para la función Log-Gamma, límites de confianza de Anderson del 95% (gris) y serie de Fourier para las 5 subcuencas. Fuente: Elaboración propia.

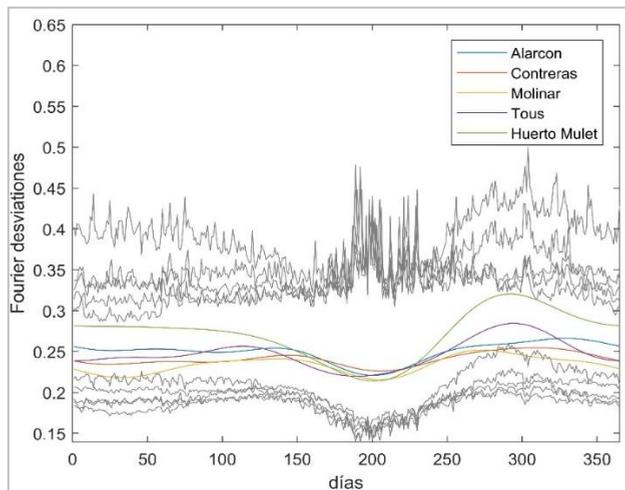


Figura 4.23 Desviación normalizada M2 para la función Log-Gamma, límites de confianza de Anderson del 95% (gris) y serie de Fourier para las 5 subcuencas. Fuente: Elaboración propia.

Se evalúa la normalidad en función del test de coeficiente de sesgo para un límite de confianza del 95%. El mejor ajuste fue determinado para la función log-gamma la cual representa en promedio diario un sesgo dentro los límites de confianza.

En base a las distintas series normalizadas, a las medias y desviaciones estándar obtenidas por las series de Fourier se procede a la estandarización. El objetivo de la estandarización es obtener una serie normal estándar la cual presente una media cero y desviación estándar de uno sin periodicidad. Para el modelo M1 con pocos

4.4.3 Ajuste del modelo estocástico y análisis de la serie residual

El modelo multivariado depende de las correlaciones espaciales, tanto como las correlaciones temporales, para un modelo Multivariado Autorregresivo de primer orden (AR(1)), son necesarias las matrices de correlaciones cruzadas de retraso cero y un día. Se ha analizado los retrasos uno, dos y no se obtiene mejores resultados con dos y tres días de retraso. Por tanto, se ha elige un día de retraso debido a que requiere menor parámetros para la modelación. Además, la autocorrelación es inferior a los límites de confianza utilizando un día de retraso. Adicionalmente, los modelos con dos o tres días de retraso no mejoran significativamente los resultados. Para la determinación de las matrices de parámetros autorregresivos se utilizó la metodología descrita en el apartado 3.1.2.2. Para el caso de estudio se obtuvieron las matrices $[\phi]_0$ y $[\phi]_1$ de parámetros autorregresivos correlacionados.

$$[\phi]_0 = \begin{pmatrix} 0.941 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 \\ 0.630 & 0.662 & 0.000 & 0.000 & 0.000 \\ 0.518 & 0.267 & 0.727 & 0.000 & 0.000 \\ 0.287 & 0.274 & 0.308 & 0.776 & 0.000 \\ 0.186 & 0.206 & 0.222 & 0.497 & 0.690 \end{pmatrix}$$

$$[\phi]_1 = \begin{pmatrix} 0.276 & 0.092 & -0.017 & 0.032 & -0.049 \\ 0.213 & 0.169 & 0.035 & 0.055 & 0.003 \\ 0.123 & 0.094 & 0.134 & 0.091 & 0.003 \\ -0.015 & 0.042 & 0.058 & 0.150 & 0.211 \\ -0.028 & 0.017 & 0.027 & 0.097 & 0.324 \end{pmatrix}$$

Para realizar el análisis de la **serie residual**, se determinó mediante los parámetros autorregresivos, esta serie debe cumplir con las condiciones de normalidad. Se determinó la distribución normal teórica para confirmar

que proceden de la misma distribución. Se verificaron los principales estadísticos como son media cero, desviación estándar uno, sesgo cero y autocorrelaciones cero y los criterios AIC y parsimonia del modelo.

En la Figura 4.24 se muestra los primeros 10 retrasos de autocorrelaciones de las series residuales generadas por un modelo autorregresivo multivariado de primer orden AR(1), se puede observar que se encuentra dentro de los límites de confianza del 95% para los primeros diez días.

Para el modelo estocástico de precipitaciones los parámetros de la serie residual se presentan en la Tabla 4.1. La media para las series residuales para las diferentes subcuencas presenta valores entre -0.056 y -0.201. En el caso de la desviación estándar el valor mayor presenta valores de 1.004 (Alarcón) a 1.066 para la subcuenca Contreras. Para el caso del sesgo el valor mayor lo indica la subcuenca Alarcón con un valor de 0.265 y el menor para Contreras con un valor de 0.016. La desviación estándar, sesgo y autocorrelación se encuentran dentro de los límites de confianza, la media se encuentra dentro de los límites de confianza a un 99%. La autocorrelación se encuentra también dentro de los límites de confianza a (excepción del retraso 0). Por tanto, se asumió la normalidad de la serie residual. Además, los resultados también son estacionarios ya que en todos los casos se cumple que $\phi < 1$.

Para los criterios AIC y parsimonia se tiene valores aceptables los cuales se encuentra entre los -976 a -1193 y el principio de parsimonia no presenta violaciones dado que se tiene valores por encima de $200 > 15$.

Tabla 4.1. Análisis de normalidad para la precipitación media para los modelos M1. Fuente: Elaboración propia.

Modelo M1	Alarcon	Contreras	Molinar	Tous	Huerto Mulet
Media	-0.056	-0.176	-0.201	-0.226	-0.201
Desviación estandar	1.004	1.066	1.048	1.032	1.063
Sesgo	0.265	0.016	0.099	0.303	0.153
autocorrelación residual (retraso 1)	0.024	0.151	0.144	0.184	0.143
AIC	-1039	-976	-978	-1131	-1193
Parsimonia	267.0	262.5	247.7	208.1	200.1

El histograma de normalidad de las series para la cuenca del Júcar se ajusta a la curva teórica en la mayoría de los casos con excepciones en valores de 0.35 a 0.4 lo cual indica que los valores cercanos a la media pueden ser tanto subestimados como sobreestimados, sin embargo, de manera general se tiene una buena aproximación a la serie normal tal como se presenta en la Figura 4.26.

Si se requiere un mayor detalle de la información a escalas más finas como diaria. El modelo a utilizar será el M1 en cambio si se buscan solo resultados mensuales o anuales se puede utilizar el modelo M2 (pocos parámetros) dado que presentan resultados ligeramente peores. Dado que en la presente tesis se busca que se ajuste a diferentes escalas, se optó por el modelo M1 y como se verá en el siguiente apartado hay una mejora en cuanto al ajuste en los datos diarios.

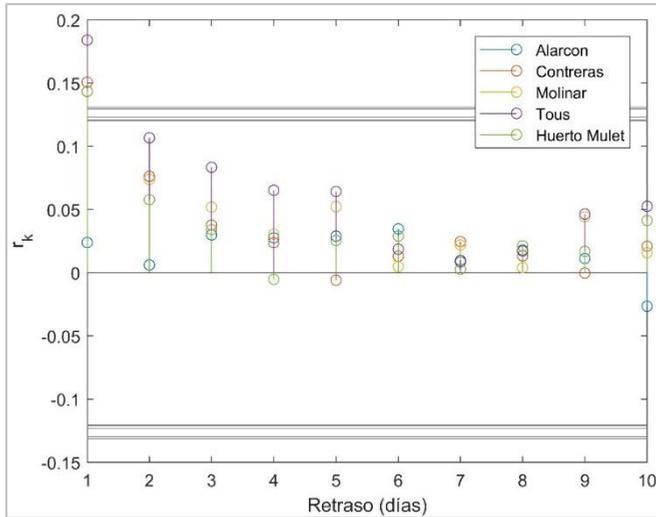


Figura 4.24 Autocorrelación residual para los primeros 10 días de retraso para las 5 subcuencas en estudio. Fuente: Elaboración propia.

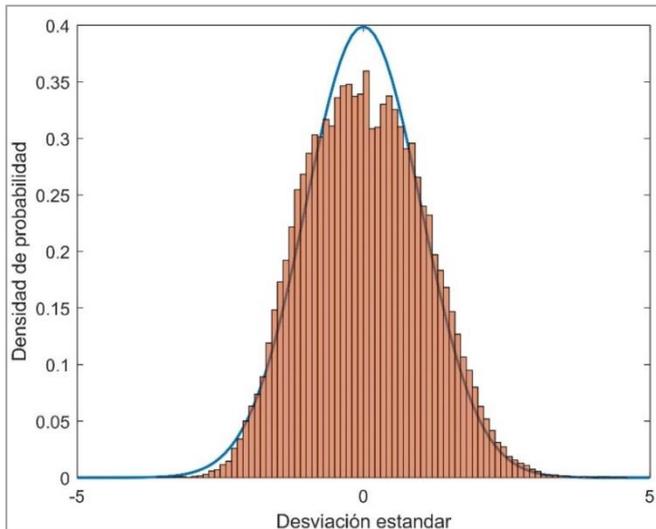


Figura 4.25 Distribución normal estándar (azul) e histograma de las series residuales en conjunto de precipitaciones. Fuente: Elaboración propia.

4.4.4. Generación de series sintéticas multivariadas de precipitación

El proceso de generación de series sintéticas multivariadas se realizó considerando **1000 series** de igual longitud que la muestra. De estas series se determinaron los estadísticos de suma, media, desviación estándar y sesgo, además se compararon con los de las series históricas observadas.

La precipitación mediante el modelo estocástico multivariado se generó de acuerdo el apartado 3.7.2. Se utilizaron los parámetros autorregresivos, la serie estandarizada obtenida mediante números aleatorios normalmente distribuidos. Posteriormente, se realizó la desestandarización, corrección de baja frecuencia y de transformación no paramétrica Log-Gamma inversa, la cual generó los mejores resultados de las diferentes transformaciones utilizadas.

Posteriormente se determinaron los estadísticos de la precipitación (media, desviación estándar y sesgo). Se realizó un promedio diario de la cantidad de precipitación de las 5 series observadas (66) y de las 5 simuladas (1000 de 66 años), de la misma manera se realizó a escala mensual para el año medio.

Los resúmenes de precipitación **media diaria** de los datos generados comparados con los observados tienen una buena representación utilizando el modelo estocástico multivariado.

En la Figura 4.26 se presentan los resúmenes para las cinco subcuencas. La precipitación media diaria generada varía para las 5 subcuencas donde la precipitación media diaria presenta valores de ± 2 mm con respecto a los valores observados. Las desviaciones por otro lado presentan variaciones de ± 6 mm las cuales son menores para desviaciones de 5 mm y se incrementan conforme se aumenta la desviación estándar, las cuales se presentan en la Figura 4.27. En el caso del sesgo se presenta una dispersión mayor sobre la recta de ajuste. Al ser el tercer momento se pueden aceptar estas variaciones, además se presentan sobreestimaciones por encima de los sesgos superiores a 5 (Figura 4.28).

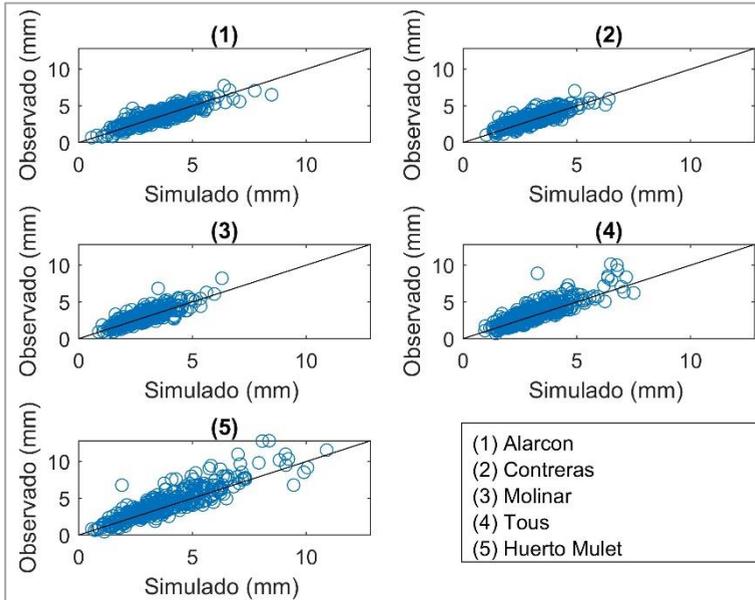


Figura 4.26 Cantidad de lluvia obtenido para cada uno de los 365 días del año en los 66 años del periodo de simulación y observados para las 5 subcuencas en estudio. Fuente: Elaboración propia.

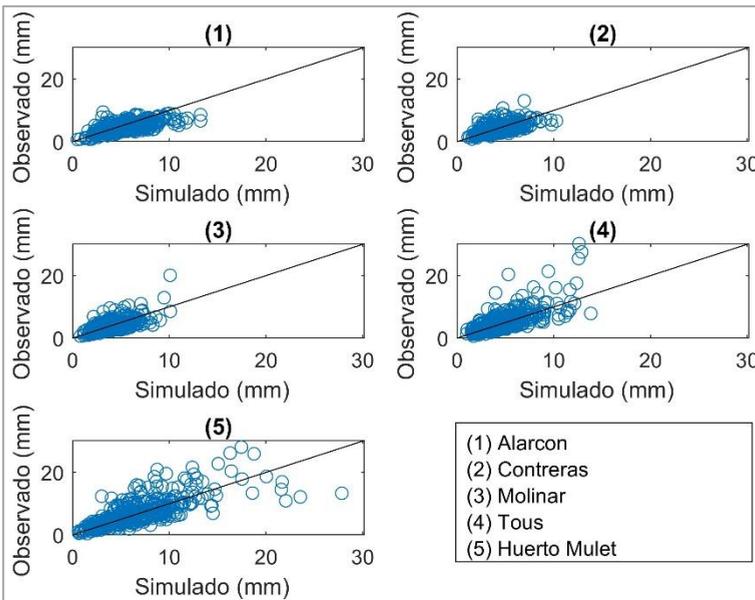


Figura 4.27 Desviación estándar de la cantidad de lluvia obtenido para cada uno de los 365 días del año en los 66 años del periodo de simulación y observados para las 5 subcuencas en estudio. Fuente: Elaboración propia.

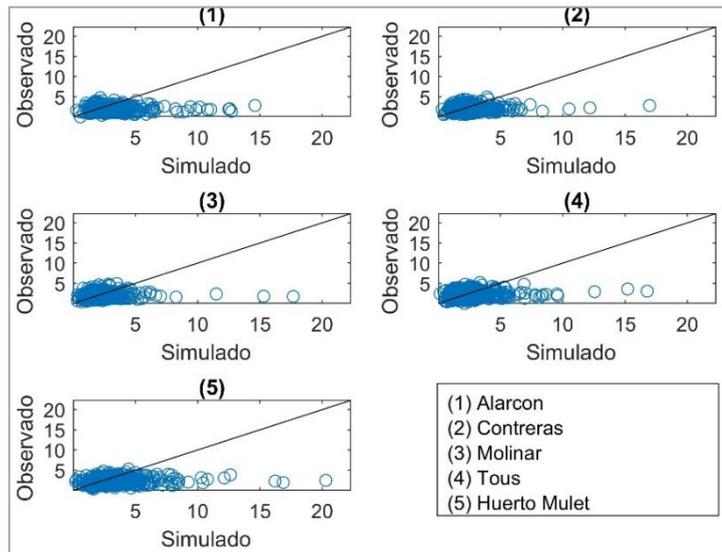


Figura 4.28 Sesgo de la cantidad de lluvia obtenido para cada uno de los 365 días del año en los 66 años del periodo de simulación y observados para las 5 subcuencas en estudio.
Fuente: Elaboración propia.

Los resultados de precipitación **media anual** se presentan en un diagrama de cajas para las 5 subcuencas en estudio.

En el caso de no realizar ajuste de baja frecuencia las precipitaciones simuladas se aproximan los valores medios. En la Figura 4.29 se puede apreciar que los percentiles 25 y 75 son menores en todos los casos simulados. Esto indica que los resultados tienden a concentrarse en valores medios. Los bigotes se extienden hasta 99.3% y estos tienden a los valores observados, sin embargo, el número de resultados de precipitaciones es menor que en el caso de los observados.

En el caso de las precipitaciones con el análisis de baja frecuencia se corrigen las variabilidades. En la Figura 4.30 se puede observar que para las series simuladas se tiene una dispersión ligeramente mayor para los percentiles 25 y 75 con respecto a los datos observados. Los valores observados se encuentran dentro del rango de la longitud máxima de “bigotes” hasta alcanzar el 99.3% de los datos. A excepción de Huerto Mulet que presenta un caso atípico en la serie observada. Para las series simuladas medias anuales se tiene una mayor dispersión de los resultados, al alcanzar el 99.3 de los resultados se tienen mayores varianzas las cuales oscilan en -150 a +250 mm. Además, en todos los casos se presentan valores atípicos positivos para todas las subcuencas simuladas con valores atípicos que van desde los 200 a los 600 mm. Estos

resultados son coherentes dado el número de series generadas para cada subcuena (1000) y que se pueden presentar en la realidad.

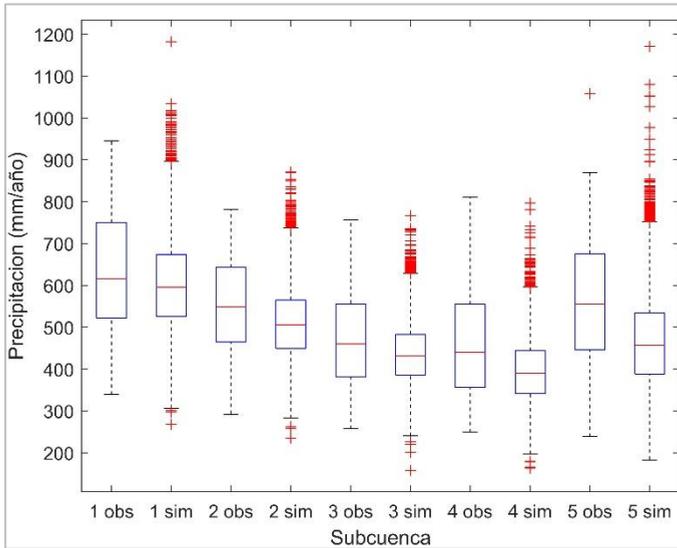


Figura 4.29 Precipitación media anual **sin ajuste** de baja frecuencia simulado (sim) para las 1000 series de 66 años y observado (obs). 1 Alarcón, 2 Contreras, 3 Molinar, 4 Tous y 5 Huerto Mulet. Fuente: Elaboración propia.

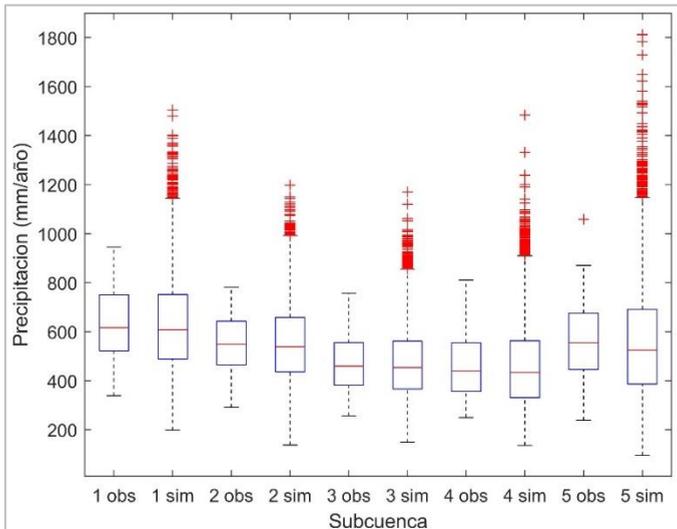


Figura 4.30 Precipitación media anual **con ajuste** de baja frecuencia simulado (sim) para las 1000 series de 66 años y observado (obs). 1 Alarcón, 2 Contreras, 3 Molinar, 4 Tous y 5 Huerto Mulet. Fuente: Elaboración propia.

4.5 Análisis estocástico multivariado de temperaturas máximas y rangos temperatura

La modelación estocástica se realizó para las temperaturas de acuerdo a la metodología descrita en el apartado 3.2. El modelo estocástico de temperatura se planteó en base a la dependencia de la ocurrencia de precipitación que ha sido analizada en el apartado 4..1.

Primeramente, se identificaron los días con precipitación y sin ella con lo cual se establecieron los días húmedos y días secos en promedio diario de los diferentes estadísticos. Se utilizó para este caso la **temperatura máxima** y el **rango de temperatura**. Es decir, temperatura máxima menos la temperatura mínima esto para garantizar que en la modelación estocástica siempre la temperatura máxima sea mayor que en la mínima. Consecutivamente se determinó la normalización y estandarización de la serie mediante medias y desviaciones estándar diferenciadas para los días secos y lluviosos y posteriormente generación de un modelo autorregresivo de orden 1 y la generación de las series.

Para remover la periodicidad de la serie es necesario determinar parámetros como media, desviación estándar, estos parámetros estarán en función de la variabilidad de la serie, es decir a mayor dispersión será necesario estimar un mayor número de parámetros. Para reducir el número de parámetros se ha tratado la periodicidad para **los días lluviosos y para los días sin lluvia**, es decir se determinaron los parámetros para la temperatura máxima y el rango de temperatura en dos series.

Las series de Fourier fueron utilizadas para este análisis considerando pocos parámetros descritos en el apartado 3.1. Una vez reducido el número de parámetros de la serie, se procede a convertir la serie en homogénea; esto mediante la estandarización, la cual permite el análisis de las propiedades de dependencia temporal; esta se obtiene removiendo las medias y desviaciones estándar periódicas tanto para días lluviosos como días sin precipitación.

Mediante la serie estandarizada se obtienen los parámetros autorregresivos multivariados primer orden, el modelo autorregresivo se describe en el apartado 3.3. Finalmente se determina la serie residual mediante los parámetros autorregresivos obtenidos y la serie estandarizada, esto con el objetivo de ver que se cumplen las condiciones de normalidad de la serie residual.

4.5.1 Función de distribución de temperaturas

Para el caso de las temperaturas no se utilizó función de normalización ya que los datos siguen aproximadamente una distribución normal y estos presentan un sesgo dentro de los límites de confianza de 95%.

Para las temperaturas máximas los datos observados presentan sesgos de todas las series entre 0.11 y 0.25, los cuales se encuentran dentro de los límites de confianza del 95% exceptuando días con temperaturas atípicas que se salen de los límites de confianza. En la Figura 4.31 se muestran los sesgos diarios para las 5 subcuencas Alarcón, Contreras, Molinar, Tous y Huerto Mulet.

En el caso del rango de temperatura, los datos observados presentan sesgos entre -0.03 y 0.15 y que también se encuentran dentro de los límites de confianza del 95% con algunas excepciones en temperaturas atípicas las cuales se presentan en la Figura 4.32 para las 5 subcuencas en estudio.

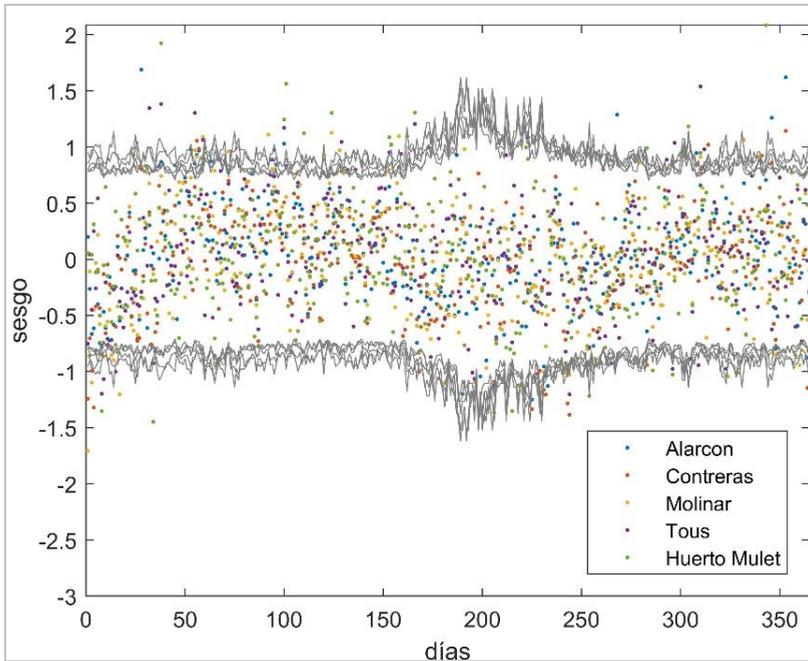


Figura 4.31. Sesgos observados diarios de temperaturas máximas para las 5 subcuencas en estudio. Fuente: Elaboración propia.

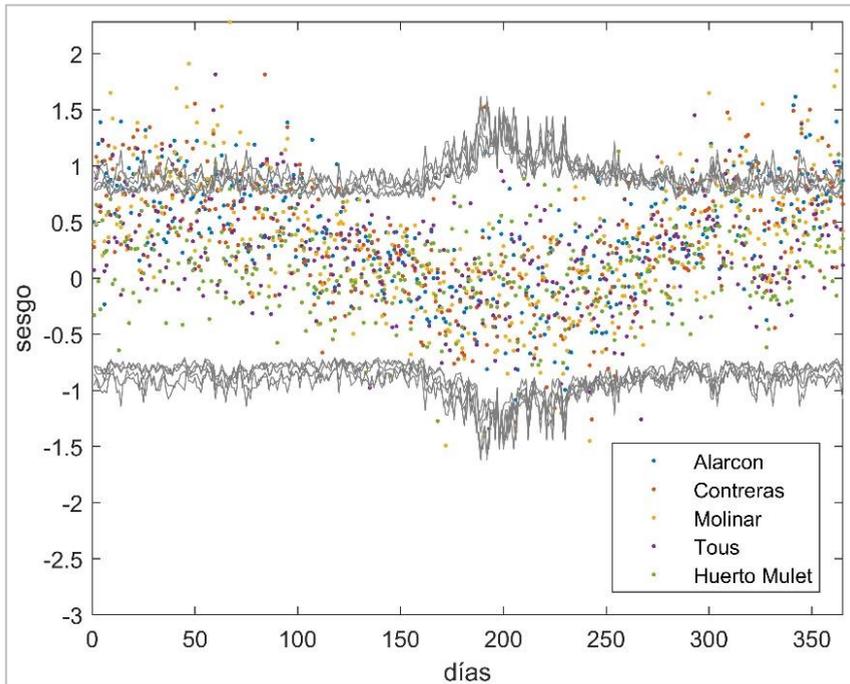


Figura 4.32. Sesgos observados diarios de rango de temperatura para las 5 subcuencas en estudio. Fuente: Elaboración propia.

4.5.2 Parámetros de Fourier para las medias y desviaciones estándar de temperaturas máximas y rango de temperaturas

Las series de temperatura se dividieron en base a los días lluviosos ($X_t = 1$) y días sin precipitación ($X_t = 0$) para lo cual se fijó un límite de 0.01 mm de precipitación y se obtuvieron dos series de temperatura la máxima y el rango para días con lluvia y otras dos para días sin lluvia.

En las figuras 4.33 y 4.34 se presentan las series de temperaturas máximas para las 5 subcuencas en estudio donde se observa una variabilidad entre 6°C y 35°C media diaria para días con precipitación y para días sin lluvia una variabilidad entre 10°C y 34°C. La principal diferencia entre estas series se da en los meses de noviembre a marzo donde se presentan diferencias de temperatura de hasta 4°C.

Las series de Fourier se ajustaron para las medias y desviaciones estándar de los días húmedos ($X_t = 1$) y secos ($X_t = 0$) utilizando doce parámetros los cuales como se aprecia en las figuras 4.35 y 4.36 para la media se ajustan adecuadamente a los datos observados a pesar de no llegar al 90% de la varianza explicativa tanto para las medias de días húmedos (Figura 4.33) como para las medias de los días secos (Figura 4.34).

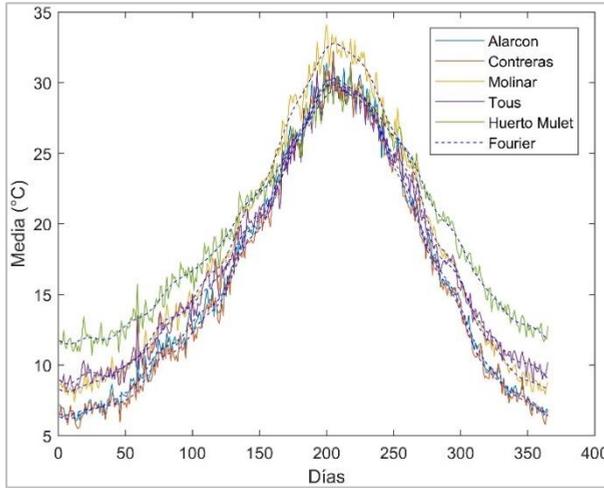


Figura 4.33. Media de temperatura máxima (año medio) en días lluviosos ($X_t = 1$) para las 5 subcuencas en estudio. Fuente: Elaboración propia.

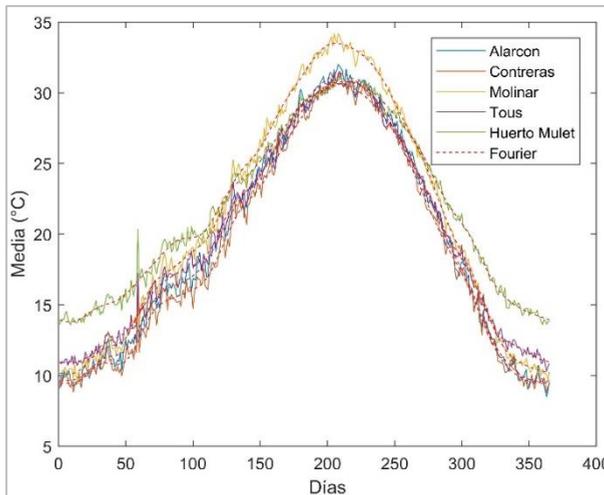


Figura 4.34. Media de temperatura máxima (año medio) en días sin lluvia ($X_t = 0$) para las 5 subcuencas en estudio. Fuente: Elaboración propia.

En el caso de las desviaciones estándar para las temperaturas máximas se tiene una mayor variabilidad debido al ruido de la serie el cual indica los cambios a corto tiempo de las temperaturas. A pesar de no representar el 90% de la varianza explicativa cuatro parámetros son suficientes para la parametrización de la serie diaria de desviaciones estándar. En las figuras 4.35 y 4.36 se presentan las desviaciones para los días con lluvia y sin lluvia respectivamente. Como se puede apreciar, para este que es el segundo momento se tienen unas oscilaciones en las series de Fourier ajustadas, las cuales son más evidentes para los días lluviosos.

Principalmente oscilan entre los 2 y los 6 mm/día (Figura 4.35). Con respecto a las desviaciones para los días sin precipitación las temperaturas presentan una menor variabilidad. Estas se han ajustado mediante las series de Fourier entre los 2 y los 5 mm/día (Figura 4.36) con menores oscilaciones que para el caso de las series de días lluviosos. La simulación de las series de Fourier se adapta al caso de estudio y es fácilmente aplicable a otras zonas de estudio. A diferencia de las series de precipitación, las temperaturas presentan una menor oscilación por lo tanto el ajuste de Fourier tiende a ser mejor representado como se observa en las Figuras 4.33 a 4.36.

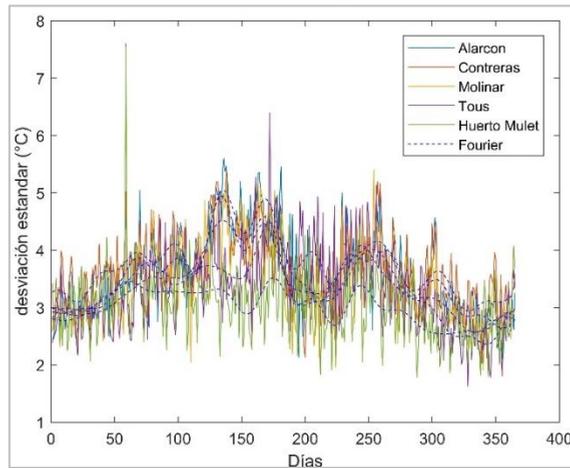


Figura 4.35. Desviación estándar de temperatura máxima (año medio) en días con lluvia ($X_t = 1$) para las 5 subcuencas en estudio. Fuente: Elaboración propia.

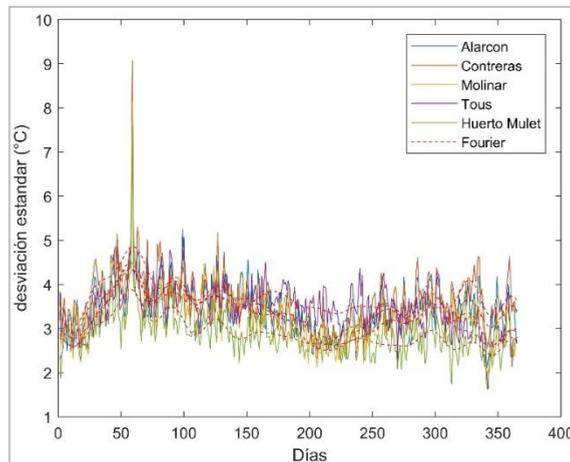


Figura 4.36. Desviación estándar de temperatura máxima (año medio) en días sin lluvia ($X_t = 0$) para las 5 subcuencas en estudio. Fuente: Elaboración propia.

Para el rango de temperaturas (temperatura máxima – temperatura mínima) estas se presentan en las figuras 4.37 y 4.38 para las 5 subcuencas en las cuales se tienen rangos de 6°C a 18°C para el año medio en días con lluviosos y de 9°C a 20°C para días sin lluvia.

Para el rango de temperatura, al igual que para las temperaturas máximas las series de Fourier, se ajustaron para las medias indicadas en las figuras 4.37 y 4.38. Para las desviaciones las cuales se presentan en las figuras 4.39 y 4.40 en las cuales se aprecian los datos observados y las series de Fourier ajustadas.

Las medias del rango de temperaturas presentan buen ajuste con respecto a los datos observados para el año medio como se observa en la Figuras 4.37y 4.38 dentro de todo el año de las medias de temperatura. Para el caso de las desviaciones estándar para el rango de temperatura, se tiene una mayor variabilidad al igual que en las temperaturas máximas, si bien esta variabilidad no representa el 90% de la varianza explicativa, es suficiente para la representación adecuada de las desviaciones estándar tanto para los días lluviosos como para los días sin lluvia.

En las figuras 4.39 y 4.40 se pueden apreciar las desviaciones del rango de temperaturas, así como los ajustes realizados mediante las series de Fourier, estos ajustes son suavizados y dentro de los límites de confianza del 95%. Las oscilaciones en las series de Fourier ajustadas se encuentran entre 2 y 5.5 mm/día (Figura 4.39) para los días sin precipitación. Y, entre 1.5 y los 5 mm/día para el caso de las series de días lluviosos (Figura 4.40). Las desviaciones presentan variabilidad sin tendencia claro a lo largo del año y esta se reduce para el verano.

Posteriormente, con los estadísticos parametrizados, se estandarizo la serie la cual en base a las 2 medias y 2 desviaciones tanto para las temperaturas máximas como rango de temperaturas. En base a estas dos series se unifican al estandarizarla en una sola serie (por zona de estudio) con las medias y desviaciones. Este proceso se realiza para todas las series tanto de temperatura máxima como el rango de temperatura la cual teóricamente presenta una media cero y una desviación estándar de uno.

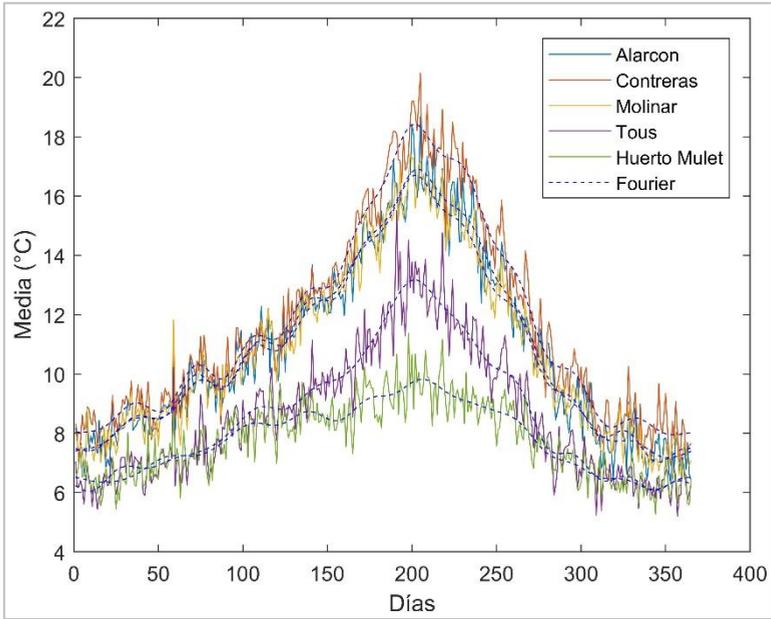


Figura 4.37. Media del rango de temperatura (año medio) en días lluviosos ($X_t = 1$) para las 5 subsecuencias en estudio. Fuente: Elaboración propia.

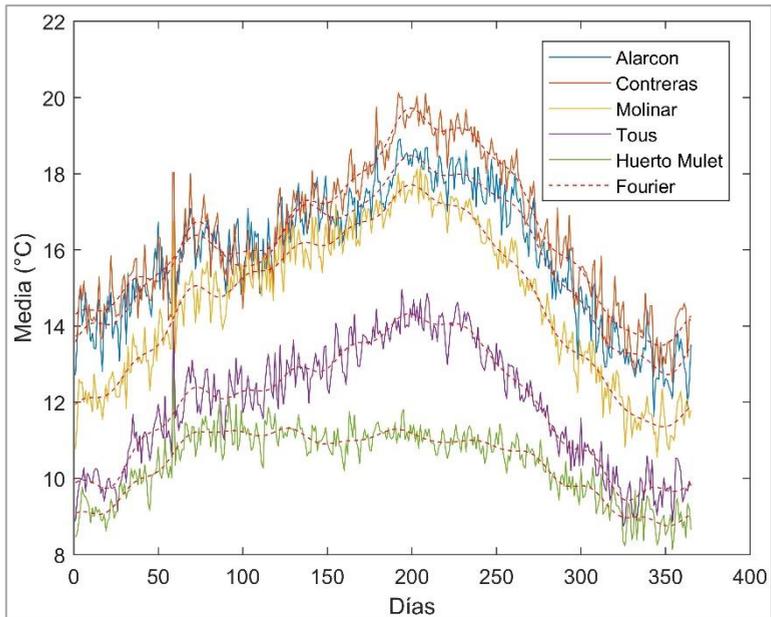


Figura 4.38. Media del rango de temperatura (año medio) en días sin lluvia ($X_t = 0$) para las 5 subsecuencias en estudio. Fuente: Elaboración propia.

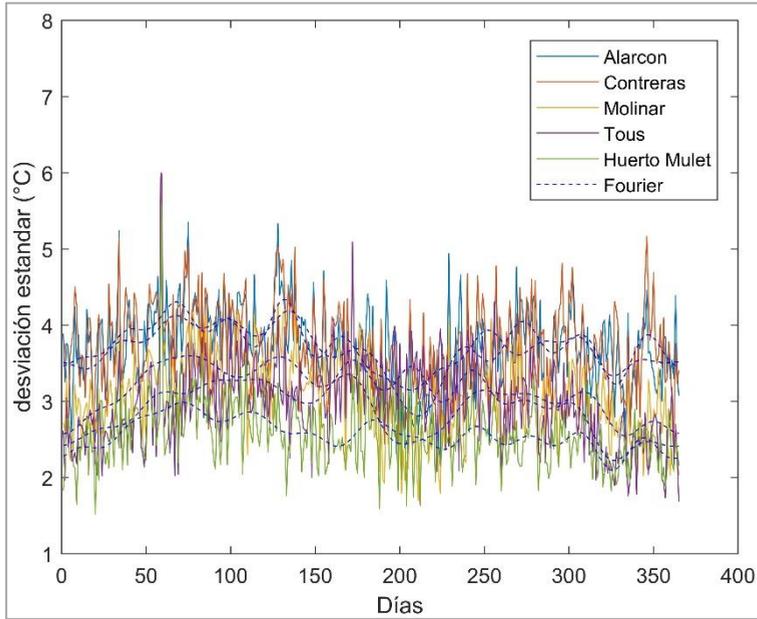


Figura 4.39. Desviación estándar de rango de temperatura (año medio) en días lluviosos ($X_t = 1$) para las 5 subcuencas en estudio. Fuente: Elaboración propia.

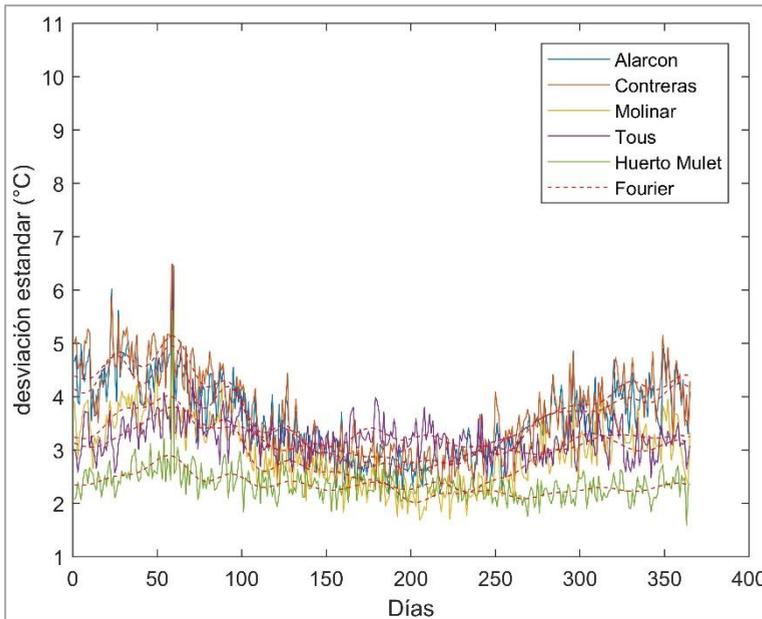


Figura 4.40. Desviación estándar de rango de temperatura (año medio) en días sin lluvia ($X_t = 0$) para las 5 subcuencas en estudio. Fuente: Elaboración propia.

4.5.3 Modelación estocástica multivariado para temperaturas máximas y rango de temperaturas.

Una vez que se calcularon las series estandarizadas, se estimó la autocorrelación de las series, tanto espacial como temporalmente. En el apartado 3.1 se presenta el análisis multivariado para temperaturas máximas y rango de temperaturas en base a las series previamente estandarizadas. Las correlaciones de las series observadas presentan una alta correlación y una vez estandarizadas la correlación decae rápidamente.

Para las temperaturas máximas para la cuenca del Júcar se realizó un análisis de autocorrelación de las series observadas y las series estandarizadas. En el caso de las series observadas (gris) la autocorrelación se reduce hasta 0.81 en 10 días por lo tanto decae lentamente (Figura 4.41). Cuando se analizan las series estandarizadas (negro) la autocorrelación se reduce significativamente la cual tiende a cero la cual disminuye desde 0.76 hasta un mínimo de 0.13 (Figura 4.41). Para el caso del rango de temperaturas las autocorrelaciones para las series observadas como para las series estandarizadas se presentan en la Figura 4.42. Se tienen resultados similares los cuales presentan una alta correlación para los datos observados que se reducen hasta 0.78 para el retraso del día 10. Para las series estandarizadas las correlaciones decrecen hasta 0.13 (Figura 4.42).

Para la determinación del modelo multivariado de temperaturas máximas se utilizó un autorregresivo de primer orden MAR(1). Las matrices de parámetros autorregresivos se determinaron de acuerdo al apartado 3.1 y se obtuvieron las matrices $[\phi]_0$ y $[\phi]_1$ de parámetros autorregresivos correlacionados que se presentan a continuación.

$$[\phi]_0 = \begin{vmatrix} 0.698 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 \\ 0.535 & 0.405 & 0.000 & 0.000 & 0.000 \\ 0.491 & 0.173 & 0.433 & 0.000 & 0.000 \\ 0.340 & 0.207 & 0.235 & 0.463 & 0.000 \\ 0.266 & 0.145 & 0.206 & 0.375 & 0.455 \end{vmatrix}$$

$$[\phi]_1 = \begin{vmatrix} 0.517 & 0.132 & 0.097 & 0.013 & -0.023 \\ 0.113 & 0.629 & 0.019 & 0.045 & -0.056 \\ 0.223 & 0.083 & 0.388 & 0.077 & 0.016 \\ 0.153 & -0.009 & -0.061 & 0.681 & 0.028 \\ 0.155 & -0.062 & -0.025 & 0.266 & 0.436 \end{vmatrix}$$

Para el caso del rango de temperaturas, las matrices de $[\phi]_0$ y $[\phi]_1$ con correlación espacio temporal se presentan a continuación, las cuales se tanto para la generación de series sintéticas como para la determinación de series residuales, así como todas sus propiedades estadísticas. Estas propiedades deben satisfacer las condiciones de normalidad, estas son: media, desviación estándar, sesgo y autocorrelación.

$[\phi]_0 =$	0.683	0.000	0.000	0.000	0.000
	0.588	0.383	0.000	0.000	0.000
	0.488	0.162	0.398	0.000	0.000
	0.345	0.227	0.264	0.431	0.000
	0.312	0.141	0.234	0.358	0.337
$[\phi]_1 =$	0.595	-0.146	0.294	-0.074	0.068
	0.014	0.494	0.226	-0.034	0.041
	0.162	-0.107	0.644	0.023	0.059
	0.117	-0.140	0.045	0.760	-0.02
	0.125	-0.123	0.087	0.045	0.654

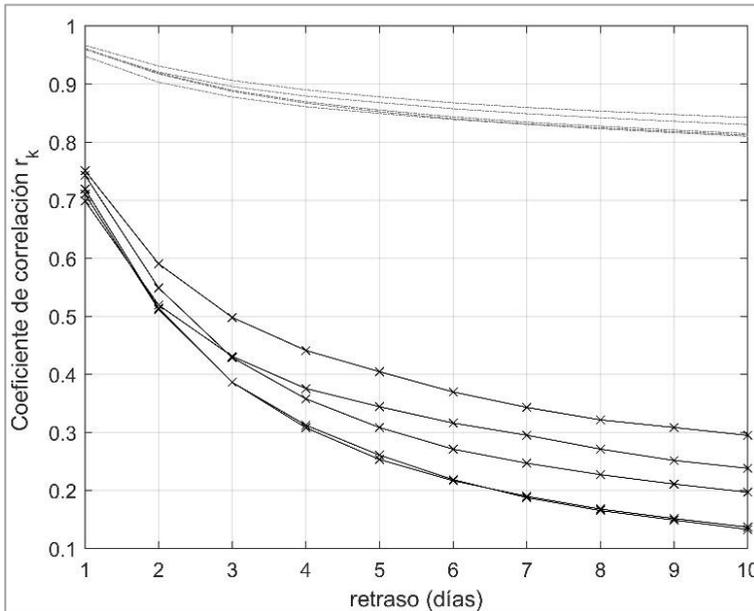


Figura 4.41. Autocorrelación de temperaturas máximas para los primeros 10 días de las series históricas (gris) y de la serie estandarizada (negro). Fuente: Elaboración propia.

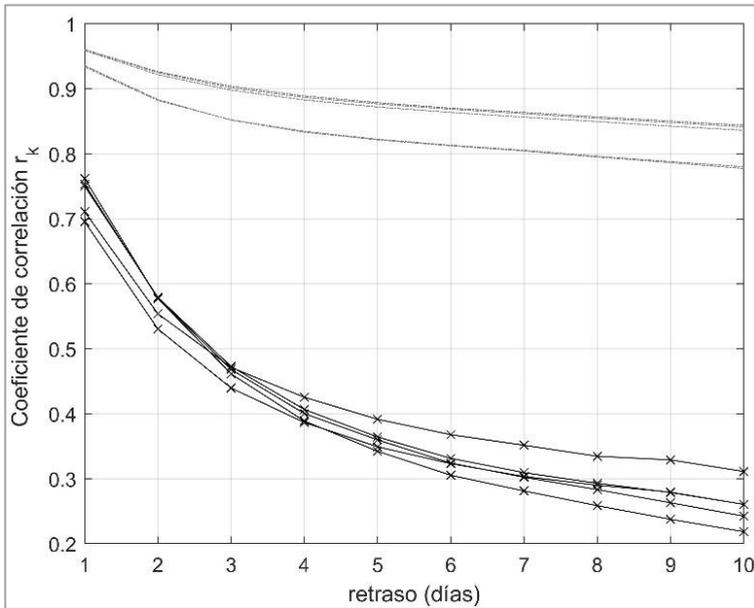


Figura 4.42. Autocorrelación de rango de temperaturas para los primeros 10 días de las series históricas (gris) y de la serie estandarizada (negro). Fuente: Elaboración propia.

4.5.4 Análisis de la serie residual de temperaturas máximas y rango de temperaturas

Las series residuales deben de pertenecer a una distribución normal estándar. Para los modelos de temperatura máxima y rango se cumplen las condiciones de normalidad. Estas se presentan en las Figuras 4.43 para temperaturas máximas y 4.45 para el rango de temperaturas. Los estadísticos para las series residuales de ambos modelos de temperaturas multivariados se presentan en la Tabla 4.2. Estos, se encuentran dentro de los límites de confianza del 95% para la media y desviación estándar. En caso del sesgo se encuentran dentro del límite de confianza del 99%. Las correlaciones para las series residuales de temperaturas máximas se encuentran dentro de los límites de confianza del 95% de confiabilidad y rondan los valores ± 0.05 para temperaturas máximas (Figura 4.44) y valores entre ± 0.05 para el rango de temperaturas (Figura 4.46).

Tabla 4.2. Análisis de normalidad para la temperatura máxima y rango de temperatura. . Fuente: Elaboración propia.

Estadístico/Subcuenca	Alarcon	Contreras	Molinar	Tous	Huerto Mulet
Media	-0.0001	-0.0001	-0.0004	-0.0002	0.0003
Desviación	0.8560	0.8202	0.8488	0.8173	0.8720
Sesgo	-0.2268	-0.2869	-0.2830	-0.0769	-0.0479
Autocorrelación (retraso 1)	-0.0097	0.0069	0.0006	-0.0087	0.0163
AIC	-7473	-8500	-7739	-8970	-7123
Parsimonia	67.33	67.12	65.22	55.57	54.59
Media	0.0888	0.0409	0.0484	0.0193	0.0011
Desviación	0.8854	0.9138	0.8338	0.8291	0.8424
Sesgo	-0.2411	-0.2457	-0.3542	-0.1921	-0.1256
Autocorrelación (retraso 1)	-0.0097	0.0069	0.0006	-0.0087	0.0163
AIC	-7786	-7223	-9240	-9305	-9388
Parsimonia	67.33	67.12	65.22	55.57	54.59

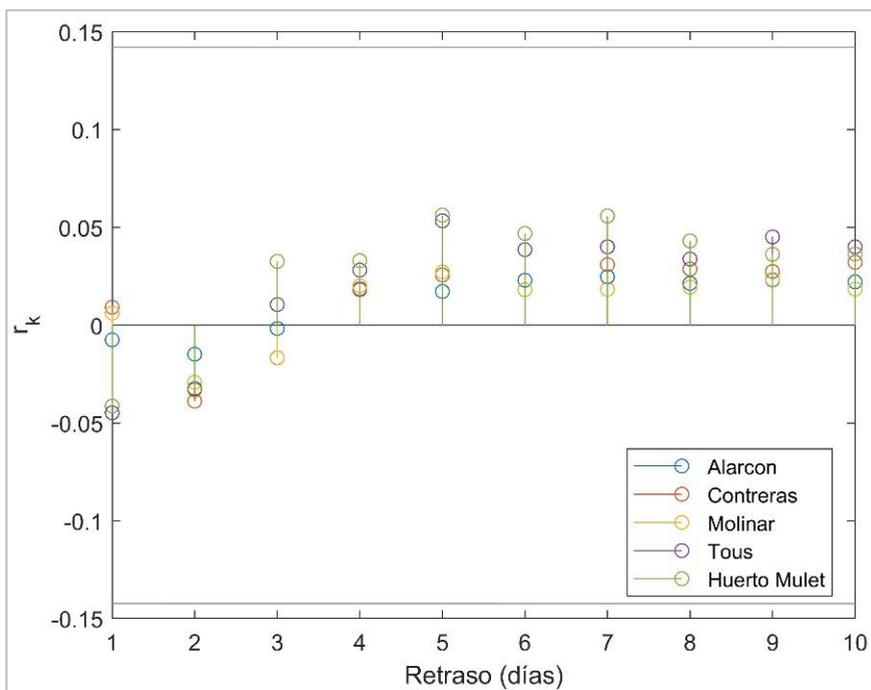


Figura 4.43. Correlación temporal de la serie residual temperaturas máximas multivariadas para las 5 subcuencas en estudio. Fuente: Elaboración propia.

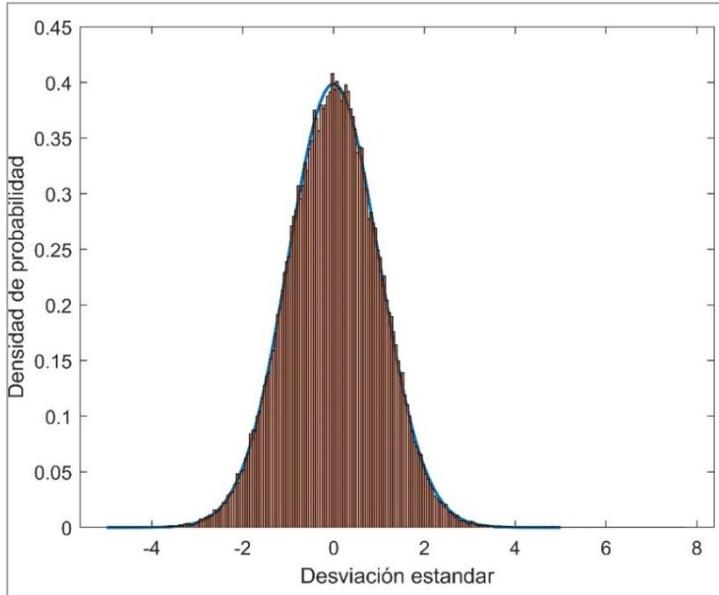


Figura 4.44. Distribución normal estándar (azul) e histograma de la serie residual de temperaturas máximas multivariadas para las 5 subcuencas en estudio. Fuente: Elaboración propia.

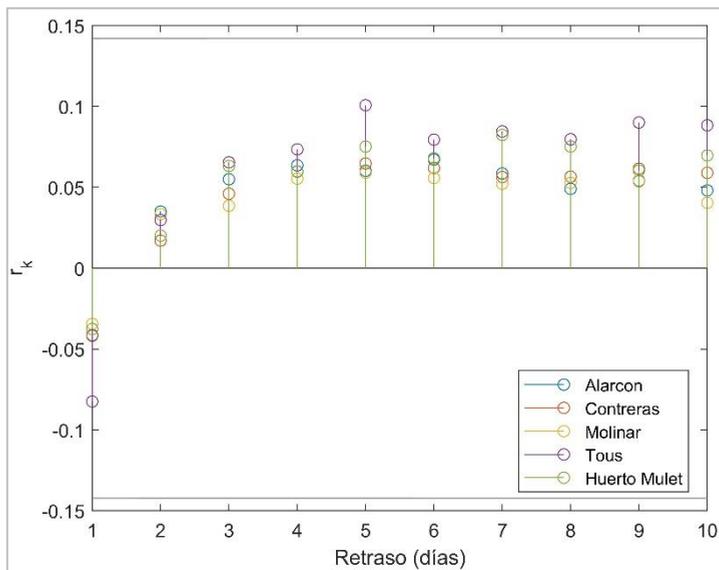


Figura 4.45. Correlación temporal de la serie residual de rango de temperaturas multivariadas para las 5 subcuencas en estudio. Fuente: Elaboración propia.

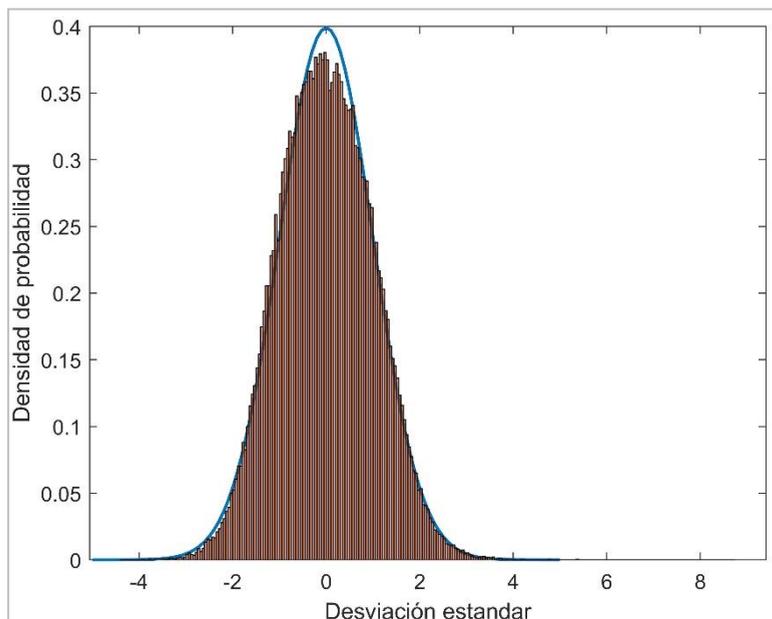


Figura 4.46. Distribución normal estándar (azul) e histograma de la serie residual del rango de temperaturas para las 5 subcuencas en estudio. Fuente: Elaboración propia.

4.5.5 Generación de series sintéticas de temperaturas máximas

Una vez validados los modelos estocásticos multivariados de temperaturas máximas y rango de temperaturas se procedió a generar 1000 series de igual longitud las cuales se compararon con los resultados observados presentando un buen comportamiento para los diferentes estadísticos. En el apartado 3.1 se presenta la metodología para la generación de las series sintéticas de las cuales se determinaron estadísticos como media desviación estándar y sesgo. Los resultados de las 1000 series ocurrencia de precipitación se resumen en el apartado 4.3.1 y se observa en las Figuras 4.9 y 4.10.

Los primeros resultados analizados fueron los resultados en promedio diarios de las series diarias. La temperatura media de las máximas diarias (Figura 4.47) presenta un ajuste dentro de la recta la cual tiene muy poca variabilidad $\pm 2^{\circ}\text{C}$ con respecto a los datos observados ajustándose adecuadamente hasta las temperaturas máximas las cuales superan los 30°C . Para el caso de la desviación media de las temperaturas máximas se presenta una mayor dispersión la cual presenta variaciones de $\pm 1^{\circ}\text{C}$ de las desviaciones observadas. En la Figura 4.48 se aprecia que se concentran las desviaciones entre 3°C y 5°C con algunos puntos dispersos subestimados para desviaciones mayores a 5°C .

Para el caso del sesgo se tiene una mayor variabilidad de los resultados simulados, en la Figura 4.49 se presentan los sesgos diarios para la

cuenca del Júcar. Los cuales tienen a subestimar por encima de 0.5 y subestimar por debajo de -0.5, es decir los resultados presentan una menor variabilidad con respecto a los observados.

Con respecto a los resultados de media y desviación estándar se encuentran dentro de los límites de confianza del 95%. Para el sesgo se presenta dentro de los límites de confianza del 99%, por tanto, es aceptable el modelo estocástico multivariado para las temperaturas máximas a escala diaria.

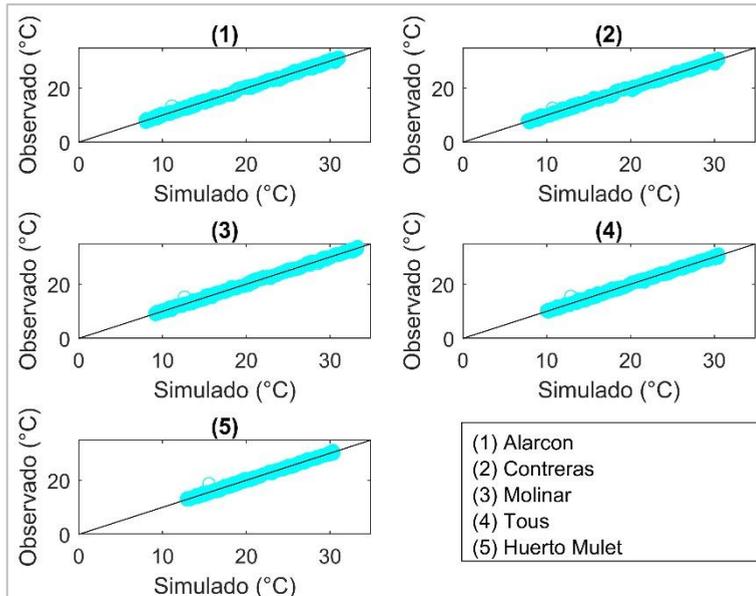


Figura 4.47. Cantidad de temperatura (máxima) obtenida para cada uno de los 365 días del año en los 66 años del periodo de simulación y observados para las 5 subcuencas en estudio. Fuente: Elaboración propia.

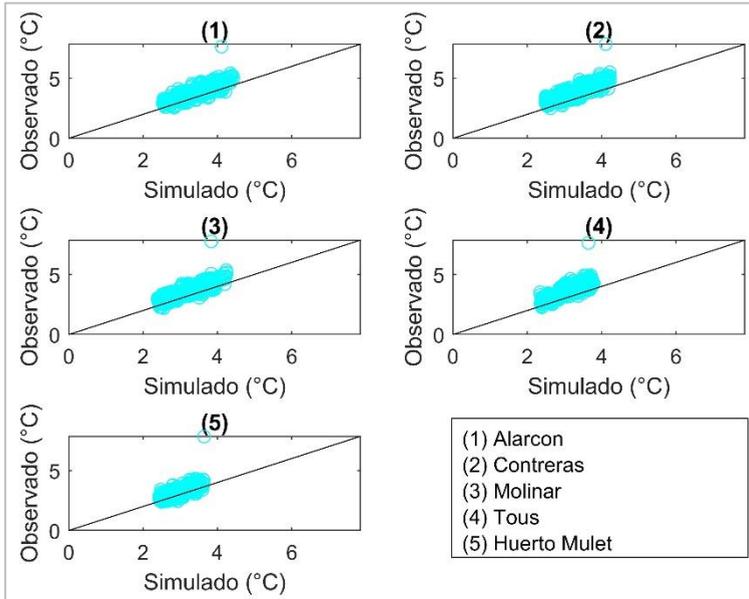


Figura 4.48. Desviación de la cantidad de temperatura (máxima) obtenida para cada uno de los 365 días del año en los 66 años del periodo de simulación y observados para las 5 subcuencas en estudio. Fuente: Elaboración propia.

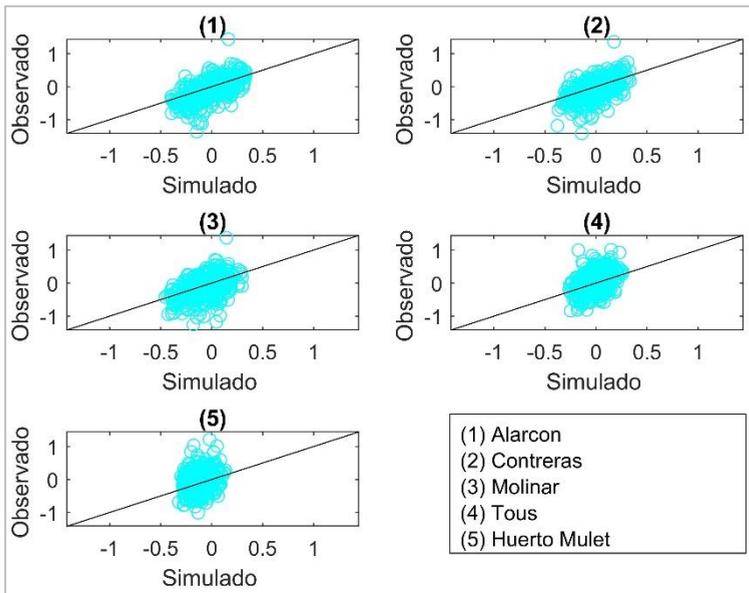


Figura 4.49. Sesgo de la cantidad de temperatura (máxima) obtenida para cada uno de los 365 días del año en los 66 años del periodo de simulación y observados para las 5 subcuencas en estudio. Fuente: Elaboración propia.

A escala anual el modelo multivariado de temperaturas máximas presenta buenos resultados, al igual que en precipitación la temperatura ajustada mediante baja frecuencia presenta una gran variabilidad por lo tanto es capaz de ajustarse a las condiciones observadas de acuerdo a la metodología planteada. Los (Figura 4.50). Los percentiles 25 y 75 se aproximan los simulados respecto a los datos observados. Además, el rango 99.3% de los resultados tiende a abarcar las temperaturas observadas.

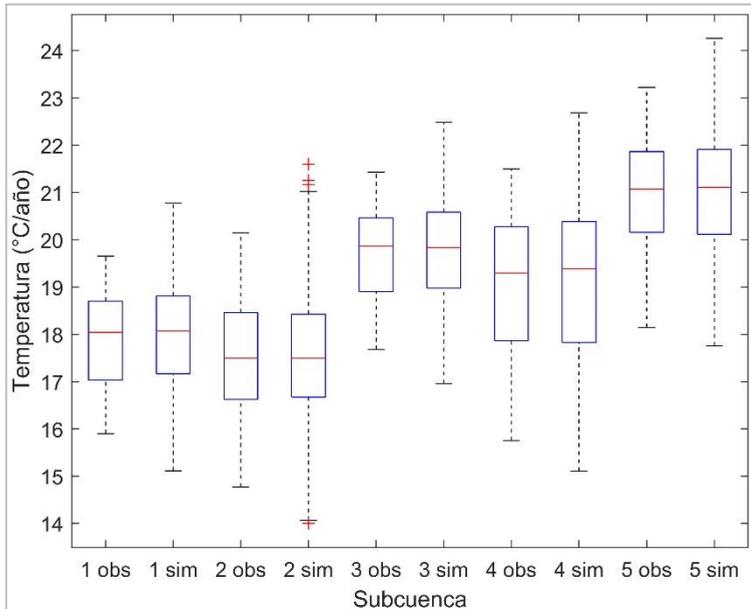


Figura 4.50. Temperatura anual **con ajuste** de baja frecuencia simulado (sim) para las 1000 series de 66 años y observado (obs). 1 Alarcón, 2 Contreras, 3 Molinar, 4 Tous y 5 Huerto Mulet. Fuente: Elaboración propia.

4.5.6 Generación de series sintéticas de rango de temperaturas

Las series de rangos de temperaturas se generaron de la misma manera que las temperaturas máximas. Los diferentes estadísticos como media, desviación estándar y sesgo se ajustan a los valores observados.

Las medias y desviaciones a escala diaria se ajustan adecuadamente, en cuanto a los sesgos, presentan una dispersión mayor, sin embargo, el modelo se acepta ya que es el tercer momento y no influye significativamente en la modelación espacial y temporal de las series del rango de temperaturas. El modelo estocástico multivariado presenta buenos resultados mediante un modelo de ajuste estocástico regresivo de

primer orden. Para la determinación de las temperaturas máximas y rango de temperatura se puede realizar con cualquiera de los modelos desarrollados, para considerar la correlación espacial y temporal se recomienda el análisis multivariado de rango de temperaturas.

El modelo estocástico multivariado con ajuste de baja frecuencia se ajusta bien a los valores anuales del rango de temperatura. Estas, reflejan la variabilidad anual de la serie observada en los percentiles 25 y 75. Además, la extensión de los “bigotes” es ligeramente mayor que los observados, este resultado es el esperado debido a que se tienen 1000 datos simulados y reflejan las condiciones mínimas y máximas.

4.6 Cálculo de la evapotranspiración en base al modelo estocástico multivariado

Para la cuenca del Júcar se generó el modelo estocástico precipitación-temperatura como se presenta en el apartado 4.3. Por consecuencia es necesario obtener la evapotranspiración. Esta se obtuvo en base al análisis que se presenta en el apartado 4.1.4. Mediante el método de Hargreaves se calcularon las diferentes evapotranspiraciones en base a las temperaturas máximas y el rango de temperaturas obtenidos mediante el apartado anterior. Este método fue ajustado de acuerdo con los parámetros de Hargreaves, método que representa mejor las condiciones reales para la evapotranspiración en comparación con el método de la PMFAO56 (apartado 4.1.4).

La evapotranspiración para las 5 subcuencas se presenta en las Figuras 4.51 (resultado de modelo estocástico) y 4.52 (resultado histórico). Ambas presentan un incremento de enero a julio y posteriormente decae hasta diciembre, con un rango respecto a la media de ± 1.5 mm/día para ambas series. La evapotranspiración máxima se presenta en el mes de agosto la cual asciende para el año medio a 5 mm/día. De las 1000 series generadas se presentan valores cercanos a cero de noviembre a marzo, manteniendo los valores medios similares a los históricos.

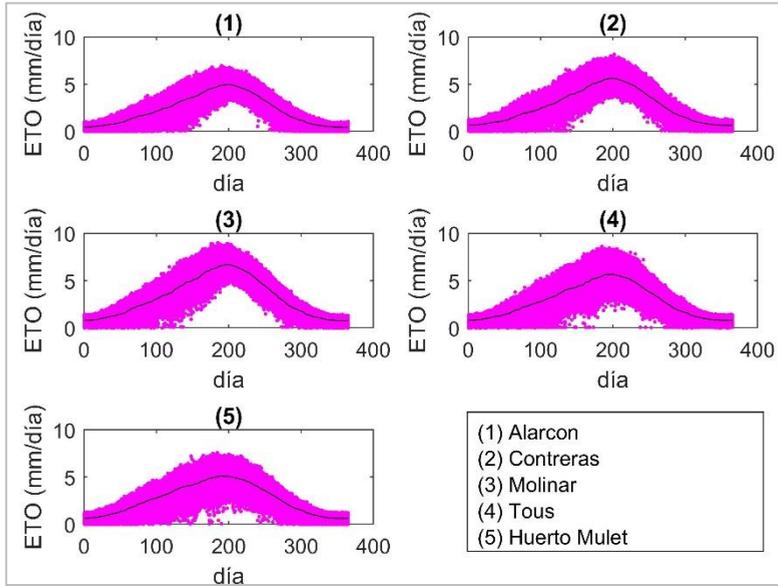


Figura 4.51. Evapotranspiración calculada modelo estocástico para las 5 subcuencas en estudio para las 1000 series generadas, año medio en negro. 1 Alarcón, 2 Contreras, 3 Molinar, 4 Tous y 5 Huerto Mulet. Fuente: Elaboración propia.

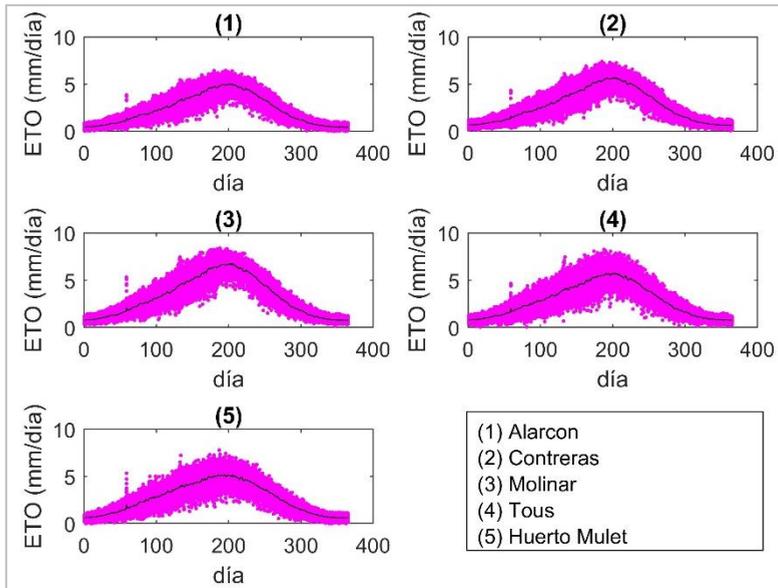


Figura 4.52. Evapotranspiración histórica para las 5 subcuencas en estudio, año medio en negro. 1 Alarcón, 2 Contreras, 3 Molinar, 4 Tous y 5 Huerto Mulet. Fuente: Elaboración propia.

El cálculo de la evapotranspiración para la subcuenca Contreras (cabecera) refleja una variabilidad con respecto a la media de ± 1.5 mm/día para las 1000 series generadas con una media que alcanza máximos de 5.5 mm/día.

En la cuenca media para la subcuenca Molinar se tiene el mismo comportamiento en cuanto a la variabilidad con respecto a la media, es decir de ± 1.5 mm/día con respecto a la media. La evapotranspiración tiene un incremento en relación con las subcuencas de cabecera. La evapotranspiración media máxima para la subcuenca Molinar es de 6.8 mm/día. La cuenca media en promedio incrementa de 1.3 a 1.8 mm/día para los máximos del año (Figura 4.52).

La subcuenca media Tous presenta una evapotranspiración máxima de 5.8 mm/día (Figura 4.52). A diferencia de la subcuenca Molinar, presenta una menor evapotranspiración, similar a la cabecera de la cuenca. La subcuenca presenta una mayor variabilidad de hasta ± 2 mm/día.

La subcuenca baja de Huerto Mulet presenta la mayor variabilidad de la zona de estudio con rangos que van de ± 1 mm/día hasta -3 y $+2$ mm/día. En promedio se tienen máximos de evapotranspiraciones de hasta 5 mm/día (Figura 4.52). Estas evapotranspiraciones son similares a las de la cuenca de cabecera (Alarcón), pero presentan un mayor rango de evapotranspiraciones.

Los resultados anuales se presentan en la Figura 4.53 donde se comparan los rangos de las series históricas y simuladas para las 5 subcuencas. Los resultados de los percentiles 25 y 75 son similares a los de los históricos con medias ligeramente menores a los observados para las 5 subcuencas (8 a 11 mm/año). Todos los rangos al 99.3% simulados presentan mayor variabilidad que los observados, pero esto es normal de acuerdo a la metodología planteada.

Estas series de evapotranspiración son necesarias para la validación de los resultados tanto del modelo estocástico multivariado, así como para el método de Hargreaves seleccionado para obtener la evapotranspiración. Si bien estos resultados son para la cuenca del Júcar, para cada caso en estudio podrá cambiar en función de la cantidad de información disponible, sobre todo de diferentes variables climáticas adicionales, como humedad relativa, radiación solar, velocidad de viento, entre otras.

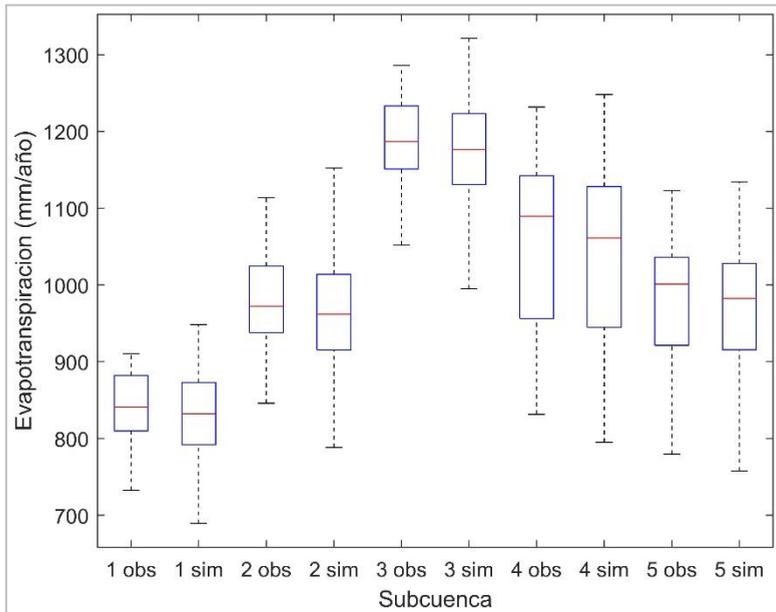


Figura 4.53 Evapotranspiración anual simulado (sim) para las 1000 series de 66 años y observado (obs). 1 Alarcón, 2 Contreras, 3 Molinar, 4 Tous y 5 Huerto Mulet. Fuente: Elaboración propia.

4.7 Generación de las aportaciones hidrológicas

El fin de analizar la escorrentía en base a las variables simuladas y observadas de precipitación, temperatura y evapotranspiración. Mediante estas es posible analizar escenarios actuales y futuros.

En el apartado 3.10 se presenta la metodología para determinar la escorrentía mediante el modelo conceptual Hydrologiska Byråns Vattenbalans-avdelning (HBV) (Bergström 1976). Los distintos modelos fueron calibrados para el periodo 1970-1999 mediante el algoritmo del Hiper cubo Latino y Rosenbrock (LHR) (Belda, 2016).

En la publicación Hernández-Bedolla et al. (2019) se abordó la calibración del modelo lluvia escorrentía en la cual se describen dos periodos de análisis para las 5 subcuencas en estudio. El primero de 1950 a 1979 y el segundo de 1980 a 2007. Este artículo presenta los cambios en las aportaciones a partir de 1980 y sus posibles causas. Se realizó una calibración con los cambios en parámetros hidrológicos del modelo HBV. Estos pueden explicarse por cambios en la vegetación y variables climáticas (precipitación, evapotranspiración).

4.7.1 Calibración del modelo de simulación hidrológica

Dentro del análisis de la presente tesis y debido que se utilizara el modelo calibrado para validar información, así como para escenarios de cambio climático. Las series de variables climáticas que se han abordado son 2. Spain 02 versión 4 utilizada para la calibración y análisis (Hernández-Bedolla et al. 2019). Sin embargo, posteriormente fue publicada la versión 5 de Spain 02. Las principales diferencias entre ambas series para las diferentes variables climáticas de Spain 02 v4 y v5 son:

- Los estadísticos de media diaria y anual son menores para la versión 5.
- La desviación estándar tiende a ser mayor para la serie 5 (mayor variabilidad).
- El sesgo positivo es mayor para la versión 5 presenta una mayor variabilidad (más sesgada).

Dadas las anteriores diferencias fue necesario una re-calibración, para el periodo histórico 1980-2010. La calibración se realizó por medio del algoritmo de Hipercubo latino más Rosenbrock, se ajustó a las diferentes subcuencas en estudio.

En la Tabla 4.3 se presentan los parámetros calibrados del modelo HBV para las 5 subcuencas en el periodo 1980-2009. Para las subcuencas de cabecera Alarcón y Contreras, así como para la cuenca baja Huerto Mulet se presentaron buenos resultados de la calibración mensual con la calibración de los coeficientes del modelo HBV. En la cuenca media donde se tienen las subcuencas de Molinar y Tous se realizaron calibraciones anuales dado que se tienen aportaciones subterráneas y estos presentaban mejores ajustes.

En la subcuenca Alarcón se presentan buenos ajustes tanto mensual, como año medio y anual. La esorrentía media mensual calibrada es de 23.75 hm³/mes y la observada de 23.68 hm³/mes, es decir una variación mínima de 0.07 hm³/mes. Para el año medio se refleja la misma tendencia mensual que para la serie observada donde se aprecia los meses de mayor aportación son de diciembre a junio con máximos en enero, la variabilidad de las aportaciones observadas con respecto de las simuladas es de -4.35 a 3.59 hm³. En la serie anual se aprecia que se tiene una buena tendencia de los datos observados y los calibrados, los cuales reflejan la variabilidad de las series anuales. En la Figura 4.54 se presentan las diferentes aportaciones observadas y calibradas para la subcuenca de Alarcón.

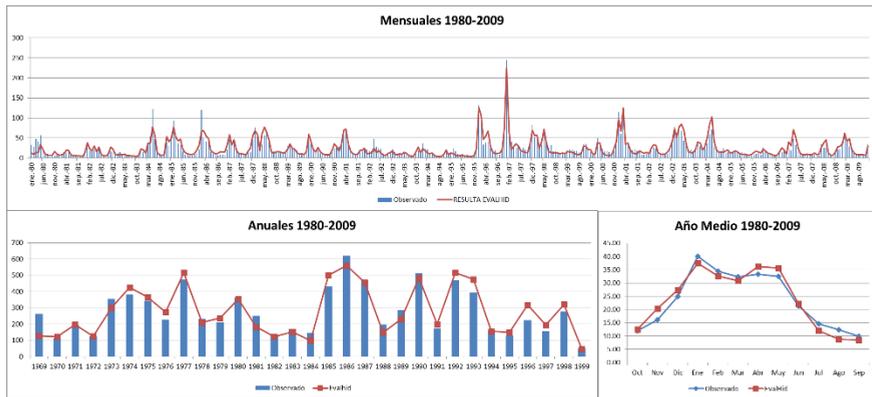


Figura 4.54. Aportaciones observadas (azul) y calibradas (rojo) para la subcuenca Alarcón.
Fuente: Elaboración Propia.

En la subcuenca de cabecera Contreras la serie mensual presenta un ajuste mensual donde se tiene una aportación simulada de $21.72 \text{ hm}^3/\text{mes}$ y observada de $21.42 \text{ hm}^3/\text{mes}$ y una ligera variación de $-0.3 \text{ hm}^3/\text{mes}$. En cuanto al año medio presenta una variabilidad de -2.58 a $3.61 \text{ hm}^3/\text{mes}$. Estas aportaciones reflejan una misma tendencia con mayor escurrimiento en los meses de diciembre a junio. En cuanto a la serie anual las series calibradas presentan una variación de la aportación de $-20 \text{ hm}^3/\text{año}$ con respecto a las observadas.

La subcuenca Molinar a diferencia de las subcuencas de cabecera se tiene aportaciones tanto superficiales como subterráneas y para este caso se realizó una calibración anual. Los resultados mensuales en promedio son de $19.31 \text{ hm}^3/\text{mes}$ y $19.70 \text{ hm}^3/\text{mes}$ para el caso de la serie observada. La variabilidad mensual presenta una dispersión con respecto a los valores observados. Pero, refleja para el año medio la misma tendencia la cual se observa que el escurrimiento es aproximadamente el mismo durante todos los meses. La variabilidad para el año medio es de -0.6 a $3.16 \text{ hm}^3/\text{mes}$.

Para el caso de la serie anual se presentan cierta variabilidad sobre todo en los últimos años de calibración y en promedio anual se presentan variaciones de 4.52 hm^3 de los valores calibrados con respecto a los observados.

En la subcuenca media Tous al igual que para Molinar, tiene un aporte subterráneo y por lo tanto se realizó una calibración anual para la representación adecuada de las aportaciones. Los resultados presentan la tendencia de la serie donde se tiene una aportación mensual observada de $14.41 \text{ hm}^3/\text{mes}$ y calibrada de $14.08 \text{ hm}^3/\text{mes}$. Para el año medio se tiene la misma tendencia entre los datos observados y calibrados los cuales tienen una dispersión de $\pm 4 \text{ hm}^3$. La serie anual presenta una

variabilidad con respecto a los datos observados los cuales en promedio son de $4 \text{ hm}^3/\text{año}$.

Dado que se presentan variaciones en las subcuencas Molinar y Tous posibles explicaciones pueden ser la restitución a régimen natural de las aportaciones ya que estos coinciden con los periodos donde se comenzaron a realizar explotaciones de los acuíferos de la zona, además que la restitución a régimen natural se utilizó una estimación de las extracciones las cuales podrían no reflejar correctamente la realidad.

Para el caso de la subcuenca baja de Huerto Mulet la serie mensual refleja la tendencia de las aportaciones observadas, en promedio se tiene una aportación calibrada de $19.92 \text{ hm}^3/\text{mes}$ y $20.06 \text{ hm}^3/\text{mes}$ las observadas. Para el año medio presenta una variación interanual de los datos observados con los calibrados, dentro de las causas posibles para la variación del año medio es la construcción de 2 embalses los cuales almacenan agua de octubre a febrero y pueden ocasionar la alteración en el régimen natural de la subcuenca. Estos embalses son Forata que inició operaciones en 1969 y cuenta con un almacenamiento de 23 hm^3 , además del embalse Bellus construido en 1995 y que tiene un almacenamiento de 69.2 hm^3 . La serie anual calibrada se presentan una variación media anual de $2 \text{ hm}^3/\text{año}$ con respecto a los datos observados.

En resumen, para la cuenca del Júcar se presentan buenos ajustes tanto mensual, año medio, como anual. Para el año medio se refleja la misma tendencia mensual que para la serie observada donde, los meses de mayor aportación son de diciembre a junio con máximos en enero. La serie anual se tiene una buena tendencia de los datos observados y los calibrados. En la Figura 4.55 se presentan las diferentes aportaciones observadas y calibradas en total para la cuenca del Júcar.

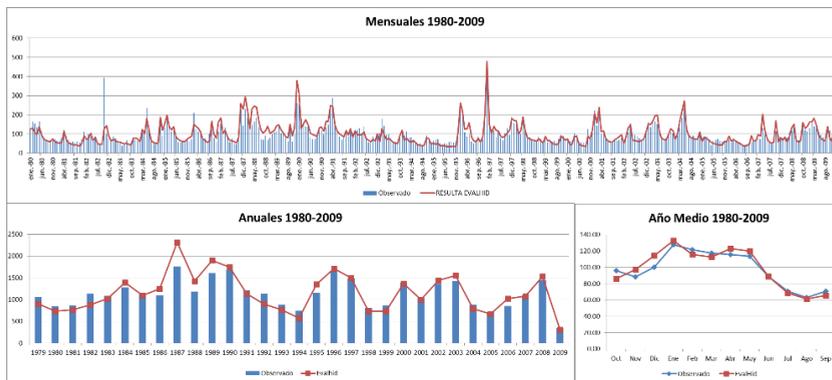


Figura 4.55. Aportaciones observadas (azul) y calibradas (rojo) para la cuenca del Júcar.

Fuente: (Hernández-Bedolla et al. 2019)

Esta calibración de las aportaciones sirve para tres propósitos. El primero para poder demostrar que el modelo HBV es capaz de adaptarse a la información reducida de precipitaciones y evapotranspiraciones. El segundo propósito es evaluar el desempeño de los modelos estocásticos desarrollados de precipitación y temperaturas. El tercero de ellos será evaluar las aportaciones mediante los escenarios de cambio climático para la cuenca del Júcar y analizar el modelo de corrección de ajuste de sesgo desarrollado.

Tabla 4.3. Parámetros calibrados del modelo HBV para la cuenca del Júcar en el periodo 1980-2009

Subcuenca	β (adim)	FC (mm)	PWP (mm)	Lmax (mm)	k0 (adim)	k1 (adim)	k2 (adim)	Kperc (adim)
Alarcón	1.51	465	0.278	299.67	0.524	0.053	0.002	0.026
Contreras	2.09	275	0.493	218.83	0.345	0.100	0.004	0.195
Molinar	1.44	491	0.365	370.59	0.721	0.100	0.001	0.860
Tous	1.00	476	0.095	370.59	0.721	0.120	0.001	0.860
Huerto Mulet	1.00	500	0.379	314.37	0.478	0.594	0.004	0.477

4.7.2 Obtención de la escorrentía incluyendo los resultados de los modelos estocásticos.

Para evaluar los modelos estocásticos desarrollados de precipitaciones y temperaturas además de la determinación de la evapotranspiración se utilizarán las 1000 series de 30 años de longitud y un periodo de calentamiento de 30 años para partir con las condiciones medias. Posteriormente, se obtendrán los promedios de aportación para los años de análisis.

Posteriormente, se determinó la escorrentía en base a las series sintéticas generadas por los modelos estocásticos multivariados (apartados 3.5 y 3.6), estas se denominaron AR-EVALHID.

Se realizó un análisis de las predicciones para la cuenca del Júcar y para las 5 subcuencas en estudio.

Los modelos estocásticos multivariados reflejan las características reales de la cuenca del Júcar. En la tabla 4.4 se presentan los análisis mensuales para las 5 subcuencas donde se presentan los resultados, que son los resultados del modelo calibrado con información histórica (EVALHID) y los resultados procedentes del modelo estocástico multivariado de las variables climáticas (AR-EVALHID). Los resultados para las diferentes subcuencas presentan un buen comportamiento para todas las subcuencas del Júcar. Por otro lado, presentan la misma tendencia con

respecto de las series observadas para las subcuencas Alarcón, Contreras Molinar y Tous. En el caso de Huerto Mulet como se mencionó en el apartado anterior se tienen mayores diferencias entre lo observado y lo calibrado. Las aportaciones obtenidas mediante los resultados de los modelos autorregresivos multivariados presentan las mismas tendencias que los calibrados dado que se utilizó la misma parametrización. En resumen, para la cuenca del Júcar los meses que se tienen mayores diferencias son los meses de enero a marzo (Figura 4.56) principalmente los cambios se tienen debido a la subcuenca Huerto Mulet y Tous donde se subestiman las aportaciones. Para los meses de abril a enero se tiene el mismo comportamiento entre las aportaciones observadas, calibradas y las pertenecientes a los resultados de los modelos estocásticos autorregresivos para el año medio. En el anejo D se presentan los resultados por subcuenca.

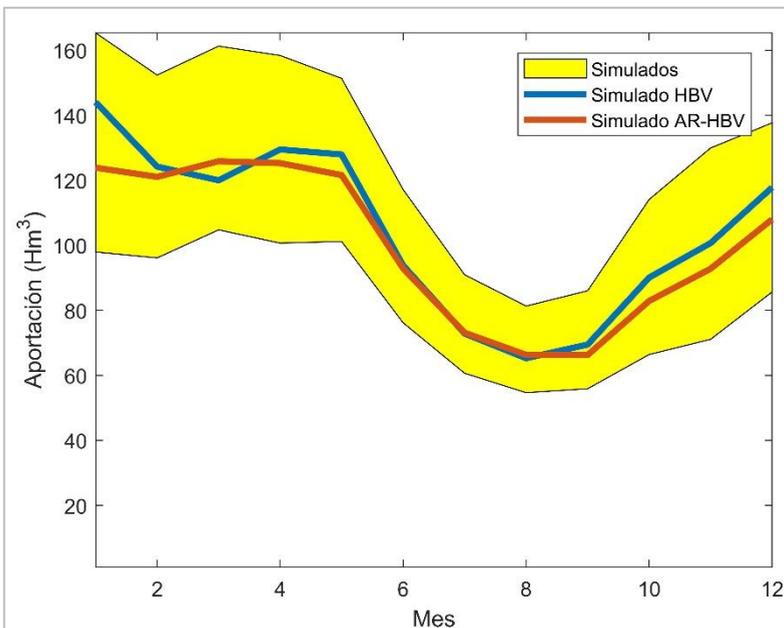


Figura 4.56. Año medio para las aportaciones calibradas (azul), validadas (rojo) y rango de los modelos estocásticos (amarillo) para la cuenca del Júcar. Fuente: Elaboración Propia.

En el caso de la distribución diaria no se contó con información observada. Los resultados de las aportaciones diarias medias para la cuenca del Júcar presentan valores medios diarios de entre 0.5 y 2 $\text{Hm}^3/\text{día}$. Los resultados máximos, mínimos y medios de las simulaciones se presentan en la Figura 4.57. En dichos resultados se puede apreciar la variabilidad de las series diarias presentan simulaciones con aportaciones de hasta 25 $\text{hm}^3/\text{día}$ para toda la cuenca del Júcar y los valores mínimos se acercan a 0.

Tabla 4.4. Año medio para la cuenca del Júcar para los datos históricos (obs), calibrados por el modelo HBV en EVALHID y los resultados utilizando el modelo estocástico multivariado AR-EVALHID. Fuente: Elaboración propia.

Subcuenca/Mes	Ene	Feb	Mar	Abr	May	Jun	Jul	Ago	Sep	Oct	Nov	Dic
Alarcon Obs	42.18	35.89	34.42	34.36	32.93	22.17	15.02	12.58	10.17	12.05	16.06	25.49
Alarcon HBV	38.35	33.40	32.50	37.52	38.01	23.23	12.46	9.09	8.82	12.89	20.81	27.73
Alarcon AR-HBV	36.09	37.98	44.42	41.88	37.73	24.30	12.93	9.66	9.26	13.04	20.92	27.58
Contreras Obs	29.74	26.58	26.05	27.87	27.69	22.18	16.39	14.21	12.73	13.35	15.35	21.39
Contreras HBV	31.04	26.19	25.83	29.20	29.83	22.28	16.95	14.69	13.18	15.65	19.22	24.79
Contreras AR-HBV	27.50	28.08	31.08	29.17	28.29	22.25	17.95	15.94	14.52	16.40	18.76	23.14
Molinar Obs	20.48	20.23	20.00	20.50	21.20	19.81	18.66	18.11	18.59	21.48	18.61	19.98
Molinar HBV	22.80	20.70	22.19	22.37	22.71	20.36	19.51	18.91	18.20	19.61	20.08	21.40
Molinar AR-HBV	21.54	20.30	22.79	22.03	22.00	19.77	19.04	18.43	17.63	18.79	18.91	20.51
Tous Obs	16.06	14.61	15.46	12.92	14.91	12.11	12.01	12.44	12.88	19.02	14.23	15.21
Tous HBV	18.09	16.20	16.25	16.38	16.11	14.36	14.01	13.62	13.84	16.65	16.42	16.27
Tous AR-HBV	15.64	14.62	15.60	14.93	15.04	13.94	13.69	13.46	13.44	14.88	14.59	14.96
Huerto Mulet Obs	24.06	27.37	25.50	23.17	19.26	15.28	10.75	6.98	17.38	30.62	24.23	19.71
Huerto Mulet HBV	33.74	27.70	23.21	24.01	21.27	13.59	9.91	8.94	15.42	25.27	24.16	27.59
Huerto Mulet AR-HBV	24.09	21.06	22.95	20.26	19.53	13.61	10.49	9.82	12.39	20.76	20.61	22.79
Júcar Obs	132.53	124.68	121.43	118.81	115.98	91.55	72.83	64.32	71.75	96.52	88.48	101.77
Júcar HBV	144.02	124.20	119.98	129.48	127.93	93.82	72.83	65.25	69.46	90.07	100.69	117.79
Júcar AR-HBV	124.85	122.05	136.84	128.26	122.58	93.87	74.11	67.30	67.25	83.87	93.79	108.99

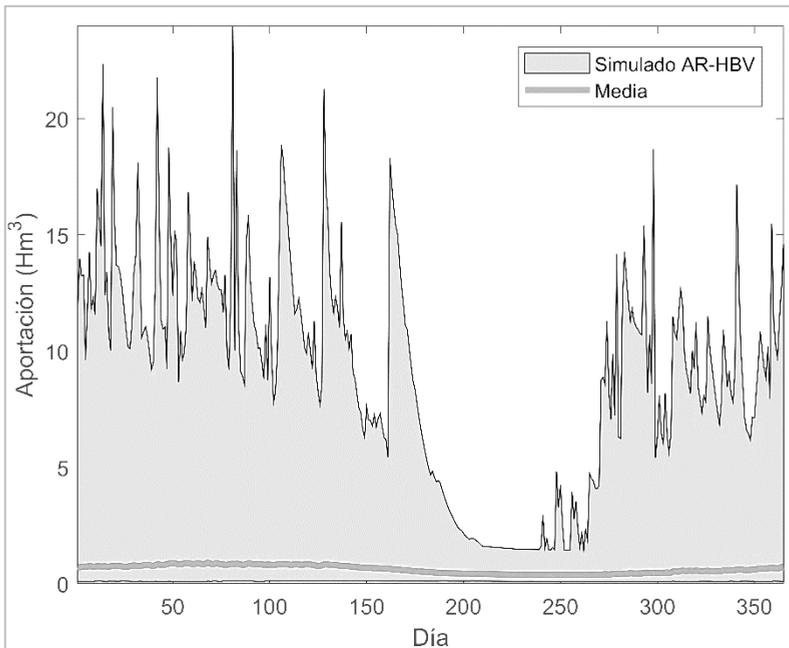


Figura 4.57. Año medio para las aportaciones calibradas (azul), validadas (rojo) y rango de los modelos estocásticos (amarillo) para la cuenca del Júcar. Fuente: Elaboración Propia.

Los resultados de las aportaciones validan de una manera importante los modelos estocásticos desarrollados en la presente tesis, los cuales son de utilidad para realizar un gran número de simulaciones para determinar diferentes escenarios hipotéticos o reales de análisis, así como escenarios de cambio climático que se mostrarán en el siguiente apartado.

4.8 Determinación de aportaciones incluyendo el cambio climático

Para realizar el ajuste a los escenarios de cambio climático se tiene que tomar en cuenta los parámetros que se utilizan en el modelo estocástico. Para el análisis de una estación observada y un escenario de cambio climático primero en los escenarios de referencia y posteriormente análisis de los escenarios de cambio climático. Para la determinación de las aportaciones incluyendo cambio climático se utilizó la metodología desarrollada mediante modelos estocásticos autorregresivos multivariados planteados en la presente tesis. Se realizó la corrección del sesgo y posteriormente se determinaron las aportaciones futuras.

4.8.1 Corrección del sesgo de escenarios de cambio climático

Una de las ventajas de contar con métodos estocásticos que permitan realizar un sinnúmero de simulaciones es que se pueden analizar escenarios de cambio climático. Debido a que los escenarios presentan una variabilidad con respecto a los datos históricos es necesario la corrección del sesgo. Para la presente tesis se utilizaron las proyecciones análogas aplicadas a la zona de estudio que presentan periodos completos hasta el 2100 del escenario RCP 4.5 (Rodríguez et al. 2018). Este método presenta mejores resultados con respecto a los valores anuales, más, aún estos subestiman los valores que tienden a la media y por lo tanto suavizan la variabilidad de las diferentes variables climáticas, por tales motivos es necesario realizar una corrección del sesgo. Los escenarios disponibles en la cuenca del Júcar para las líneas RCP 4.5 y RCP 8.5 son los siguientes: ACCESS1-0, CNRM-CM5, MPI-ESM-LR, MPI-ESM-MR y MRI-CGCM3. De estos se utilizó el primero para corregir el sesgo de precipitaciones. La información histórica de variables climáticas se utilizó el periodo de 1980-2009, la cual fue evaluada para todos los escenarios de cambio climático.

La metodología para la corrección del sesgo se basa en la modelación estocástica mediante un modelo autorregresivo multivariado y modificando las matrices de transición de ocurrencia de precipitación, así como las matrices de transición de medias y desviaciones estándar.

El modelo estocástico depende de la probabilidad de ocurrencia para un día seco seguido de un día lluvioso (p_{01}), probabilidad de ocurrencia de

dos días continuos de lluvia (p_{11}), depende también de las medias (μ) y desviaciones estándar (s) a escala diaria. En el caso de precipitación no se requiere parámetro para la cantidad, ya que se utilizaron normalizaciones no paramétricas. Para el ajuste se realizará modificando las series de Fourier de p_{01} , p_{11} , μ y s , el resto de los parámetros del modelo estocástico dependerá de estos cambios. Por ejemplo, en el caso de modelación estocástica multivariada se determinarán las ocurrencias y cantidad de precipitación en base a los parámetros ajustados afectando todo el proceso estocástico multivariados.

Debido a las diferencias entre los datos de los escenarios de cambio climático y los datos observados, se analizó el desempeño del modelo estocástico para los escenarios de cambio climático. Las principales diferencias se tienen en los estadísticos de ocurrencia y cantidad de precipitación.

A manera de ejemplificar la metodología y resultados se presenta el análisis de la precipitación para el escenario ACCESS1-0 con respecto a los datos de Spain02 versión 5 para la subcuenca Alarcón.

La probabilidad de ocurrencia p_{01} para el escenario de Cambio Climático (CC) de referencia (Ref) presenta una probabilidad rondando 0.3-0.6 y el dato observado sobre 0.15-0.3, esto quiere decir que la probabilidad de que llueva un día debido a que el anterior no llovió es mayor con respecto al valor histórico (Figura 4.58). Por tanto, estos resultados indicaran más días con precipitación de los que en realidad hay. En cuanto a la variabilidad diaria se puede apreciar que no tiene una tendencia parecida a lo histórico, más, esta se encuentra desfasada con mayores probabilidades de ocurrencia.

La probabilidad de ocurrencia p_{11} para el escenario de referencia tiene una probabilidad de que un día llueva si llovió el anterior sobre 0.6-0.95 lo cual difiere también respecto a los datos observados que rondan 0.35-0.8 por lo tanto será el mismo caso que para p_{01} cuando se efectuó un día con lluvia será mucho más probable que llueva el día siguiente (Figura 4.59).

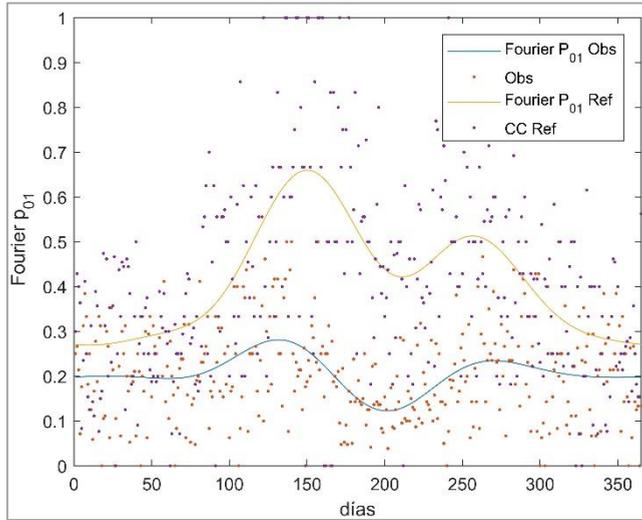


Figura 4.58. Series de Fourier de p_{01} para la serie observada (azul) y serie de cambio climático de referencia (beige) con 4 parámetros para la subcuenca Alarcón (datos históricos en verde). Fuente: Elaboración propia.

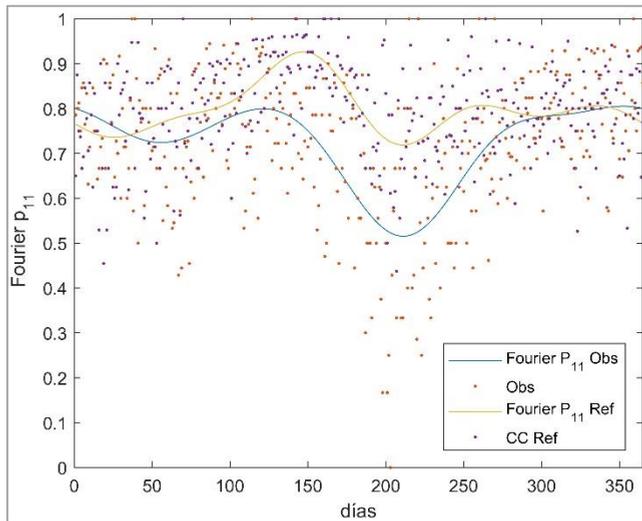


Figura 4.59. Series de Fourier de p_{11} para la serie observada (azul) y serie de cambio climático de referencia (beige) con 4 parámetros para la subcuenca Alarcón (datos históricos en verde). Fuente: Elaboración propia.

Las series de la media y desviación estándar se analizaron previa normalización a través de la función log-gamma.

La media de la serie normalizada con ajuste de Fourier presenta mayores valores para la serie observada con respecto al escenario de referencia. En la Figura 4.60 se ve el desfase entre ambas series de datos. Esta

variación será transmitida en el modelo como una menor cantidad de precipitación con respecto a los datos observados.

La desviación estándar presenta la misma tendencia que la media de precipitación es decir una menor desviación con respecto a lo observado, esto se traduce en una menor variabilidad de la base datos de los escenarios de cambio climático (Figura 4.61).

El escenario de cambio climático de referencia presenta diferencias en los diferentes estadísticos a escala diaria. Las probabilidades de transición p_{01} y p_{11} generan un mayor número de días con lluvia y la media y desviación estándar presentan una menor cantidad de precipitación.

En la figura 4.62 se presenta el número de días con ocurrencia de precipitación para los 30 años de datos, en la cual se aprecia que el escenario de referencia presenta valores sesgados sobre todo en los meses de mayo a septiembre. Es decir, se muestra una mayor cantidad de días con ocurrencia de precipitación hasta 10 días más con lluvia con respecto a los datos observados.

La cantidad de precipitación es menor en el escenario de cambio climático de referencia, en este las precipitaciones máximas no son bien representadas. Además, presenta una diferencia de hasta 5 mm/día y los datos no reflejan la cantidad de lluvia real (Figura 4.63).

En resumen, de estos y otros estadísticos para el escenario de cambio climático se tienen:

- p_{01} y p_{11} diario mayor que los observados
- Más días con lluvia en promedio diario y mensual.
- Precipitación diaria menor que los observados
- Desviación estándar diaria menor que los observados
- Sesgo diario menor que los observados
- Precipitación acumulada mensual menor que observada
- Desviación mensual menor a observados
- Sesgo mensual menor a observado
- Precipitación media anual menor que observados
- Desviación estándar anual menor que la observada
- Sesgo anual similar a observado

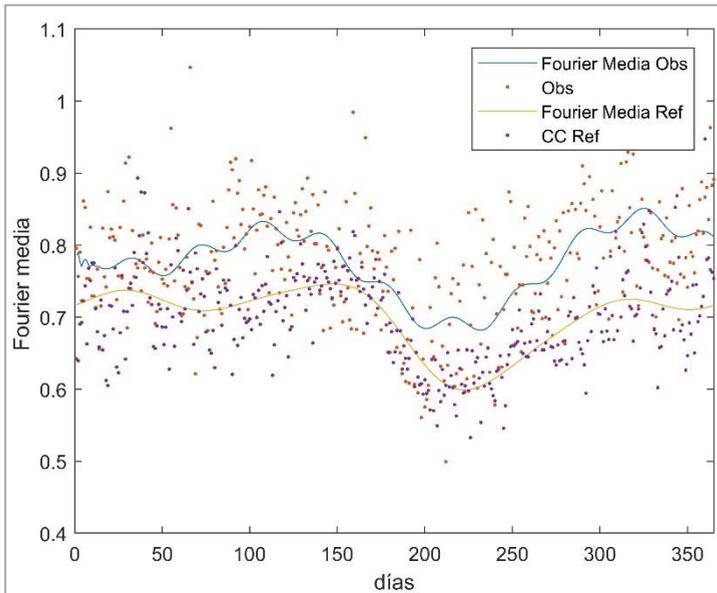


Figura 4.60. Series de Fourier de la media para la serie observada (azul) y serie de cambio climático de referencia (beige) con 4 parámetros para la subcuenca Alarcón (datos históricos en rojo). Fuente: Elaboración propia.

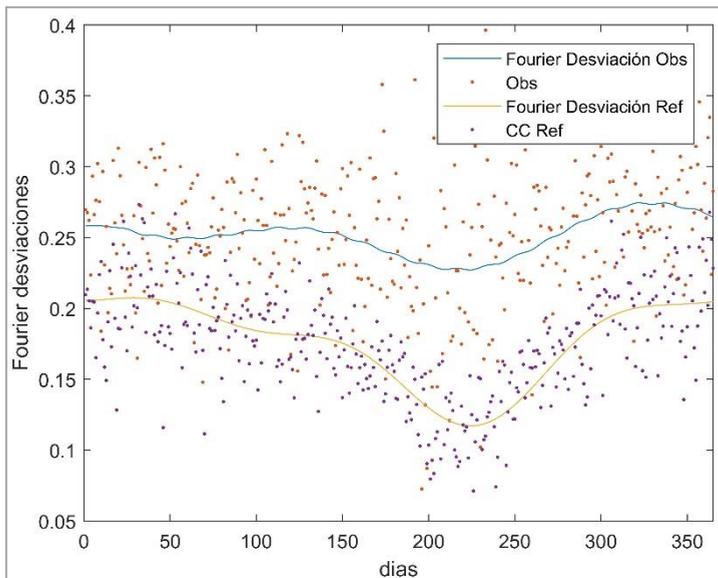


Figura 4.61. Series de Fourier de la desviación estándar para la serie observada (azul) y serie de cambio climático de referencia (beige) con 4 parámetros para la subcuenca Alarcón (datos históricos en rojo). Fuente: Elaboración propia.

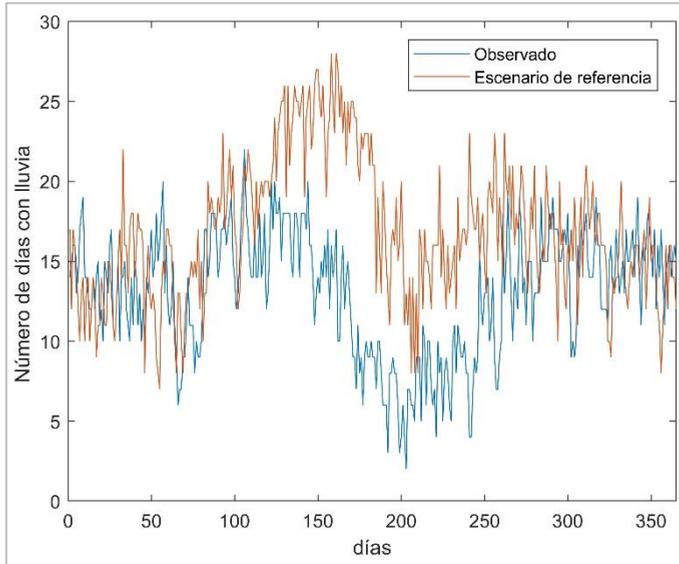


Figura 4.62. Número de días con lluvia obtenido para cada uno de los 365 días del año en los 30 años de datos observados, así como datos del escenario de referencia para la subcuenca Alarcón. Fuente: Elaboración propia.

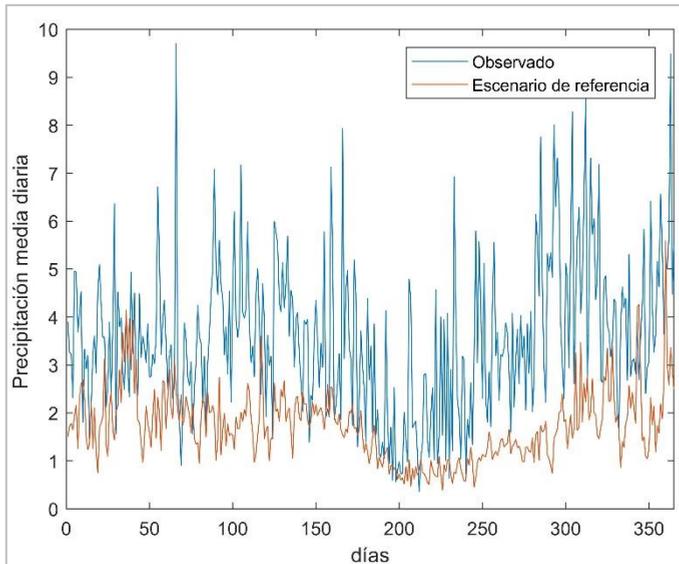


Figura 4.63. Cantidad de lluvia para cada uno de los 365 días del año en los 30 años de datos observados, así como datos del escenario de referencia para la subcuenca Alarcón. Fuente: Elaboración propia.

La corrección del sesgo se realizó mediante la corrección de los estadísticos de Fourier de p_{01} , p_{11} , μ y s , de acuerdo al apartado 3.5.2. Posteriormente, se genera el modelo estocástico multivariado M2 tal como se describió en el apartado 4.4.

Para los diferentes escenarios se utilizó un periodo de referencia de 30 años 2010-2049, 2040-2070 y 2070-2100. Los parámetros modificados presentan ajustes más realistas con respecto a los datos observados. Los parámetros de probabilidad de ocurrencia p_{01} y p_{11} se aproximan a las tendencias observadas, si bien presentan una variabilidad esta es debido al propio escenario de cambio climático. Con el ajuste la probabilidad de ocurrencia p_{01} ronda valores de 0.13 a 0.3 que son inferiores a los que no presentan corrección (0.28 a 0.68). Para la probabilidad p_{11} con corrección los valores se encuentran entre los 0.5 y 0.81 que también difieren con respecto a las probabilidades sin ajuste (0.75 a 0.9). En las Figuras 4.64 y 4.65 se presentan las probabilidades de ocurrencia corregidas para la subcuenca de Alarcón para cada uno de los 365 días de la serie media observada, así como el escenario ACCESS1-0 en los tres periodos. De las Figuras 4.64 y 4.65 se deduce que en el modelo de CC contiene menos días con lluvia de agosto a marzo, y puede llover con más frecuencia en primavera.

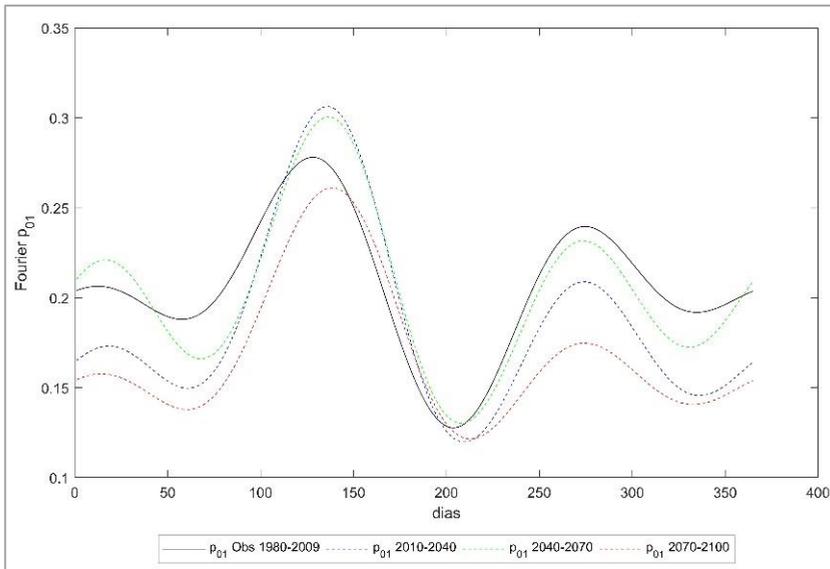


Figura 4.64. Ajuste de Fourier p_{01} de la serie observada y escenarios de cambio climático corregidos en periodos 2010-2040, 2040-2070 y 2070-2100 para subcuenca de Alarcón.

Fuente: Elaboración propia.

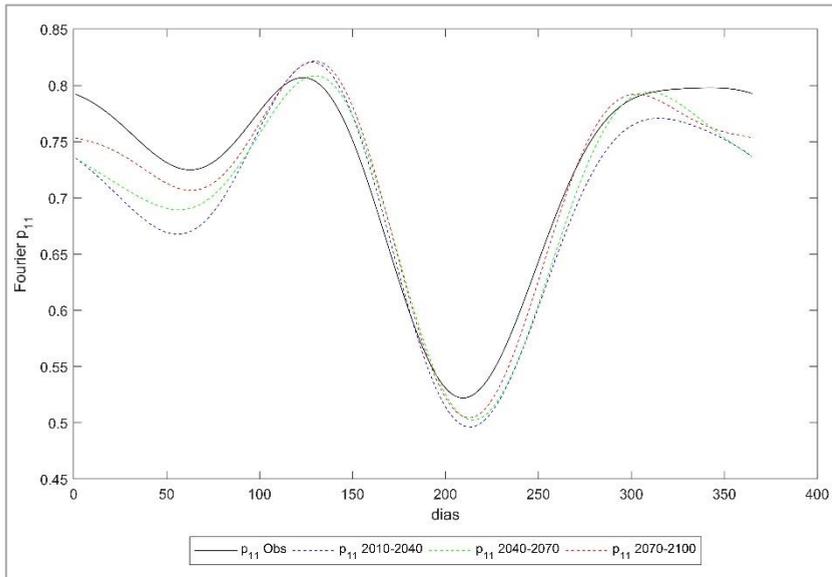


Figura 4.65. Ajuste de Fourier p_{11} de la serie observada y escenarios de cambio climático corregidos en periodos 2010-2040, 2040-2070 y 2070-2100 para subcuenca de Alarcón.
Fuente: Elaboración propia.

Para el caso de la cantidad de precipitación de los diferentes escenarios climáticos, se realizaron las normalizaciones mediante la función Log-gamma. Esta es la misma que se ha venido aplicando en la metodología ya que permite normalizar la serie para ser considerada como normal. Para el caso de las medias de la serie normalizada los ajustes de Fourier siguen las mismas tendencias con valores cercanos a los observados, esto entre 0.6 y 0.85, sin el ajuste estos valores cambian la tendencia y tienden a ser menores aproximadamente en 0.1 unidades. En la Figura 4.66 se presentan los valores ajustados de series de Fourier para los escenarios de cambio climático, así como para la serie observada para la subcuenca Alarcón.

En el caso de la desviación estándar los escenarios de cambio climático sin ajuste tienden a valores de 0.12 a 0.20. Para el caso de la serie observada los valores rondan los 0.26. Si se expresa en mm supone una diferencia de entre 1 y 10 mm. En la Figura 4.62 se aprecian estos cambios que son más evidentes. Es decir, tienen una diferencia entre Una vez realizado el ajuste las desviaciones se ajustan a la tendencia diaria, así como a rangos realistas de la desviación estándar (Figura 4.67).

Posteriormente se elaboró el modelo estocástico y se generaron los escenarios de cambio climático de igual manera que en el apartado 4.4. Para mostrar los resultados en este caso se presentan los resultados para

el año medio, esto con el fin de comparar los resultados de las precipitaciones de los datos observados con respecto a los escenarios de cambio climático.

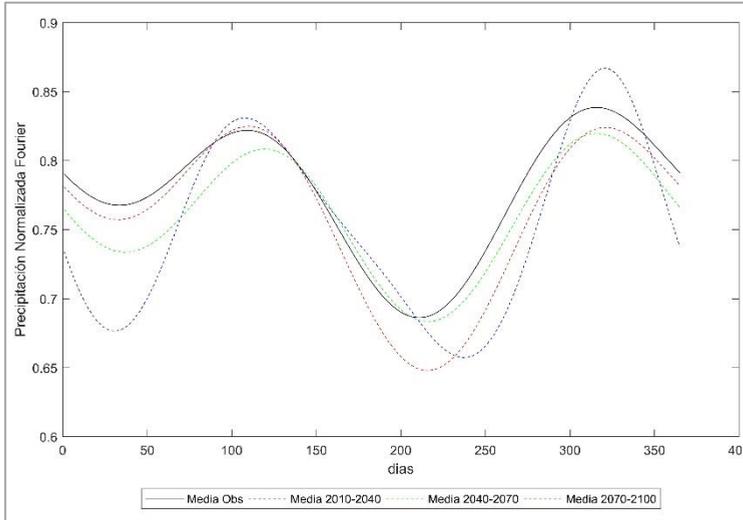


Figura 4.66. Ajuste de Fourier media de la serie observada y escenarios de cambio climático en periodos 2010-2040, 2040-2070 y 2070-2100 para subcuenca de Alarcón.

Fuente: Elaboración propia.

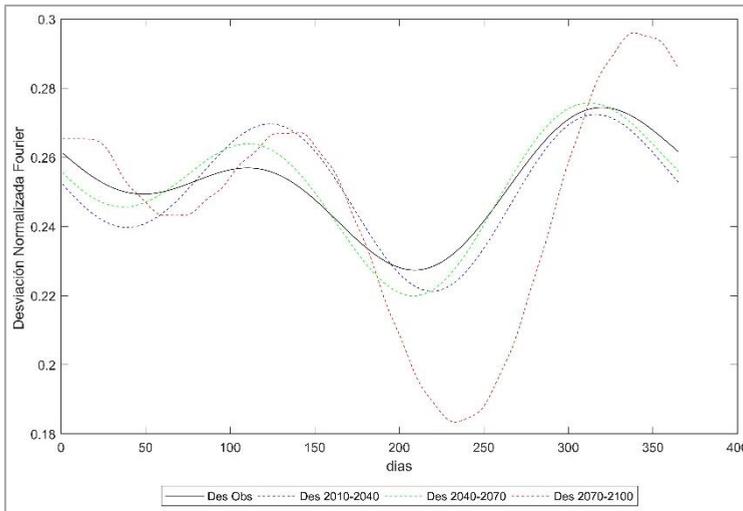


Figura 4.67. Ajuste de Fourier desviación estándar de la serie observada y escenarios de cambio climático en periodos 2010-2040, 2040-2070 y 2070-2100 para subcuenca de Alarcón. Fuente: Elaboración propia.

De acuerdo a los resultados del modelo estocástico multivariado ajustado la precipitación para los escenarios de cambio climático tiende a disminuir para todos los escenarios simulados ACCESS1-0. Con excepción del mes de mayo donde se tienen incrementos medios mensuales. En la Figura 4.68 se presentan la precipitación observada (Obs) con respecto al escenario de cambio climático en los 3 periodos simulados.

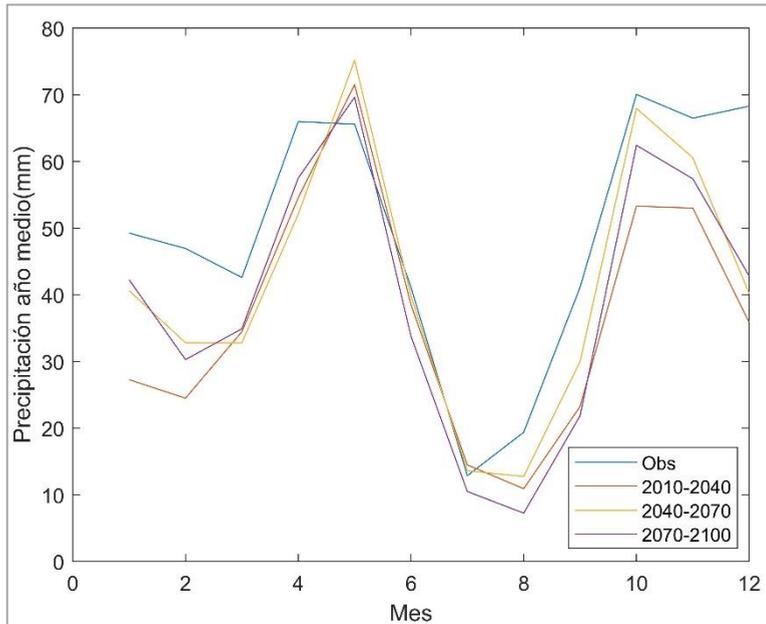


Figura 4.68. Precipitación media mensual para el año medio de la serie observada y simulados del escenario ACCESS1-0 en periodos 2010-2040, 2040-2070 y 2070-2100 para subcuenca de Alarcón. Fuente: Elaboración propia.

4.8.2 Determinación de la escorrentía para los escenarios de cambio climático

Para el análisis de las series observadas y los escenarios de CC, se utilizaron los resultados del apartado anterior de los escenarios de CC los cuales afectarán la escorrentía futura. El modelo HBV se tiene calibrado para la serie observada. Pero, es necesario revisar los parámetros en los que influye la vegetación para los escenarios de cambio climático. Como primera aproximación se ha trabajado con los parámetros corregidos para el periodo 1980-2009. El estudio de proyecciones de cambio climático para los usos de suelo es una línea de investigación pendiente que no se aborda en la presente tesis.

En base a los cambios de las variables climáticas para los escenarios de cambio climático y mediante la primera aproximación de calibración, se modificarán los resultados de las aportaciones para la cuenca del Júcar. Para las diferentes subcuencas se presentan disminuciones en las aportaciones para el escenario RCP 4.5. Para la subcuenca Alarcón se tiene un ligero incremento del 3.52% para el escenario RCP 4.5 ACCESS 2010-2039 en las aportaciones medias anuales, el resto de los escenarios presentan una disminución en las aportaciones sobre todo en los meses de enero a junio ocasionando una disminución de aportaciones de hasta el 26.19% a finales de siglo (Figura 4.69).



Figura 4.69. Año medio en la subcuenca Alarcón para el periodo de referencia 1970-1999 y los escenarios de cambio climático RCP 4.5 en los periodos 2010-2039, 2040-2069 y 2070-2099. Fuente: Elaboración propia.

Para el resto de las subcuencas se tienen decrementos para todos los escenarios RCP 4.5 y sobre todo a final de siglo (2070-2099). Los meses mayormente afectados son enero y junio, pero, se tienen disminuciones en las aportaciones en los meses de febrero, marzo, abril y mayo. A escala anual se tienen decrementos medios de 30.24% con respecto a las aportaciones observadas.

4.8.3 Modelación de la gestión futura.

La modelación de la gestión futura para la presente tesis no se ha abordado, pero, esta es otra línea de investigación en la cual ya se ha realizado avances de acuerdo a Suárez-Almiñana et al. (2019) que propone una modelación de sistemas de recursos hídricos a escala mensual de la gestión del recurso hídrico, así como la gestión del riesgo. Una línea futura es analizar dicha metodología con los cambios que introduce la presente tesis en relación a la escala diaria y sus particularidades específicas.

4.9 Conclusiones

A pesar de que el trabajo en escala diaria supone una alta carga computacional en el proceso de datos. Con la tesis se han desarrollado los algoritmos necesarios en Matlab para hacer este análisis viable en cualquier cuenca. Este proyecto de programación con todas sus rutinas y algoritmos será publicado en el repositorio de herramientas de Matlab. Estas rutinas fueron desarrolladas de manera eficiente para la optimización del tiempo computacional.

También, se ha introducido la consideración del evento lluvia para la modelación de la temperatura y por tanto para la estimación de la evapotranspiración, de gran importancia en la estimación de recursos hídricos.

Para el análisis de modelación hidrológica y gestión se han dejado líneas de investigación abiertas. En hidrología: los pronósticos de usos del suelo asociados a la variación climática pueden ocasionar cambios en las aportaciones. En gestión: incertidumbre en la actividad económica, usos urbano e industrial, selección, eliminación, creación de cultivos etc.

También en análisis de escenarios climáticos, en donde se ha propuesto el método para realizar la corrección del sesgo en escala diaria. Se comprobó que los modelos de cambio climático no presentan una buena representación a este detalle diario debido que proporciona información media y alejada de los valores observados a escala diaria. Se han modificado diferentes propiedades de las series de lluvias como son vectores de transición en la ocurrencia de precipitación, así como parámetros de cantidad de precipitación en las medias y desviaciones. Estos cambios permiten un doble ajuste, el primero en la corrección del número de días con precipitación y el segundo en la cantidad de precipitación. Una vez corregido el sesgo en la escala diaria demuestran un buen resultado tanto diario como agregado en escala mensual y anual.

CAPÍTULO 5 CONCLUSIONES Y LINEAS DE INVESTIGACIÓN FUTURAS

En este capítulo se abordarán las conclusiones, así como las líneas de investigación futuras sobre la presente tesis. En primer lugar, se abordan las conclusiones generales. Posteriormente, se abordan las principales aportaciones de la tesis, así como las publicaciones presentadas. Por último, se propone algunas líneas de investigación futuras.

5.1. Conclusiones

En la presente tesis se ha abordado la modelación estocástica de variables climáticas desde el punto de vista de la generación de series sintéticas diarias para el análisis de la gestión de cuencas, las cuales presentan una adecuada aproximación a una escala diaria. Además, se evaluaron los resultados mediante un modelo lluvia escurrentía con resultados que validan la metodología desarrollada en la presente tesis. Para el caso de estudio que es la cuenca del Júcar. A continuación, se presentan las principales conclusiones respecto a la metodología desarrollada.

Esta tesis se plantea bajo la necesidad de dar un paso adelante en los trabajos de análisis de la gestión de cuencas. En la actualidad estos análisis se realizan con paso mensual, pero, si se bajara la escala temporal de cálculo se podría obtener información para tratar problemas de actualidad como el análisis de la repercusión de caudales ecológicos en diversos aspectos de la gestión. Sin embargo, dicha bajada de escala entraña grandes dificultades, debido a la escasez o baja calidad de los datos. Más aún, teniendo en cuenta que la planificación se realiza para el futuro, del cual solo podemos hacer especulaciones y pronósticos más o menos acertados.

Esta tesis se plantea con el objetivo de dar los primeros pasos en esa dirección proporcionando un medio para obtener series de recursos en régimen natural, tanto para los datos del pasado reciente como para las proyecciones futuras. En concreto las proyecciones de cambio climático.

Como resultado de la tesis se ha desarrollado una metodología general para modelar en escala diaria las principales variables que intervienen en el balance de recursos naturales: la precipitación y la evapotranspiración. Además, se completa con la aplicación a escenarios de cambio climático.

La técnica de modelación de series propuesta se basa en la modelación estocástica de series para la formulación de modelos que permitan su uso en la generación de escenarios de recursos hídricos para planificación.

Además, con esta metodología se propone el tratamiento conjunto de las diversas variables manejadas. En el caso tratado, se propone utilizar la ocurrencia de lluvia como variable principal que condiciona el resto de variables, principalmente la cantidad de precipitación y la temperatura (como principal factor que determina la evapotranspiración).

Un problema habitual de los modelos estocásticos para la generación de series de datos de recursos a largo plazo es la dificultad para reproducción de sequías de larga duración. Con esta metodología se incluye la corrección de series mediante la aplicación de modelos de baja frecuencia que permiten reproducir estas circunstancias.

Finalmente, la metodología incluye el tratamiento de las series de datos obtenidos de modelos generales de cambio climático para la adaptación de los modelos estocásticos a los cambios climáticos proyectados para la obtención de series de recursos en régimen natural para los horizontes de planificación seleccionados.

Los procesos propuestos son laboriosos y complejos, por ello, con la tesis se ha desarrollado un conjunto de herramientas de cálculo que permiten realizar todos los procesos numéricos con facilidad.

5.1.1 Conclusiones de la metodología

Tradicionalmente los análisis de recursos a escala de cuenca se realizan mensual o anualmente. En la presente tesis se propone bajar a la escala diaria.

En la parte de modelación de datos climáticos se ha desarrollado una metodología eficiente mediante modelos estocásticos multivariados de primer orden.

Se ha comprobado que las diferentes variables climáticas pueden ser modeladas mediante transformaciones no paramétricas (normalización) y demás parametrizaciones que permiten una simulación continua por el número de años que se requiera en cada caso, este aspecto es poca la literatura que lo presenta.

A partir de las herramientas desarrolladas es viable el trabajo con datos climáticos diarios para la obtención de series de recursos para el análisis de la gestión de cuencas en planificación y gestión.

Se ha extendido el uso de estos modelos estocásticos multivariados al proceso de proyecciones climáticas a largo plazo.

La modelación conjunta de la precipitación-temperatura que presenta resultados que además de ser más realistas, permiten obtener mejores resultados al utilizarlos como dato en los modelos hidrológicos.

El contar con un modelo validado a escala diaria incrementa la cantidad y calidad de información, además de extender la posibilidad a diferentes análisis de gestión a largo plazo con detalle diario para análisis de sequía.

Con respecto a los escenarios climáticos, se ha diseñado un modelo de corrección del sesgo más preciso que los utilizados con anterioridad: proponiendo la corrección, no solo en media y función de distribución de acumulados mensuales o anuales, sino también en ocurrencia y magnitud en escala diaria.

Además, el análisis del caso de estudio con la metodología presenta mejores resultados en la calibración de series de aportaciones que métodos tradicionales.

5.1.2 Del caso de estudio

La metodología aplicada da mejores resultados en generación de series que otras metodologías. Sobre todo, en la simulación de episodios de sequía de larga duración.

La modelación conjunta de precipitación y temperatura es más eficiente para mejorar la calibración posterior del modelo hidrológico.

Se ha comprobado y se ha modelado el comportamiento diferente de la evapotranspiración según se produzca o no precipitación.

La evapotranspiración fue determinada a partir de resultados de modelos estocásticos de manera adecuada, con lo cual se valida la metodología desarrollada.

Los modelos de cambio climático no reproducen bien la escala diaria. La corrección del sesgo en los parámetros de comportamiento en esta escala da mejores resultados en la escala mensual y anual que los métodos de corrección habituales.

Los modelos estocásticos multivariados permiten la corrección del sesgo con cambios en parámetros diarios de ocurrencia y cantidad.

La generación de escenarios futuros de cambio climático mediante los modelos propuestos es una alternativa más eficiente a los métodos utilizados de obtener solo un coeficiente de variación para las series.

Los escenarios de cambio climático de aportaciones presentan condiciones más realistas en las diferentes escalas, sobre todo a escala diaria.

5.2. Principales aportaciones de la tesis

Se han desarrollado herramientas para su aplicación prácticamente automatizada a cualquier caso, cabe destacar las siguientes aportaciones. Las principales aportaciones se proponen a continuación.

- Un modelo para determinar la dependencia temporal de la ocurrencia de precipitación.
- Un modelo multivariado para simular la ocurrencia de lluvia en escala diaria.
- Un modelo multivariado para simular la cantidad de precipitación en escala diaria mediante una función de normalización continua, parametrización, calibración y generación de series sintéticas.
- Un modelo para corregir las series y estas presenten una baja frecuencia multivariada.
- El método para la reducción de parámetros mediante series de Fourier aplicado a todas las variables implicadas en la modelación.
- El tratamiento conjunto de la precipitación, temperatura máxima y rango de temperatura condicionando estas series a la de ocurrencia de precipitación.
- Un modelo conjunto multivariado precipitación-temperatura (máxima y rango).
- La determinación de la evapotranspiración mediante un proceso de selección de métodos existentes y ajuste de parámetros.
- Un método para la obtención de las aportaciones y a partir de este utilizar los resultados de precipitaciones y evapotranspiraciones generados previamente.
- Con respecto a los escenarios climáticos, se ha diseñado un modelo de corrección del sesgo más preciso que los utilizados con anterioridad: proponiendo la corrección, no solo en media y función de distribución de acumulados mensuales o anuales, sino también en ocurrencia y magnitud en escala diaria
- Una metodología para obtener las aportaciones a escala diaria para los diferentes escenarios de cambio climático con mejoras como: eventos diarios máximos y mínimos que permiten un análisis a largo plazo.
- Una metodología para realizar un análisis de gestión de recursos hídricos con detalle diario, lo cual implica un importante avance en la gestión, ventajas que se plantean son: detalle diario en la gestión del recurso hídrico como periodos de sequía a detalle diario permitiendo conocer su magnitud y duración.

Además, se desarrollaron algoritmos para tareas repetitivas que se repiten a lo largo del programa principal. Casos como normalización, reducción de parámetros de Fourier, estandarización, generación de series sintéticas de ocurrencia, generación de series sintéticas de cantidad, extraer los diferentes estadísticos, entre otras.

La generación de las variables climáticas de manera continua día a día para todas las simulaciones es un enfoque nuevo que comúnmente no se utiliza en la modelación estocástica. En su caso se analiza mes a mes de manera diferente y aislada en los generadores estocásticos de la bibliografía.

El análisis multivariado continuo y conjunto de variables climáticas (precipitación-temperatura) mejora significativamente tanto la comprensión del sistema climático, como la dependencia de las diferentes variables climáticas.

- Se ha demostrado que los vectores de transición de probabilidad pueden parametrizarse de dos al número requerido para caso de estudio que a diferencia de otros generadores estocásticos que no lo permiten.
- Se ha comprobado que las matrices probabilidades críticas y vectores de transición siguen una distribución uniforme que se puede transformar en distribución normal.
- La distribución Log-gamma es la más apropiada normalización de las precipitaciones.
- Se ha demostrado que las temperaturas siguen distribuciones normales o pueden ser normalizadas mediante la raíz cuadrada.
- Al trabajar en escala diaria la reducción de parámetros periódicos de escala diaria mediante una curva de Fourier de pocos parámetros (menos de 12) se considera la mejor opción frente a otras alternativas vistas en la bibliografía como la obtención de parámetros constantes a escala mensual o semanal.
- Las series sintéticas simuladas se adaptan a los valores máximos y mínimos presentes en las series observadas de las diferentes variables climáticas.
- Se ha propuesto un método de corrección del sesgo incidiendo en los parámetros de comportamiento en escala diaria que proporciona mejores resultados también en escala mensual y anual.

La metodología desarrollada es validada por los resultados de las aportaciones que se ajustan a las condiciones observadas en cuenca del caso de estudio. Además, se tiene un detalle diario de las aportaciones que mejora la calidad de los resultados y abre un amplio panorama para la gestión diaria de los recursos hídricos.

5.3. Publicaciones

Dentro de las publicaciones realizadas como parte de la presente tesis se ha abordado como antecedentes la publicación “The Assessment of Sustainability Indexes and Climate Change Impacts on Integrated Water Resource Management” (2017). A partir de este artículo surge la idea de realizar un planteamiento a escala diaria de la gestión del recurso hídrico. Por tanto, es necesario contar con la información de variables climáticas a escala diaria y se elaboraron publicaciones como Modelación estocástica de la precipitación a escala diaria. Posteriormente un análisis de la dependencia entre precipitación- evapotranspiración y precipitación-temperatura. También, se presentó un artículo con respecto a los cambios en las aportaciones en la cuenca del Júcar a partir de 1980, así como cambio climático en el recurso hídrico.

Dentro de las aportaciones en divulgación se realizó una publicación con índice de impacto (Water) y una segunda en revista de Ingeniería del Agua. Además, 6 artículos vinculados a congresos con igual número de presentaciones en congresos

A continuación, se describen las publicaciones presentadas de la más antigua a la más reciente.

- Se presentó en la revista indexada Water en 2017 el artículo “The Assessment of Sustainability Indexes and Climate Change Impacts on Integrated Water Resource Management” disponible en <https://doi.org/10.3390/w9030213>. A partir de este artículo surge la necesidad de desarrollar una metodología para la gestión del recurso hídrico a escala diaria. Marco un antecedente y motivación de la presente tesis.
- En el marco del Congreso Internacional de Recursos Naturales (COIRENAT, 2017) se presentó el artículo y ponencia “Modelación estocástica de la precipitación diaria en la cuenca del Júcar”. Se aborda la metodología estocástica de un modelo incluyendo solo dependencia temporal que se aborda en el apartado 3.1.1.4
- En el marco del Tercer Encuentro Nacional de Consejos Ciudadanos 2017, se presentaron tres artículos con ponencia oral: 1) “Metodología para modelación estocástica de la evapotranspiración”. En esta se aborda la modelación estocástica de la evapotranspiración mediante un modelo estocástico univariado (apartado 3.1.1.4). Otro artículo presentado “Cambio climático y recursos hídricos” se enfoca en el análisis del cambio climático en la gestión de los recursos hídricos (apartado 4.8) y 3) “Cambio climático y calidad del agua”.
- El artículo “Modelación conjunta multivariada de datos diarios de precipitación y evapotranspiración” presentado en el Congreso

Internacional de Recursos Hídricos 2018 (COIRENAT, 2018). En esta presentación se abordó la fuerte dependencia de la precipitación con la evapotranspiración, esta se aborda en los apartados 4.5 y 4.6.

- Se presentó el artículo para el mismo congreso del punto anterior denominado “Modelación estocástica multivariada de precipitaciones diarias mediante un modelo estocástico semi-paramétrico autorregresivo”. Aquí se aborda la metodología desarrollada para la obtención de las series sintéticas de precipitación la cual se presenta en el apartado 4.3 y 4.4.
- Se ha publicado en la revista ingeniería del Agua el artículo “Análisis del cambio en las aportaciones hidrológicas en la cuenca del río Júcar a partir de 1980 y sus causas”. Ingeniería del agua, [S.l.], v. 23, n. 2, p. 141-155, abr. 2019. ISSN 1886-4996. Disponible en: <<https://polipapers.upv.es/index.php/IA/article/view/10582>>. doi:<https://doi.org/10.4995/ia.2019.10582>. Esta publicación se aborda en el capítulo 4.6 con respecto a la calibración del modelo lluvia escorrentía y es la base para considerar calibración a partir de 1980.

5.4. Líneas de investigación futuras.

Esta tesis ha dado los primeros pasos para posibilitar el análisis de la gestión de cuencas en escala diaria. Con esta finalidad se ha iniciado el camino mediante el tratamiento de las variables climáticas. Sin embargo, queda mucho que avanzar, sobre todo en la parte final del análisis de la gestión.

Además, dentro de los procesos que ya han sido analizados en la tesis han surgido nuevas cuestiones como las siguientes:

En cuanto a la modelación de variables climáticas el modelo estocástico multivariado permite tener un detalle diario, el cual puede ser mejorado incorporando un módulo para la visualización de la información de entrada y selección de información espacialmente.

Esta metodología puede ampliarse y adaptarse a sistemas de información geográfica para la generación de mapas rasterizados para conocer la distribución en zonas donde no se cuente con información climática.

Este tipo de modelación estocástica multivariada puede adaptarse para hacer una modelación espacial ampliando la metodología mediante sistemas de información geográfica para un análisis por zonas específicas o grandes cuencas.

Se plantea también analizar a detalle el modelo estocástico desarrollado en comparación con modelos multivariados más utilizados en simulación de variables climáticas.

Se ha abordado la corrección del sesgo mediante la modelación estocástica multivariada. Más sin embargo esta puede ampliarse a un análisis espacial de los parámetros del modelo a escala diaria.

La calibración del sistema hidrológico fue realizada a escala mensual a partir de información diaria, esta puede ser susceptible a mejorarse si se cuenta con información medida en escala diaria con suficiente calidad. Si se tiene dicha información puede mejorarse la calibración con detalle diario de las aportaciones.

La modelación hidrológica incluyendo cambio climático se realizó una primera aproximación más sin embargo se puede ampliar incluyendo escenarios de vegetación y cambio de uso de suelo. Este análisis implicará re-calibrar el modelo hidrológico y, por tanto, los resultados de los escenarios de cambio climático.

La gestión de los recursos hídricos es una línea de investigación futura ya que tradicionalmente se hacen los análisis mensuales, por tanto, es necesario la utilización o desarrollo de metodología a escala diaria que permita tener este grado de detalle con la implicación de la gran información requerida para su estudio.

El análisis de los modelos climáticos en el caso de estudio demuestra una baja calidad de los datos. Por tanto, es necesario que los métodos utilizados para generar estos datos sean mejorados.

SIMBOLOGÍA

En el presente apartado se describe la simbología utilizada en la presente tesis.

$X_t * TPE_t$ Modelo general de ocurrencia y cantidad.

p_{01} Probabilidad de un día sin lluvia (t-1) seguido de un día con lluvia t (0-1).

p_{10} Probabilidad de un día con lluvia (t-1) seguido de un día sin lluvia t (0-1).

p_{11} Probabilidad de dos días continuos con lluvia (0-1).

p_{00} Probabilidad de dos días consecutivos sin lluvia (0-1).

R_{t-1}, R_t *Precipitación no nula o nula para el día t y t-1 del registro histórico (0 o 1).*

T *Es el número total de días del periodo histórico (adim).*

p_c Probabilidad crítica (0-1).

u_t [0,1] Variable aleatoria uniforme (0-1).

X_t *Fenómeno de ocurrencia [0, 1].*

TPE_t Son los valores de cantidad de las diferentes variables climáticas históricas (mm).

μ_τ Es la media diaria normalizada (año medio) de los valores observados (365 datos).

$f\mu_\tau$ Es la media diaria ajustada (año medio) mediante series de Fourier (365 datos).

s_τ Es la desviación estándar normalizada media diaria (año medio) de los valores observados (365 datos).

fs_τ Es la desviación estándar normalizada media diaria (año medio) ajustada mediante series de Fourier (365 datos).

z_t Es la serie completa estandarizada para el día t.

y_t Es la serie normalizada para el día t.

ϕ_p Son los parámetros autorregresivos

p Es el orden del modelo autorregresivo del modelo estocástico

P Es número total de coeficientes autorregresivos del modelo estocástico

z_{t-p} Es el vector estandarizado de las diferentes variables climáticas para el día t menos el orden del modelo autorregresivo p

ε_t Es la serie residual

σ_ε Es el error de la varianza de la serie residual ε .

N Número total de datos de la serie observada.

k Es retraso de tiempo en días.

- $r_k(z)$ Es el coeficiente de autocorrelación con retraso de tiempo k .
- f_τ Es el vector de las series de Fourier (μ y s).
- ve Es la varianza explicativa de las series de Fourier.
- \bar{A}_j y \bar{B}_j son los vectores de coeficientes cosenoidales de Fourier.
- \bar{u} Es el valor medio diario de la serie histórica μ y s .
- j Es el armónico en análisis (1-182).
- h Es el número total de armónicos (182).
- π Es la constante (3.1416).
- τ Es el día en análisis (1-365).
- P_i Es el periodograma acumulativo (0-1).
- MSD_h es la desviación estándar de los armónicos de Fourier.
- MSD_y Es la desviación estándar de la serie observada y normalizada.
- { } Vector.
- { pf_{11} } Vector de probabilidad de dos lluvias continuas parametrizado con series de Fourier.
- { pf_{01} } Vector de probabilidad un día sin lluvia y un día siguiente con lluvia parametrizado con series de Fourier.
- Φ^{-1} Función de transformación de uniforme a normal inversa.
- $r_k^{(i,j)}(p)$ Coeficiente de correlación cruzada para las probabilidades de ocurrencia y estaciones i y j .
- [] Matriz.
- $[M_k]$ Matriz de correlación cruzada de ocurrencia de precipitación con retraso k .
- $[NC]$ Matriz triangular inferior de ocurrencia de precipitación multivariada.
- $r_k^{ij}(z)$ Coeficiente de correlación cruzada de la serie estandarizada z .
- $[MC_k]$ Matriz de correlación cruzada de cantidad con retraso k .
- $[\phi]_p$ Matriz de coeficientes autorregresivos multivariados de orden p .
- y_{at} Es la serie normalizada para la escala anual a , y paso de tiempo t .
- μ_{at} Es la media de la serie anual.
- σ_{at} Es la desviación estándar a escala anual at .
- z_{at} Es la serie estandarizada resultante, t es el paso de tiempo anual.
- VC Variables climáticas
- CC Cambio climático.

BIBLIOGRAFÍA

- Ababaei B, Etedali HR, Tabrizi MS (2014) Comparing Different Weather Generator Algorithms for Daily Temperature as an Influential Factor on Crop Irrigation Requirement Comparing Different Weather Generator Algorithms for Daily. *Water Cris* 1:1–13
- Abbott MB, Bathurst JC, Cunge JA, et al (1986) An introduction to the European Hydrological System - Systeme Hydrologique Europeen, "SHE", 1: History and philosophy of a physically-based, distributed modelling system. *J Hydrol.* doi: 10.1016/0022-1694(86)90114-9
- Abebe NA, Ogden FL, Pradhan NR (2010) Sensitivity and uncertainty analysis of the conceptual HBV rainfall-runoff model: Implications for parameter estimation. *J Hydrol.* doi: 10.1016/j.jhydrol.2010.06.007
- Acharya N, Frei A, Chen J, et al (2017) Evaluating Stochastic Precipitation Generators for Climate Change Impact Studies of New York City's Primary Water Supply. *J Hydrometeorol* 18:879–896. doi: 10.1175/JHM-D-16-0169.1
- Ahmad NA, Zakaria NA, Fathilah NNFM, Jeevaragagam P (2017) Malaysian journal of civil engineering. *Malaysian J Civ Eng* 29:216–226
- Ahn KH (2020) Coupled annual and daily multivariate and multisite stochastic weather generator to preserve low- and high-frequency variability to assess climate vulnerability. *J Hydrol.* doi: 10.1016/j.jhydrol.2019.124443
- Ailliot P, Allard D, Monbet V, Naveau P (2015) Stochastic weather generators: an overview of weather type models. *J la Société Française Stat* 156:101–113
- Allen RG, Pereira LS, Raes D, Smith M (1998) Crop evapotranspiration: Guidelines for computing crop requirements
- Ancil F, Perrin C, Andréassian V (2003) Ann output updating of lumped conceptual rainfall/runoff forecasting models. *J Am Water Resour Assoc.* doi: 10.1111/j.1752-1688.2003.tb03708.x
- Andreu J, Capilla J, Sanchís E (1996) AQUATOOL, a generalized decision-support system for water-resources planning and operational management. *J Hydrol.* doi: 10.1016/0022-1694(95)02963-X

- Apipattanavis S, Podestá G, Rajagopalan B, Katz RW (2007) A semiparametric multivariate and multisite weather generator. *Water Resour Res* 43:. doi: 10.1029/2006WR005714
- Ashagrie AG, De Laat PJM, De Wit MJM, et al (2006) Detecting the influence of land use changes on discharges and floods in the Meuse River Basin - The predictive power of a ninety-year rainfall-runoff relation? *Hydrol Earth Syst Sci*. doi: 10.5194/hess-10-691-2006
- Asong ZE, Khaliq MN, Wheeler HS (2016) Multisite multivariate modeling of daily precipitation and temperature in the Canadian Prairie Provinces using generalized linear models. *Clim Dyn* 47:2901–2921. doi: 10.1007/s00382-016-3004-z
- Bachour R, Maslova I, Ticlavlca AM, et al (2016) Wavelet-multivariate relevance vector machine hybrid model for forecasting daily evapotranspiration. *Stoch Environ Res Risk Assess* 30:103–117. doi: 10.1007/s00477-015-1039-z
- Bardossy A, Plate EJ (1992) Space-time model for daily rainfall using atmospheric circulation patterns. *Water Resour Res* 28:1247–1259. doi: 10.1029/91WR02589
- Beadling RL, Russell JL, Stouffer RJ, et al (2019) Assessing the quality of Southern Ocean circulation in CMIP5 AOGCM and earth system model simulations. *J Clim*. doi: 10.1175/JCLI-D-19-0263.1
- Belda E (2015) Desarrollo de herramientas para el análisis y modelación de calidad de aguas en humedales. Aplicación en el ámbito del Parque Natural de La Albufera de Valencia.
- Bergtrom S, Singh V. P (editor) (1995) Computer models of watershed hydrology
- Bergström S (1976) Development and application of a conceptual runoff model for Scandinavian catchments. *Swedish Meteorol Hydrol Inst RHO* 7 134
- Beven K (2012) *Rainfall-Runoff Modelling*
- Bilbao J, Román R, De Miguel A (2019) Temporal and spatial variability in surface air temperature and diurnal temperature range in Spain over the period 1950-2011. *Climate* 7:. doi: 10.3390/cli7010016
- Bjørnæs C (2015) A guide to Representative Concentration Pathways. In: CICERO Cent.
- Bogner K, Pappenberger F, Cloke HL (2012) Technical Note: The normal quantile transformation and its application in a flood forecasting system. *Hydrol Earth Syst Sci* 16:1085–1094. doi: 10.5194/hess-16-1085-2012

- Boughton W (2004) The Australian water balance model. *Environ Model Softw.* doi: 10.1016/j.envsoft.2003.10.007
- Brissette FP, Khalili M, Leconte R (2007) Efficient stochastic generation of multi-site synthetic precipitation data. *J Hydrol* 345:121–133. doi: 10.1016/j.jhydrol.2007.06.035
- Brunet M, Jones PD, Sigró J, et al (2007) Temporal and spatial temperature variability and change over Spain during 1850-2005. *J Geophys Res Atmos* 112:1–28. doi: 10.1029/2006JD008249
- Burnash R, Ferral R, McGuire R (1973) A generalized streamflow simulation system: Conceptual modeling for digital computers
- Caloiero T, Caloiero P, Frustaci F (2018) Long-term precipitation trend analysis in Europe and in the Mediterranean basin. *Water Environ J* 32:433–445. doi: 10.1111/wej.12346
- Camarasa-Belmonte AM, Rubio Vila M, Salas Rey J (2020) Evolución de episodios pluviométricos en la Demarcación Hidrográfica del Júcar (1989-2016): del recurso al riesgo. *Investig Geográficas* 1–19. doi: 10.14198/ingeo2020.cbrvsr
- Cane MA (2005) The evolution of El Niño, past and future. *Earth Planet Sci Lett.* doi: 10.1016/j.epsl.2004.12.003
- Caracciolo D, Noto LV, Istanbuluoglu E, et al (2014) Climate change and Ecotone boundaries: Insights from a cellular automata ecohydrology model in a Mediterranean catchment with topography controlled vegetation patterns. *Adv Water Resour* 73:159–175. doi: 10.1016/j.advwatres.2014.08.001
- Carter T, Hulme M, Crossley J, et al (2000) Climate change in the 21st century: Interim characterizations based on the new IPCC emissions scenarios
- Carter T, Posch M, Tuomenvirta H (1995) SILMUSCEN and CLIGEN user's guide: Guidelines for the construction of climatic scenarios and use of a stochastic weather generator in the Finnish
- Casanueva A, Rodríguez-Puebla C, Frías MD, González-Reviriego N (2014) Variability of extreme precipitation over Europe and its relationships with teleconnection patterns. *Hydrol Earth Syst Sci.* doi: 10.5194/hess-18-709-2014
- Caskey E (1963) A Markov Chain Model for the Probability of Precipitation Occurrence in Intervals of Various Length. *Mon Weather Rev* 298–301. doi: 10.1175/1520-0493(1963)091<0298:AMCMFT>2.3.CO;2

- Chapman TG (1997) Stochastic models for daily rainfall in the Western Pacific. *Math Comput Simul* 43:351–358. doi: 10.1016/S0378-4754(97)00019-0
- Chen H, Xu CY, Guo S (2012a) Comparison and evaluation of multiple GCMs, statistical downscaling and hydrological models in the study of climate change impacts on runoff. *J Hydrol*. doi: 10.1016/j.jhydrol.2012.02.040
- Chen J, Arsenault R, Brissette FP, et al (2019) Coupling annual , monthly and daily weather generators to simulate multisite and multivariate climate variables with low - frequency variability for hydrological modelling. *Clim Dyn*. doi: 10.1007/s00382-019-04750-z
- Chen J, Brissette FP (2014a) Comparison of five stochastic weather generators in simulating daily precipitation and temperature for the Loess Plateau of China. *Int J Climatol* 34:3089–3105. doi: 10.1002/joc.3896
- Chen J, Brissette FP (2014b) Stochastic generation of daily precipitation amounts: Review and evaluation of different models. *Clim Res* 59:189–206. doi: 10.3354/cr01214
- Chen J, Brissette FP, Chaumont D, Braun M (2013) Performance and uncertainty evaluation of empirical downscaling methods in quantifying the climate change impacts on hydrology over two North American river basins. *J Hydrol*. doi: 10.1016/j.jhydrol.2012.11.062
- Chen J, Brissette FP, Leconte R (2012b) WeaGETS – a Matlab-based daily scale weather generator for generating precipitation and temperature. *Procedia Environ Sci* 13:2222–2235. doi: 10.1016/j.proenv.2012.01.211
- Chen J, Brissette FP, Leconte R (2012c) Downscaling of weather generator parameters to quantify hydrological impacts of climate change. *Clim Res* 51:185–200. doi: 10.3354/cr01062
- Chen J, Brissette FP, Leconte R (2010) A daily stochastic weather generator for preserving low-frequency of climate variability. *J Hydrol* 388:480–490. doi: 10.1016/j.jhydrol.2010.05.032
- Chen J, Brissette FP, Zhang XJ (2016) Hydrological modeling using a multisite stochastic weather generator. *J Hydrol Eng* 21:04015060. doi: 10.1061/(ASCE)HE.1943-5584.0001288
- Chen J, Chen H, Guo S (2018) Multi-site precipitation downscaling using a stochastic weather generator. *Clim Dyn* 50:1975–1992. doi: 10.1007/s00382-017-3731-9
- Cheng CL, Peng JJ, Ho MC, et al (2016) Evaluation of water efficiency in green building in Taiwan. *Water (Switzerland)*. doi: 10.3390/w8060236

- Chidean MI, Muñoz-Bulnes J, Ramiro-Bargueño J, et al (2015) Spatio-temporal trend analysis of air temperature in Europe and Western Asia using data-coupled clustering. *Glob Planet Change*. doi: 10.1016/j.gloplacha.2015.03.006
- Chiew FHS, Peel MC, Western AW (2002) Application and testing of the simple rainfall runoff model Simhyd. *Math. Model. Small Watershed Hydrol. Appl.*
- Chirivella Osma V, Capilla Romá JE, Pérez Martín MA (2014) Modélisation des impacts régionaux du changement climatique sur les ressources en eau du bassin du Júcar (Espagne). *Hydrol Sci J* 60:30–49. doi: 10.1080/02626667.2013.866711
- CHJ (2014) Plan Hidrológico De La Demarcación Hidrográfica Del Júcar
- Cobb KM, Charles CD, Cheng H, Edwards RL (2003) El Niño/Southern Oscillation and tropical Pacific climate during the last millennium. *Nature*
- Crawford NH, Burges SJ (2004) History of the Stanford Watershed Model. *Water Resour Impact* 6:1959–1961
- Crawford NH, Linsley RK (1966) Digital simulation in hydrology: Stanford Watershed Model IV. *Contemp. Hydrol.*
- D'Odorico P, Carr J, Dalin C, et al (2019) Global virtual water trade and the hydrological cycle: Patterns, drivers, and socio-environmental impacts. *Environ Res Lett* 14:. doi: 10.1088/1748-9326/ab05f4
- Darshana, Pandey A, Pandey RP (2013) Analysing trends in reference evapotranspiration and weather variables in the Tons River Basin in Central India. *Stoch Environ Res Risk Assess* 27:1407–1421. doi: 10.1007/s00477-012-0677-7
- Dezsi Ş, Mîndrescu M, Petrea D, et al (2018) High-resolution projections of evapotranspiration and water availability for Europe under climate change. *Int J Climatol* 38:3832–3841. doi: 10.1002/joc.5537
- DHI (1997) MIKE BASIN. A Tool River Planning and Management.
- Djaman K, Balde AB, Sow A, et al (2015) Evaluation of sixteen reference evapotranspiration methods under sahelian conditions in the Senegal River Valley. *J Hydrol Reg Stud* 3:139–159. doi: 10.1016/j.ejrh.2015.02.002
- Downer CW, Ogden FL, Neidzialek J, Liu S (2005) Gridded surface/subsurface hydrologic analysis (GSSHA) model: A model for simulating diverse streamflow-producing processes. In: *Watershed Models*. pp 131–157

- Dubrovsky M, Dabhi H, Huth R, Rotach MW (2018) Simulation of Temperature-Precipitation Compound Events by a Spatial Weather Generator vs . Regional Climate Models. 20:17757
- Dubrovsky M, Huth R, Dabhi H, Rotach MW (2020) Parametric gridded weather generator for use in present and future climates: focus on spatial temperature characteristics. *Theor Appl Climatol*. doi: 10.1007/s00704-019-03027-z
- Dunne JP, John JG, Adcroft AJ, et al (2012) GFDL's ESM2 global coupled climate-carbon earth system models. Part I: Physical formulation and baseline simulation characteristics. *J Clim*. doi: 10.1175/JCLI-D-11-00560.1
- EEA (2018) Water use in Europe — Quantity and quality face big challenges. 1–10
- El-Shafie A, Alsulami HM, Jahanbani H, Najah A (2013) Multi-lead ahead prediction model of reference evapotranspiration utilizing ANN with ensemble procedure. *Stoch Environ Res Risk Assess* 27:1423–1440. doi: 10.1007/s00477-012-0678-6
- Fatichi S, Ivanov VY, Caporali E (2013) Assessment of a stochastic downscaling methodology in generating an ensemble of hourly future climate time series. *Clim Dyn* 40:1841–1861. doi: 10.1007/s00382-012-1627-2
- Fernandez Landa C, Calancha Marzana F, Otero Sardina SF, Esteve Bargues J (2018) La gestión del agua en España . Análisis y retos del ciclo urbano del agua
- Flecher C, Naveau P, Allard D, Brisson N (2010) A stochastic daily weather generator for skewed data. *Water Resour Res* 46:1–15. doi: 10.1029/2009WR008098
- Gabriel KR, Neumann J (1962) A Markov chain model for daily rainfall occurrence at Tel Aviv. *Q J R Meteorol Soc* 88:90–95. doi: 10.1002/qj.49708837511
- Garijo C, Mediero L, Garrote L (2018) Utilidad de las proyecciones climáticas generadas por AEMET para estudios de impacto del cambio climático sobre avenidas a escala nacional. *Ing del agua* 22:153. doi: 10.4995/ia.2018.9312
- Garrote L, Iglesias A, Granados A (2018) Country-level assessment of future risk of water scarcity in Europe. *Proc Int Assoc Hydrol Sci* 379:455–462. doi: 10.5194/piahs-379-455-2018
- Gautam R, Sinha AK (2016) Time series analysis of reference crop evapotranspiration for Bokaro District, Jharkhand, India. *J Water L Dev*

- 30:51–56. doi: 10.1515/jwld-2016-0021
- Gershunov A, Schneider N, Barnett T (2001) Low-frequency modulation of the ENSO - Indian monsoon rainfall relationship: Signal or noise? *J Clim.* doi: 10.1175/1520-0442(2001)014<2486:LFMOT>2.0.CO;2
- Ghosh Dastidar A, Ghosh D, Dasgupta S, De UK (2010) Higher order Markov chain models for monsoon rainfall over West Bengal, India. *Indian J Radio Sp Phys* 39:39–44
- Gil Olcina A (2006) Regímenes natural y artificial del río Júcar. *Investig Geográficas* 40:5. doi: 10.14198/ingeo2006.40.01
- Giménez PO, García-Galiano SG (2018) Assessing Regional Climate Models (RCMs) Ensemble-driven reference evapotranspiration over Spain. *Water (Switzerland)*. doi: 10.3390/w10091181
- Glasserman P (2004) Monte Carlo method in financial engineering. *Quant. Financ.*
- Grayson RB, Moore ID, McMahon TA (1992) Physically based hydrologic modeling: 1. A terrain-based model for investigative purposes. *Water Resour Res.* doi: 10.1029/92WR01258
- Hansen JW, Mavromatis T (2001) Correcting low-frequency variability bias in stochastic weather generators. *Agric For Meteorol* 109:297–310. doi: 10.1016/S0168-1923(01)00271-4
- Haro-Monteagudo D, Solera A, Andreu J (2017) Drought early warning based on optimal risk forecasts in regulated river systems: Application to the Jucar River Basin (Spain). *J Hydrol.* doi: 10.1016/j.jhydrol.2016.11.022
- Harrold TI (2003) A nonparametric model for stochastic generation of daily rainfall amounts. *Water Resour Res* 39:1–12. doi: 10.1029/2003WR002570
- Hayhoe HN (2000) Improvements of stochastic weather data generators for diverse climates. *Clim Res Clim Res* 14:75–87
- Hernández-Bedolla J, Solera A, Paredes-Arquiola J, et al (2017) The Assessment of Sustainability Indexes and Climate Change Impacts on Integrated Water Resource Management. *Water* 9:213. doi: 10.3390/w9030213
- Hernández Bedolla J, Solera A, Paredes Arquiola J, Roblero Escobar CX (2019) Análisis del cambio en las aportaciones hidrológicas en la cuenca del río Júcar a partir de 1980 y sus causas. *Ing del agua* 23:141. doi: 10.4995/ia.2019.10582

- Hernández MA, Solera A, Sánchez S (2016) Metodología de integración de modelos de acuífero en sistemas de uso conjunto, mediante la evaluación eficiente de condiciones de contorno no lineales presentes en relaciones río-acuífero.
- Herrera S, Fernández J, Gutiérrez JM (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. doi: 10.1002/joc.4391
- Herrera S, Gutiérrez JM, Ancell R, et al (2012) Development and analysis of a 50-year high-resolution daily gridded precipitation dataset over Spain (Spain02). *Int J Climatol* 32:74–85. doi: 10.1002/joc.2256
- Hertig E, Maraun D, Bartholy J, et al (2019) Comparison of statistical downscaling methods with respect to extreme events over Europe: Validation results from the perfect predictor experiment of the COST Action VALUE. *Int J Climatol*. doi: 10.1002/joc.5469
- Higham NJ (2009) Cholesky factorization. *WIREs Comp Stat* 1:251–254. doi: 10.1002/wics.018
- Hosseini R, Le N, Zidek J (2011) Selecting a binary Markov model for a precipitation process. *Environ Ecol Stat* 18:795–820. doi: 10.1007/s10651-010-0169-1
- Houghton J, Filho LM, Bruce J, Lee H (1995) Climate change 1994: radiative forcing of climate change and an evaluation of the IPCC 1992 IS92 emission scenarios
- Hundecha Y, Pahlow M, Schumann A (2009) Modeling of daily precipitation at multiple locations using a mixture of distributions to characterize the extremes. *Water Resour Res* 45:n/a-n/a. doi: 10.1029/2008WR007453
- IPCC (2014) Cambio climático 2014: Informe de Síntesis
- IPCC (2007) Climate Change 2007 : An Assessment of the Intergovernmental Panel on Climate Change
- IPCC (2001) Climate Change 2001: Synthesis Report. A Contribution of Working Groups I, II, and III to the Third Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change
- IPCC (1996) Climate Change 1995: A report of the Intergovernmental Panel on Climate Change. *Environ Sci Technol*. doi: 10.1021/es405168b
- IPCC (1992) Climate change 1992. The supplementary report to the IPCC Scientific Assessment. *Clim Chang* 1992 Suppl Rep to IPCC Sci Assess. doi: 10.1016/s0021-9169(96)90059-8

- IPCC (2000) Escenarios de emisiones. Inf Espec Grup Trab III del IPCC
- IPCC (1995) Climate Change 1995: A report of the Intergovernmental Panel on Climate Change - IPCC Second Assessment
- Ison NT, Feyerherm a. M, Bark LD (1971) Wet Period Precipitation and the Gamma Distribution. *J. Appl. Meteorol.* 10:658–665
- Jones PD, Harpham C, Burton A, Goodess CM (2016) Downscaling regional climate model outputs for the Caribbean using a weather generator. *Int J Climatol.* doi: 10.1002/joc.4624
- Katz RW, Parlange MB (1998) Overdispersion phenomenon in stochastic modeling of precipitation. *J Clim* 11:591–601. doi: 10.1175/1520-0442(1998)011<0591:OPISMO>2.0.CO;2
- Keller DE, Fischer AM, Frei C, et al (2015) Implementation and validation of a Wilks-type multi-site daily precipitation generator over a typical Alpine river catchment. *Hydrol Earth Syst Sci* 19:2163–2177. doi: 10.5194/hess-19-2163-2015
- Khanmohammadi N, Rezaie H, Montaseri M, Behmanesh J (2018) The application of multiple linear regression method in reference evapotranspiration trend calculation. *Stoch Environ Res Risk Assess* 32:661–673. doi: 10.1007/s00477-017-1378-z
- Khazaei MR, Ahmadi S (2013) A new daily weather generator to preserve extremes and low-frequency variability. doi: 10.1007/s10584-013-0740-5
- Kiladis GN, Diaz HF, Kiladis GN, Diaz HF (1989) Global Climatic Anomalies Associated with Extremes in the Southern Oscillation. *J Clim* 2:1069–1090. doi: 10.1175/1520-0442(1989)002<1069:GCAawe>2.0.CO;2
- Kim J, Ivanov VY (2015) A holistic, multi-scale dynamic downscaling framework for climate impact assessments and challenges of addressing finer-scale watershed dynamics. *J Hydrol* 522:645–660. doi: 10.1016/j.jhydrol.2015.01.025
- Kim Y, Rajagopalan B, Lee GW (2016) Temporal statistical downscaling of precipitation and temperature forecasts using a stochastic weather generator. *Adv Atmos Sci* 33:175–183. doi: 10.1007/s00376-015-5115-6
- Kolars KA, Vecchia A V., Ryberg KR (2016) Stochastic model for simulating Souris River Basin precipitation, evapotranspiration, and natural streamflow
- Kotlarski S, Szabó P, Herrera S, et al (2019) Observational uncertainty and
Página 167

- regional climate model evaluation: A pan-European perspective. *Int J Climatol*. doi: 10.1002/joc.5249
- Krauskopf T, Huth R (2020) Temperature trends in Europe: comparison of different data sources. *Theor Appl Climatol* 139:1305–1316. doi: 10.1007/s00704-019-03038-w
- Krishnamoorthy K, Mathew T, Mukherjee S (2008) Normal-Based Methods for a Gamma Distribution. *Technometrics* 50:69–78. doi: 10.1198/004017007000000353
- Krogt VD (2008) RIBASIM Version 7.00: Technical Reference Manual
- Kwakye SO, Bárdossy A (2020) Hydrological modelling in data-scarce catchments: Black Volta basin in West Africa. *SN Appl Sci* 2:1–19. doi: 10.1007/s42452-020-2454-4
- Lacis AA, Schmidt GA, Rind D, Ruedy RA (2010) Atmospheric CO₂: Principal control knob governing earth's temperature. *Science* (80-). doi: 10.1126/science.1190653
- Landeras G, Ortiz-Barredo A, López JJ (2009) Forecasting Weekly Evapotranspiration with ARIMA and Artificial Neural Network Models. *J Irrig Drain Eng* 135:323–334. doi: 10.1061/(ASCE)IR.1943-4774.0000008
- Lee T, Singh V, Kim S (2020) Trace selection method for a best representative in stochastic downscaling of precipitation. *Theor Appl Climatol*. doi: 10.1007/s00704-019-03021-5
- Lennartsson J, Baxevani A, Chen D (2008) Modelling precipitation in Sweden using multiple step markov chains and a composite model. *J Hydrol* 363:42–59. doi: 10.1016/j.jhydrol.2008.10.003
- Li C, Singh VP, Mishra AK (2012) Simulation of the entire range of daily precipitation using a hybrid probability distribution. *Water Resour Res* 48:1–17. doi: 10.1029/2011WR011446
- Li H, Beldring S, Xu CY, Jain SK (2014) Modelling runoff and its components in Himalayan basins. In: *IAHS-AISH Proceedings and Reports*
- Li X, Babovic V (2018) Multi - site multivariate downscaling of global climate model outputs : an integrated framework combining quantile mapping , stochastic weather generator and Empirical Copula approaches. *Clim Dyn* 0:0. doi: 10.1007/s00382-018-4480-0
- Li Z, Chen Y, Wang Y, Fang G (2016) Dynamic changes in terrestrial net primary production and their effects on evapotranspiration. *Hydrol Earth Syst Sci*. doi: 10.5194/hess-20-2169-2016

- Li Z, Jin J (2017) Evaluating climate change impacts on streamflow variability based on a multisite multivariate GCM downscaling method in the Jing River of China. *Hydrol Earth Syst Sci* 21:5531–5546. doi: 10.5194/hess-21-5531-2017
- Lindström G (1997) A Simple Automatic Calibration Routine for the HBV Model. *Nord Hydrol* 28:153–168. doi: 10.2166/nh.1997.009
- Liu Y, Zhang W, Shao Y, Zhang K (2011) A comparison of four precipitation distribution models used in daily stochastic models. *Adv Atmos Sci* 28:809–820. doi: 10.1007/s00376-010-9180-6
- Loon AF Van, Lanen HAJ Van, Kam-Pragou E, et al (2015) EVALUATION OF THE POTENTIAL AND LIMITATIONS OF PAN-EUROPEAN ANALYSES OF DROUGHT AS A NATURAL HAZARD ON LOCAL AND NATIONAL SCALES
- Loucks DP, van Beek E (2017) Water resource systems planning and management: An introduction to methods, models, and applications
- Lupo A, Kininmonth W (2013) Global Climate Models and Their Limitations. *Clim Chang Reconsidered II Phys Sci*. doi: 10.1038/ncomms2656
- Makhnin O V., McAllister DL (2009) Stochastic Precipitation Generation Based on a Multivariate Autoregression Model. *J Hydrometeorol* 10:1397–1413. doi: 10.1175/2009JHM1103.1
- Manning C, Widmann M, Bevacqua E, et al (2018) Soil moisture drought in Europe: A compound event of precipitation and potential evapotranspiration on multiple time scales. *J Hydrometeorol*. doi: 10.1175/JHM-D-18-0017.1
- Marcello D, Gianni B, Ephrem H, et al (2009) CLIMA: a weather generator framework
- Marcos-Garcia P, Lopez-Nicolas A, Pulido-Velazquez M (2017) Combined use of relative drought indices to analyze climate change impact on meteorological and hydrological droughts in a Mediterranean basin. *J Hydrol* 554:292–305. doi: 10.1016/j.jhydrol.2017.09.028
- Marcos-Garcia P, Pulido-Velazquez M (2017) Cambio climático y planificación hidrológica: ¿es adecuado asumir un porcentaje único de reducción de aportaciones para toda la demarcación? *Ing del agua* 21:35. doi: 10.4995/ia.2017.6361
- Masseroni D, Cislighi A, Camici S, et al (2017) A reliable rainfall-runoff model for flood forecasting: Review and application to a semi-urbanized watershed at high flood risk in Italy. In: *Hydrology Research*. Nordic

Association for Hydrology, pp 726–740

Matalas N.C. (1967) Time Series Analysis. *Water Resour Res* 3:. doi: 10.1002/9781118619193

Mehdizadeh S (2018) Estimation of daily reference evapotranspiration (ET_o) using artificial intelligence methods: Offering a new approach for lagged ET_o data-based modeling. *J Hydrol*. doi: 10.1016/j.jhydrol.2018.02.060

Mehrotra R, Li J, Westra S, Sharma A (2015) A programming tool to generate multi-site daily rainfall using a two-stage semi parametric model. *Environ Model Softw* 63:230–239. doi: 10.1016/j.envsoft.2014.10.016

Mehrotra R, Sharma A (2007a) A semi-parametric model for stochastic generation of multi-site daily rainfall exhibiting low-frequency variability. *J Hydrol* 335:180–193. doi: 10.1016/j.jhydrol.2006.11.011

Mehrotra R, Sharma A (2007b) Preserving low-frequency variability in generated daily rainfall sequences. *J Hydrol* 345:102–120. doi: 10.1016/j.jhydrol.2007.08.003

Miró JJ, Estrela MJ, Caselles V, Gómez I (2018) Spatial and temporal rainfall changes in the Júcar and Segura basins (1955–2016): Fine-scale trends. *Int J Climatol*. doi: 10.1002/joc.5689

Mishra AK, Singh VP (2010) A review of drought concepts. *J. Hydrol*.

Mishra SK, Sahany S, Salunke P (2018) CMIP5 vs. CORDEX over the Indian region: how much do we benefit from dynamical downscaling? *Theor Appl Climatol*. doi: 10.1007/s00704-017-2237-z

Moratiel R, Bravo R, Saa A, et al (2019) Estimation of evapotranspiration by FAO Penman–Monteith Temperature and Hargreaves–Samani models under temporal and spatial criteria. A case study in Duero Basin (Spain). *Nat Hazards Earth Syst Sci Discuss* 1–23. doi: 10.5194/nhess-2019-250

Moscoso R (2018) La Industria y sus efectos en el cambio climático Global. *reciamuc* 2:595–611. doi: 10.26820/reciamuc/2.2.2018.595-611E

Mouelhi S, Michel C, Perrin C, Andréassian V (2006) Stepwise development of a two-parameter monthly water balance model. *J Hydrol*. doi: 10.1016/j.jhydrol.2005.06.014

Mukundan R, Acharya N, Gelda RK, et al (2019) Modeling streamflow sensitivity to climate change in New York City water supply streams using a stochastic weather generator. *J Hydrol Reg Stud* 21:147–158. doi: 10.1016/j.ejrh.2019.01.001

Nayak PC, Venkatesh B, Krishna B, Jain SK (2013) Rainfall-runoff modeling

- using conceptual, data driven, and wavelet based computing approach. *J Hydrol.* doi: 10.1016/j.jhydrol.2013.04.016
- Nesru M, Shetty A, Nagaraj MK (2020) Multi-variable calibration of hydrological model in the upper Omo-Gibe basin, Ethiopia. *Acta Geophys* 68:537–551. doi: 10.1007/s11600-020-00417-0
- Nicks AD, Gander GA (1994) CLIGEN: A weather generator for climate inputs to water resource and other models. In: *Proc. Fifth Int. Conf. on Computers in Agriculture.* pp 903–909
- Nicks AD, Lane LJ, Gander GA (1995) Weather generator. Chapter 2 in *USDA–Water Erosion Prediction Project: Hillslope Profile and Watershed Model Documentation.* DC Flanagan and MA Nearing, eds. NSERL report
- Nistor MM, Man TC, Benzaghta MA, et al (2018) Land cover and temperature implications for the seasonal evapotranspiration in europe. *Geogr Tech* 13:85–108. doi: 10.21163/GT_2018.131.09
- Nourani V (2017) An Emotional ANN (EANN) approach to modeling rainfall-runoff process. *J Hydrol* 544:267–277. doi: 10.1016/j.jhydrol.2016.11.033
- Onda K, Lobuglio J, Bartram J (2012) Global access to safe water: Accounting for water quality and the resulting impact on MDG progress. *Int J Environ Res Public Health.* doi: 10.3390/ijerph9030880
- ONU (2019) Informe Mundial de las Naciones Unidas sobre el Desarrollo de los Recursos Hidricos 2019 No dejar a nadie atrás
- ONU PM (2016) Informe de las Naciones Unidas sobre el Desarrollo de los Recursos Hidricos en el Mundo 2016: Agua y Empleo.
- Ortega-Gómez T, Pérez-Martín MA, Estrela T (2018) Improvement of the drought indicators system in the Júcar River Basin, Spain. *Sci Total Environ.* doi: 10.1016/j.scitotenv.2017.07.250
- Ouyang S, Puhlmann H, Wang S, et al (2014) Parameter uncertainty and identifiability of a conceptual semi-distributed model to simulate hydrological processes in a small headwater catchment in Northwest China. *Ecol Process.* doi: 10.1186/s13717-014-0014-9
- Pal JS, Giorgi F, Bi X, et al (2007) Regional climate modeling for the developing world: The ICTP RegCM3 and RegCNET. *Bull Am Meteorol Soc* 88:1395–1409. doi: 10.1175/BAMS-88-9-1395
- Pandey PK, Dabral PP, Pandey V (2016) Evaluation of reference evapotranspiration methods for the northeastern region of India. *Int Soil*

- Water Conserv Res 4:56–67. doi: 10.1016/j.iswcr.2016.02.003
- Pandey PK, Pandey V, SINGH R, Bhakar SR (2009) Stochastic Modelling of Actual Black Gram Evapotranspiration. *J Water Resour Prot* 01:448–455. doi: 10.4236/jwarp.2009.16054
- Papalexiou SM (2018) Unified theory for stochastic modelling of hydroclimatic processes: Preserving marginal distributions, correlation structures, and intermittency. *Adv Water Resour* 115:234–252. doi: 10.1016/j.advwatres.2018.02.013
- Paredes J, Solera A, Andreu J, Lerma N (2013) Herramienta EvalHid para la evaluación de recursos hídricos . Índice
- Parlange MB, Katz RW, Parlange MB, Katz RW (2000) An Extended Version of the Richardson Model for Simulating Daily Weather Variables. *J Appl Meteorol* 39:610–622. doi: 10.1175/1520-0450-39.5.610
- Pedro-Monzonís M, Ferrer J, Solera A, et al (2015) Key issues for determining the exploitable water resources in a Mediterranean river basin. *Sci Total Environ* 503–504:319–328. doi: 10.1016/j.scitotenv.2014.07.042
- Peleg N, Fatichi S, Paschalis A, et al (2017) An advanced stochastic weather generator for simulating 2-D high-resolution climate variables. *J Adv Model Earth Syst* 1–16. doi: 10.1002/2017MS000986
- Pérez-Martín MA, Thurston W, Estrela T, del Amo P (2013) Cambio en las series hidrológicas de los últimos 30 años y sus causas. El efecto 80. III Jornadas Ing del Agua (JIA 2013) La protección contra los riesgos hídricos (1) 527-534
- Pfleiderer P, Schleussner CF, Kornhuber K, Coumou D (2019) Summer weather becomes more persistent in a 2 °C world. *Nat Clim Chang* 9:666–671. doi: 10.1038/s41558-019-0555-0
- Portoghese I, Bruno E, Guyennon N, Iacobellis V (2011) Stochastic bias-correction of daily rainfall scenarios for hydrological applications. *Nat Hazards Earth Syst Sci* 11:2497–2509. doi: 10.5194/nhess-11-2497-2011
- Previdi M, Smith KL, Polvani LM (2015) How well do the CMIP5 models simulate the antarctic atmospheric energy budget? *J Clim*. doi: 10.1175/JCLI-D-15-0027.1
- Provost G (2019) Rigorous and relevant: Applying lessons from the history of IPCC special reports to the Post-Paris agreement world. *Harvard Environ Law Rev* 43:507–546
- Pulkkinen S, Chandrasekar V, Harri AM (2019) Stochastic spectral method for radar-based probabilistic precipitation nowcasting. *J Atmos Ocean*

- Technol 36:971–985. doi: 10.1175/JTECH-D-18-0242.1
- Qian B, Gameda S, Hayhoe H, et al (2004) Comparison of LARS-WG and AAFC-WG stochastic weather generators for diverse Canadian climates. *Clim Res* 26:175–191
- Quintana Seguí P, Ribes A, Martin E, et al (2010) Comparison of three downscaling methods in simulating the impact of climate change on the hydrology of Mediterranean basins. *J Hydrol*. doi: 10.1016/j.jhydrol.2009.09.050
- Rahmstorf S, Foster G, Cahill N (2017) Global temperature evolution: Recent trends and some pitfalls. *Environ Res Lett*. doi: 10.1088/1748-9326/aa6825
- Rajagopalan B, Lall U, Tarboton DG (1996) Nonhomogeneous Markov model for daily precipitation. *J Hydrol Eng* 1:33–40. doi: [http://dx.doi.org/10.1061/\(ASCE\)1084-0699\(1996\)1:1\(33\)](http://dx.doi.org/10.1061/(ASCE)1084-0699(1996)1:1(33))
- Reichler T, Kim J (2008) How well do coupled models simulate today's climate? *Bull Am Meteorol Soc*. doi: 10.1175/BAMS-89-3-303
- Richardson CW (1981a) Stochastic Simulation of Daily Precipitation, Temperature, and Solar Radiation. 17:182–190
- Richardson CW, Wright DA, Nofziger DL, Hornsby AG (1984) WGEN: A Model for Generating Daily Weather Variables
- Richardson CWC (1981b) Stochastic simulation of daily precipitation, temperature, and solar radiation. *Water Resour Res* 17:182. doi: 10.1029/WR017i001p00182
- Río S del, Herrero L, Fraile R, Penas A (2011) Spatial distribution of recent rainfall trends in Spain (1961-2006). *Int J Climatol* 31:656–667. doi: 10.1002/joc.2111
- Rios-Garcia I (2016) INCORPORACIÓN DE LOS EFECTOS DE ERUPCIONES VOLCÁNICAS EN MODELOS ESTOCÁSTICOS DE PRECIPITACIÓN EN CUENCAS HIDROGRÁFICAS CASO DEL VOLCAN TUNGURAHUA EN LA MICROCUENCA DEL RÍO AMBATO TESIS. 235
- Rodrigo FS (2015) On the covariability of seasonal temperature and precipitation in Spain, 1956-2005. *Int J Climatol* 35:3362–3370. doi: 10.1002/joc.4214
- Rodríguez E (AEMET), Gutiérrez JM (CSIC-U, CSIC, et al (2018) Escenarios-PNACC 2017: Nueva colección de escenarios de cambio climático regionalizados del Plan Nacional de Adaptación al Cambio Climático

(PNACC)

- Roessler O, Bedia J, Ribalaygua J, et al (2018) An intercomparison of a large ensemble of statistical downscaling methods over Europe : Results from the VALUE perfect predictor cross-validation experiment. *Int J Climatol* 1–36. doi: 10.1002/joc.5462
- Roldán J (1994) Tendencias actuales en el modelado de la precipitación diaria. *Ing del Agua* 1:89–100
- Romero G-, A1 L, Paredes-Arquiola, et al (2019) Herramienta para la calibración de modelos precipitación-escorrentía en cuencas altamente reguladas. 1–4
- Ropelewski CF, Halpert MS (1987) Global and Regional Scale Precipitation Patterns Associated with the El Niño/Southern Oscillation. *Mon Weather Rev.* doi: 10.1175/1520-0493(1987)115<1606:garspp>2.0.co;2
- Sahuquillo A, Cassiraga E, Solera A, Murillo JM (2010) Modelos de uso conjunto de aguas superficiales y subterráneas
- Salas JD, Tabios GQ, Bartolini P (1985) APPROACHES TO MULTIVARIATE MODELING OF WATER RESOURCES TIME SERIES. *JAWRA J Am Water Resour Assoc.* doi: 10.1111/j.1752-1688.1985.tb05383.x
- Salas JJD, Delleur JW, Yevjevich VM, Lane WL (1980) Applied modeling of hydrologic time series
- Salinas-Sole C, Peña-Angulo D, Gonzalez-Hidalgo J, et al (2018) ANÁLISIS ESPACIO-TEMPORAL DE ALTA RESOLUCIÓN DE LOS EPISODIOS DE SEQUÍA EN ESPAÑA PENINSULAR (1961-2014). XI Congr. AEC 189–197
- Sansom J (1998) A Hidden Markov Model for Rainfall Using Breakpoint Data. *J Clim* 11:42–53. doi: 10.1175/1520-0442(1998)011<0042:AHMMFR>2.0.CO;2
- Savo V, Lepofsky D, Benner JP, et al (2016) Observations of climate change among subsistence-oriented communities around the world. *Nat Clim Chang* 6:462–473. doi: 10.1038/nclimate2958
- Seguí M, Rodriguez P, Urrea H, Guerrero R (2019) Gestión del agua, huella hídrica. *Water Stress*
- Semenov MA, Barrow EM (2002) LARS-WG A Stochastic Weather Generator for Use in Climate Impact Studies LARS-WG: Stochastic Weather Generator C o n t e n t s
- Senatore A, Parrello C, Almorox J, Mendicino G (2020) Exploring the Potential of Temperature-Based Methods for Regionalization of Daily Reference

- Evapotranspiration in Two Spanish Regions. *J Irrig Drain Eng* 146:1–13. doi: 10.1061/(ASCE)IR.1943-4774.0001447
- Sharghi E, Nourani V, Molajou A, Najafi H (2019) Conjunction of emotional ANN (EANN) and wavelet transform for rainfall-runoff modeling. *J Hydroinformatics* 21:136–152. doi: 10.2166/hydro.2018.054
- Sharghi E, Nourani V, Najafi H, Molajou A (2018) Emotional ANN (EANN) and Wavelet-ANN (WANN) Approaches for Markovian and Seasonal Based Modeling of Rainfall-Runoff Process. *Water Resour Manag* 32:3441–3456. doi: 10.1007/s11269-018-2000-y
- Sheffield J, Wood EF (2012) Drought: Past problems and future scenarios
- Shoji T, Kitaura H (2006) Statistical and geostatistical analysis of rainfall in central Japan. *Comput Geosci* 32:1007–1024. doi: 10.1016/j.cageo.2004.12.012
- Sieber J (2006) WEAP water evaluation and planning system. Proc iEMSs 3rd Bienn Meet Summit Environ Model Software"
- Siew JH, Tangang FT, Juneng L (2014) Evaluation of CMIP5 coupled atmosphere-ocean general circulation models and projection of the Southeast Asian winter monsoon in the 21st century. *Int J Climatol*. doi: 10.1002/joc.3880
- Sivakumar B (2016) Chaos in hydrology: Bridging determinism and stochasticity. Springer Science+Business Media Dordrecht 2017
- Skaugen T, Onof C (2014) A rainfall-runoff model parameterized from GIS and runoff data. *Hydrol Process*. doi: 10.1002/hyp.9968
- Slaviša T (1998) COMPARISON OF PREDICTION MODELS OF REFERENCE CROP EVAPOTRANSPIRATION. *FACTA Univ* 1:617–625
- So BJ, Kwon HH, Kim D, Lee SO (2015) Modeling of daily rainfall sequence and extremes based on a semiparametric Pareto tail approach at multiple locations. *J Hydrol* 529:1442–1450. doi: 10.1016/j.jhydrol.2015.08.037
- Sparks NJ, Hardwick SR, Schmid M, Toumi R (2018) IMAGE: a multivariate multi-site stochastic weather generator for European weather and climate. *Stoch Environ Res Risk Assess* 32:771–784. doi: 10.1007/s00477-017-1433-9
- Srivastav RK, Simonovic SP (2015) Multi-site, multivariate weather generator using maximum entropy bootstrap. *Clim Dyn* 44:3431–3448. doi: 10.1007/s00382-014-2157-x

- Stagge JH, Kingston DG, Tallaksen LM, Hannah DM (2017) Observed drought indices show increasing divergence across Europe. *Sci Rep*. doi: 10.1038/s41598-017-14283-2
- Steele-Dunne S, Lynch P, McGrath R, et al (2008) The impacts of climate change on hydrology in Ireland. *J Hydrol* 356:28–45. doi: 10.1016/j.jhydrol.2008.03.025
- Steinschneider S, Brown C (2013) A semiparametric multivariate, multisite weather generator with low-frequency variability for use in climate risk assessments. *Water Resour Res* 49:7205–7220. doi: 10.1002/wrcr.20528
- Stern RD, Coe R (1984) A Model Fitting Analysis of Daily Rainfall Data. *J R Stat Soc Ser A*. doi: 10.2307/2981736
- Stocker TF, Qin D, Plattner GK, et al (2013) Climate change 2013 the physical science basis: Working Group I contribution to the fifth assessment report of the intergovernmental panel on climate change
- Stöckle CO, Nelson R, Donatelli M, Castellvi F (2001) ClimGen: a flexible weather generation program. In: 2nd International Symposium Modelling Cropping Systems. Florence, Italy. pp 16–18
- Suárez-Almiñana S, Pedro-Monzonís M, Paredes-Arquiola J, et al (2017) Linking Pan-European data to the local scale for decision making for global change and water scarcity within water resources planning and management. *Sci Total Environ* 603–604:126–139. doi: 10.1016/j.scitotenv.2017.05.259
- Suárez-Almiñana S, Solera A, Madrigal J, et al (2019) Methodology based on modelling processes and the characterisation of natural flows for risk assessment and water management under the influence of climate change. *Hydrol Earth Syst Sci Discuss* 1–29. doi: 10.5194/hess-2019-496
- Sucozhañay A, Céleri R (2018) Impact of Rain Gauges distribution on the runoff simulation of a small mountain catchment in Southern Ecuador. *Water (Switzerland)*. doi: 10.3390/w10091169
- Sung L (2017) Effect of Hydrological Cycle on Climate. *Int J Empir Educ Res* 18–27. doi: 10.35935/edr/12.2718
- Takayabu I, Kanamaru H, Dairaku K, et al (2018) Reconsidering the quality and utility of downscaling. *J Meteorol Soc Japan*. doi: 10.2151/jmsj.2015-042
- Tallaksen LM, Van Lanen HAJ (2004) Hydrological Drought: Processes and Estimation Methods for Streamflow and Groundwater

- Teméz JR (1977) Modelo Matemático de transformación “precipitación-escorrentía.” Asoc Investig Ind Eléctrica
- Teuling AJ, De Badts EAG, Jansen FA, et al (2019) Climate change, reforestation/afforestation, and urbanization impacts on evapotranspiration and streamflow in Europe. *Hydrol Earth Syst Sci* 23:3631–3652. doi: 10.5194/hess-23-3631-2019
- Todorovic P, Woolhiser DA (1975) A Stochastic Model of n -Day Precipitation. *J. Appl. Meteorol.* 14:17–24
- Tomas-Burguera M, Vicente-Serrano SM, Grimalt M, Beguería S (2017) Accuracy of reference evapotranspiration (ET_o) estimates under data scarcity scenarios in the Iberian Peninsula. *Agric Water Manag.* doi: 10.1016/j.agwat.2016.12.013
- Trivedi A, Pyasi SK, Galkate R V (2018) A review on modelling of rainfall – runoff process. 7:1161–1164
- Tung YLC, Chen YLP (2017) Assessing climate change adaptations for community-scale water resources using a low-frequency weather generator. *Paddy Water Environ.* doi: 10.1007/s10333-017-0613-z
- Ukkola AM, Prentice IC (2013) A worldwide analysis of trends in water-balance evapotranspiration. *Hydrol Earth Syst Sci.* doi: 10.5194/hess-17-4177-2013
- UNICEF, WHO, JMP (2019) Progress on household drinking water, sanitation and hygiene 2000-2017
- USAGE (1991) SSARR Model, Streamflow Synthesis and Reservoir Regulation.
- van Vuuren DP, Edmonds J, Kainuma M, et al (2011) The representative concentration pathways: An overview. *Clim Change.* doi: 10.1007/s10584-011-0148-z
- Vaze J, Chiew FHS, Perraud JM, et al (2010) Rainfall-runoff modelling across southeast Australia: Datasets, models and results. *Aust J Water Resour* 14:101–116. doi: 10.1080/13241583.2011.11465379
- Vicente-Serrano SM, Azorin-Molina C, Sanchez-Lorenzo A, et al (2014) Reference evapotranspiration variability and trends in Spain, 1961-2011. *Glob Planet Change* 121:26–40. doi: 10.1016/j.gloplacha.2014.06.005
- Vicente-Serrano SM, Beguería S, López-Moreno JI, et al (2009) Daily atmospheric circulation events and extreme precipitation risk in northeast Spain: Role of the North Atlantic Oscillation, the Western Mediterranean Oscillation, and the Mediterranean Oscillation. *J*

- Geophys Res Atmos. doi: 10.1029/2008JD011492
- Vicente-Serrano SM, Rodríguez-Camino E, Domínguez-Castro F, et al (2017) An updated review on recent trends in observational surface atmospheric variables and their extremes over Spain. *Cuad Investig Geogr* 43:209–232. doi: 10.18172/cig.3134
- Vrac M, Naveau P (2007) Stochastic downscaling of precipitation: From dry events to heavy rainfalls. *Water Resour Res* 43:1–13. doi: 10.1029/2006WR005308
- Waggoner PE (1989) Anticipating the frequency distribution of precipitation if climate change alters its mean. *Agric For Meteorol* 47:321–337. doi: 10.1016/0168-1923(89)90103-2
- Wilby R., Dawson C., Barrow E. (2002) Sdsm — a Decision Support Tool for the Assessment of Regional Climate Change Impacts. *Environ Model Softw* 17:145–157. doi: 10.1016/S1364-8152(01)00060-3
- Wilks DS (1998) Multisite generalization of a daily stochastic precipitation generation model. *J Hydrol* 210:178–191. doi: 10.1016/S0022-1694(98)00186-3
- Wilks DS (1999a) Interannual variability and extreme-value characteristics of several stochastic daily precipitation models. *Agric For Meteorol* 93:153–169. doi: 10.1016/S0168-1923(98)00125-7
- Wilks DS (1999b) Simultaneous stochastic simulation of daily precipitation, temperature and solar radiation at multiple sites in complex terrain. *Agric For Meteorol* 96:85–101. doi: 10.1016/S0168-1923(99)00037-4
- Wilks DSS, Wilby RLL (1999) The weather generation game: a review of stochastic weather models. *Prog Phys Geogr* 23:329–357. doi: 10.1177/030913339902300302
- Wong G, Maraun D, Vrac M, et al (2014) Stochastic model output statistics for bias correcting and downscaling precipitation including extremes. *J Clim* 27:6940–6959. doi: 10.1175/JCLI-D-13-00604.1
- Ye L, Hanson LS, Ding P, et al (2018) The probability distribution of daily precipitation at the point and catchment scales in the United States. *Hydrol Earth Syst Sci* 22:6519–6531. doi: 10.5194/hess-22-6519-2018
- Yuan Zhang, Wallace JM, Battisti DS (1997) ENSO-like interdecadal variability: 1900-93. *J Clim* 10:1004–1020. doi: 10.1175/1520-0442(1997)010<1004:ELIV>2.0.CO;2
- Zeng R, Cai X (2016) Climatic and terrestrial storage control on evapotranspiration temporal variability: Analysis of river basins around the world. *Geophys Res Lett.* doi: 10.1002/2015GL066470

Zeng Z, Wang T, Zhou F, et al (2014) A worldwide analysis of spatiotemporal changes in water balance-based evapotranspiration from 1982 to 2009. J Geophys Res. doi: 10.1002/2013JD020941

ANEJOS

ANEJO

A ESTIMACIÓN DE LA EVAPOTRANSPIRACIÓN

En el presente anejo se detalla la estimación de la evapotranspiración de referencia E_{To} . Para la determinación de la evapotranspiración se han propuesto diferentes métodos. El método PMFAO56 como método de referencia, posteriormente se realizaron comparaciones con 12 métodos que pudieran ser validados a partir de este dependiendo de la cantidad de información disponible.

A.1 Método PMFAO56

El Método de la PMFAO56 depende básicamente de las variables climáticas temperatura máxima, temperatura media, temperatura mínima, velocidad del viento, radiación neta, déficit de presión de vapor. La ecuación de PMFAO56 en sus diferentes formas se presenta en la Ecuación (A.1). Esta se describe a detalle para la determinación de cada una de las variables y constantes (Allen et al. 1998) .

$$E_{To} = \frac{0.408(R_n - G) + \gamma \frac{900}{T + 273} u_2 (e_s - e_a)}{\Delta + \gamma(1 + 0.34u_2)} \quad (A.38)$$

$$E_{To} = \frac{\Delta(R_n - G) + \gamma \frac{900}{T_{med} + 273} u_2 (e_s - e_a)}{\Delta + \gamma(1 + 0.34u_2)}$$

$$E_{To} = \frac{\Delta}{\Delta + \gamma(1 + 0.34u_2)} \left(\frac{R_n}{\lambda} \right) + \frac{\gamma \left(\frac{900}{T_{med} + 273} \right) u_2 (e_s - e_a)}{\Delta + \gamma(1 + 0.34u_2)}$$

Donde E_{To} es la evapotranspiración de referencia (mm/día), R_n es radiación neta en la superficie del cultivo ($\text{MJ m}^{-2} \text{ día}^{-1}$), G es flujo del calor de suelo ($\text{MJ m}^{-2} \text{ día}^{-1}$), T es la temperatura media del aire a 2 m de altura ($^{\circ}\text{C}$), u_2 velocidad del viento a 2 m de altura (m s^{-1}), e_s es presión de vapor de saturación (kPa), e_a presión real de vapor (kPa), $e_s - e_a$ déficit de presión de vapor (kPa), Δ es la pendiente de la curva de presión de

vapor (kPa °C-1), γ es la constante psicrométrica (kPa °C-1), $\lambda = 2.45$ (MJ kg⁻¹) calor latente de vaporización.

T_{med} es la temperatura media (°C) que es el promedio de las temperaturas máxima y mínima (ecuación (A.2))

$$T_{med} = \frac{T_{max} - T_{min}}{2} \quad (A.39)$$

u_2 es la velocidad del viento una altura de 2 metros para el cultivo de referencia de 0.12 m de altura (ecuación (A.3)):

$$u_2 = u_z \frac{4.87}{\ln(68.7z - 5.42)} \quad (A.40)$$

Dónde: u_z es la velocidad del viento a la elevación z (m/s), $z=2$ m, que es la misma para este caso.

Δ es la pendiente de la curva de presión de vapor (kPa °C-1)

$$\Delta = \frac{4098 \left(0.6108 e^{\left(\frac{17.27T_{med}}{T_{med} + 237.3} \right)} \right)}{(T_{med} + 237.3)^2} \quad (A.41)$$

P es la presión atmosférica que dependerá de la elevación de la estación,

$$P = 101.3 \left(\frac{293 - 0.0065z}{2.93} \right)^{5.26} \quad (A.42)$$

γ es la constancia constante Psicometrica (kPa/°C) que depende de la presión atmosférica.

$$\gamma = 0.000665 * P \quad (A.43)$$

$e^o(T)$ Es la presión de saturación para una temperatura dada

$$e^o(T) = 0.6108 e^{\left(\frac{17.27T}{T+237.3} \right)} \quad (A.44)$$

e_s es la presión de vapor de saturación se aplica para temperatura máxima y mínima y posteriormente se obtiene un promedio de acuerdo a la siguiente ecuación:

$$e_s = \frac{e^o(T_{max}) + e^o(T_{min})}{2} \quad (A.45)$$

e_a es la presión de vapor derivada de la humedad relativa y temperaturas de acuerdo a:

$$e_a = \frac{e^o(T_{min}) \frac{RH_{max}}{100} + e^o(T_{max}) \frac{RH_{min}}{100}}{2} \quad (A.46)$$

e_a es la presión de vapor derivada de la temperatura de punto de rocío

$$e_a = e^o(T_{rocio}) = 0.6108e^{\left(\frac{17.27T_{rocio}}{T_{rocio}+237.3}\right)} \quad (A.47)$$

Por lo tanto el deficit de presión de vapor (dpv) es:

$$dpv = e_s - e_a \quad (A.48)$$

La radiación extraterrestre R_a depende de diferentes parámetros relativos a la ubicación y el sol que llega a determinada latitud

$$R_a = \frac{24(60)}{\pi} G_{sc} d_r [w_s \text{sen}(\varphi) \text{sen}(\delta) + \text{cos}(\varphi) \text{cos}(\delta) \text{sen}(w_s)] \quad (A.49)$$

$$R_a = 37.586 d_r [w_s \text{sen}(\varphi) \text{sen}(\delta) + \text{cos}(\varphi) \text{cos}(\delta) \text{sen}(w_s)]$$

Donde $G_{sc} = 0.082 \text{ MJm}^{-2} \text{ min}^{-1}$ la constante solar, distancia inversa relativa de la tierra con el sol (d_r), la latitud en radianes (φ), angulo de atardecer (w_s), declinación solar radianes (δ) los cuales se estiman de acuerdo a las siguientes ecuaciones.

$$d_r = 1 + 0.033 \text{cos}\left(\frac{2\pi}{365} J\right) \quad (A.50)$$

$$\delta = 0.409 \text{sen}\left(\frac{2\pi}{365} J - 1.39\right) \quad (A.51)$$

$$w_s = \text{cos}^{-1}(-\text{tan}(\varphi) \text{tan}(\delta)) \quad (A.52)$$

R_{so} es la radiación solar para cielo despejado que depende de la radiación y la elevación como se muestra en la ecuación (A.16).

$$R_{so} = (0.75 + 2 \times 10^{-5} * z) R_a \quad (A.53)$$

Radiación solar neta o radiación de onda corta R_{sn} depende de la radiación y α albedo =0.23 para el cultivo de referencia (ecuación (A.17))

$$R_{sn} = (1 - \alpha) R_a \quad (A.54)$$

La radiación de onda larga neta (R_{nl}) se obtiene mediante la siguiente ecuación.

$$R_{nl} = \sigma \left(\frac{T_{\text{max,k}}^4 + T_{\text{min,k}}^4}{2} \right) (0.34 - 0.14\sqrt{ea}) \left(1.35 \frac{R_s}{R_{so}} - 0.35 \right) \quad (A.55)$$

Donde $T_{\text{max,k}}$ y $T_{\text{min,k}}$ son las temperaturas en grados kelvin, σ es la constante Stefan-Boltzmann 4.903×10^{-9} .

En caso de no contar con la radiación solar se puede estimar mediante la siguiente ecuación:

$$R_s = 0.16R_a\sqrt{T_{max} - T_{min}} \quad (A.56)$$

Finalmente la radiación neta (R_n) se obtiene con la siguiente ecuación y se puede determinar la evapotranspiración para el método de PMFAO56

$$R_n = R_{ns} - R_{nl} \quad (A.57)$$

A.2 Métodos comparativos para determinar la evapotranspiración

Cuando no se cuenta con datos de velocidades de viento, humedad relativa máxima, humedad relativa mínima y radiación solar se pueden utilizar métodos más sencillos para estimar la evapotranspiración entre los cuales se evaluaron los siguientes:

1.-Métodos basados en temperatura

Método de Hargreaves (Hargreaves and Samani 1985)

$$ET_o = 0.0023(T_{max} - T_{min})^{0.5}(T_{med} + 17.8)R_a \quad (A.58)$$

Método de Hargreaves1 (Droogers and Allen 2002)

$$ET_o = 0.408 * 0.0030(T_{med} + 20)(T_{max} - T_{min})^{0.4}R_a \quad (A.59)$$

Método de Hargreaves2 (Droogers and Allen 2002)

$$ET_o = 0.408 * 0.0025(T_{med} + 20)(T_{max} - T_{min})^{0.5}R_a \quad (A.60)$$

Método de Baier-Robertson (Baier and Robertson 1965)

$$ET_o = 0.157T_{max} + 0.158(T_{max} - T_{min}) * 0.109R_a - 5.39 \quad (A.61)$$

2.- Métodos basados en radiación

Método de Caprio (Caprio 1974)

$$ET_o = (0.01092708T_{med} + 0.0060706)R_s \quad (A.62)$$

Método de Imark 1 (irmak et al., 2003)

$$ET_o = -0.611 + 0.149 R_s + 0.0079T_{med} \quad (A.63)$$

Método de Imark 2 (tabari et al., 2011)

$$ET_o = -0.642 + 0.174R_s + 0.0353T_{med} \quad (A.64)$$

Método de Imark 3 (tabari et al., 2011)

$$ET_o = -0.478 + 0.156R_s - 0.0112T_{max} + 0.0733T_{min} \quad (A.65)$$

Método de Makkink (Makkink 1957)

$$ET_o = 0.61 \frac{\Delta}{\Delta + \gamma} \frac{R_s}{2.45} - 0.12 \quad (\text{A.66})$$

Método de Priestley-Taylor (Priestley and Taylor 1972)

$$ET_o = 1.26 \frac{\Delta}{\Delta + \gamma} \frac{R_n}{\lambda} \quad (\text{A.67})$$

Para comprobar la eficiencia de los diferentes métodos se determinaron diferentes estadísticos como son el coeficiente de correlación de Pearson (R), error medio absoluto (MAE), el error cuadrado medio (RMSE) y el porcentaje estimado del error (PE) por sus siglas en ingles respectivamente.

Para realizar un ajuste regional se han propuesto diferentes ajustes siendo el ajuste de regresión lineal uno de los más comunes (Vanderlinden et al. 2004). Este ajuste consiste en hacer una regresión lineal y modificar los resultados en función de los coeficientes obtenidos.

Esta metodología se aplica para utilizando las variables climáticas procedentes del SIAR con el objetivo principal de conocer las mejores opciones para determinar la evapotranspiración en ausencia de todas las variables climáticas.

ANEJO B PROPIEDADES DE LAS SERIES CLIMÁTICAS

En este anejo se presentan las principales características de las series, como diferentes estadísticos básicos de las series climáticas, además, de diferentes pruebas de bondad de ajuste, normalidad, confiabilidad y desempeño de los diferentes modelos estocásticos multivariados desarrollados.

B.1 Propiedades estadísticas

Las propiedades estadísticas de los datos históricos de variables climáticas son necesarias para conocer la evolución en el tiempo. Las características principales de las series son la media de la muestra, la desviación estándar, la varianza, el coeficiente de sesgo, el coeficiente de autocorrelación y la distribución de probabilidad general (Hayhoe 2000), La distribución de probabilidad se puede ajustar una con dos o más parámetros o mediante una función de transformación (Salas et al. 1980). Diferentes estadísticos utilizados en meteorología, cambio climático y recursos hídricos se pueden encontrar en Sivakumar (2016), Loucks and van Beek (2017) y Lee and Singh (2018) los cuales se describen a continuación.

Media. Es el estadístico fundamental que se considera en diferentes métodos. La media es el primer momento con respecto al origen o el promedio de la serie, ya sea de datos históricos o generados mediante el proceso estocástico. La media se calcula de la siguiente manera:

$$\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N x_t \quad (\text{B.68})$$

Donde N es el tamaño de la serie, \bar{x} es la media de la serie y x_t es la precipitación para el tiempo t.

Otro estadístico importante que es utilizado en la modelación diaria de precipitaciones es varianza simple, este es el segundo momento sobre la media.

Varianza. Es un indicador de que tan cerca se encuentran los valores de la media. La varianza se calcula de acuerdo a la siguiente ecuación.

$$S^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{t=1}^N (x_t - \bar{x})^2 \quad (\text{B.69})$$

Donde S^2 es la varianza simple, \bar{x} es la media de la serie.

Desviación estándar. A pesar de que la varianza es muy utilizada en análisis estadísticos, es limitada de acuerdo a sus unidades. Por tal motivo se calcula la desviación estándar que es la raíz de la varianza.

$$s = \sqrt{S^2} \quad (\text{B.70})$$

Donde s es la desviación estándar.

Coefficiente de sesgo. Es el tercer momento con respecto de la media y se calcula mediante la siguiente ecuación.

$$g = \frac{N \sum_{t=1}^N (x_t - \bar{x})^3}{(N-1)(N-2)s^3} \quad (\text{B.71})$$

El coeficiente de sesgo mide la asimetría de la serie, si el coeficiente de sesgo es 0, entonces la distribución de los datos climáticos será simétrica centrada en alrededor de la media, si el coeficiente de sesgo es mayor que cero, la serie será sesgada a la derecha, y si es menor que cero será sesgada a la izquierda. A escala diaria y las series de climaticas tienen la característica de que coeficiente de asimetría es sesgado a la derecha, es decir valores del $g > 0$.

Coefficiente de variación. Otro parámetro importante que refleja la variabilidad temporal es el coeficiente de variación, este se define como la proporción de la desviación estándar respecto a la media de la serie.

$$CV = \frac{s}{\bar{x}} \quad (\text{B.72})$$

El coeficiente de variación es muy utilizado para observar la variabilidad de las series. Si consideramos dos series, por ejemplo la serie histórica y la serie generada, la serie con mayor CV tendrá mayor variabilidad.

Coefficiente de correlación. La función de autocorrelación de la serie indica la correlación entre datos de una misma serie con dependencia, esta es una medida normalizada de la correlación lineal a través de los valores sucesivos de la serie de datos y sirve para determinar el grado de dependencia de la serie.

$$r_k = \frac{\sum_{t=1}^{N-k} (x_t - \bar{x})(x_{t+k} - \bar{x})}{\sum_{t=1}^N (x_t - \bar{x})^2} \quad (\text{B.73})$$

Donde r_k es el coeficiente de correlación para un retraso k, la gráfica de la autocorrelación con diferentes días de retraso se construye el correlograma.

B.2 Pruebas de bondad de ajuste

Las pruebas de bondad de ajuste sirven para evaluar el desempeño de diferentes modelos entre ellos los estocásticos enfocándose en la comparación de los resultados generados y observados. La realización de estas pruebas bajo hipótesis nula que las series generadas y series históricas son estadísticamente iguales con una determinada confianza. Algunas de las pruebas son kolmogorov-Smirnof, Wilcoxon, la prueba t y la prueba F, las cuales se presentan a continuación (Sanjeev and Sarmukaddam 2006; Loucks and van Beek 2017).

Kolmogorov-Smirnof test. La prueba de Kolmogorov-Smirnov (Massey 1951) de dos muestras es una prueba de hipótesis no paramétrica que evalúa la diferencia entre las funciones de distribuciones acumuladas simples de dos datos de precipitación observada y generada. La prueba utiliza la máxima diferencia absoluta de las distribuciones acumuladas de densidad de precipitaciones observadas y las generadas.

$$(D^* = \max(|\hat{F}_1(x) - \hat{F}_2(x)|) \quad (B.74)$$

Donde $\hat{F}_1(x)$ y $\hat{F}_2(x)$ son la proporción de los valores de x_1 y x_2 menores o iguales que x . La decisión de prueba para la hipótesis nula de que los datos de la precipitación generada y la precipitación histórica proceden de la misma distribución, por lo tanto la hipótesis alternativa es que la precipitación histórica y la precipitación generada son de diferentes distribuciones continuas.

Wilcoxon test. Esta es una prueba no paramétrica para comparar dos series que son independientes (Gehan 1965). La prueba de suma de Wilcoxon es equivalente a la prueba U de Mann-Whitney, la cual es utilizada para la igualdad de las medianas de la serie (Sanjeev and Sarmukaddam 2006). El estadístico U es el número de veces que la serie generada precede a la histórica en una arreglo ordenado de los elementos en las dos series. Se relaciona con el estadístico de la suma del rango de Wilcoxon Si se tienen dos muestras X e Y de tamaño n_x , entonces:

$$U_1 = n_x n_y - \frac{n_x(n_x + 1)}{2} - R_1 \quad (B.75)$$

$$U_2 = n_x n_y - \frac{n_y(n_y + 1)}{2} - R_2$$

Donde U_1 y U_2 son los estadísticos de la muestra, R_1 y R_2 son la suma de los rangos de las muestras y la distribución estadística z para dos series independientes n_x y n_y el estadístico z será entonces:

$$z = \frac{U - (n_x n_y)/2}{\left(\frac{n_x n_y (n_x + n_y + 1)}{12}\right)^{1/2}} \quad (\text{B.76})$$

Esta prueba sirve para determinar si los datos históricos y generados proceden de distribuciones continuas con medianas iguales. La hipótesis nula es la igualdad, caso contrario la hipótesis alternativa es que no lo son.

T test. La prueba t (Kim 2015) es una prueba paramétrica aplicada a dos muestras, la cual compara la ubicación de los parámetros correspondientes a los datos de la serie de dos grupos independientes en general para datos observados y generados. El estadístico t es:

$$t = \frac{\bar{x}_1 - \bar{x}_2}{\left[\frac{s_1^2}{n} + \frac{s_2^2}{n}\right]^{1/2}} \quad (\text{B.77})$$

Donde \bar{x}_1 y \bar{x}_2 son las medias, las desviaciones estándar y n el número de datos considerados. Este se compara con el estadístico de la distribución t de Student con $2n-2$ grados de libertad. La hipótesis nula se consideró que en los datos de la serie histórica y generada provienen de muestras aleatorias independientes de distribuciones normales con medias y varianzas iguales. La hipótesis alternativa es que los datos en provienen de poblaciones con medias y varianzas iguales.

F test. La prueba F (Harper 1984) de dos muestras se usa para probar si las varianzas de dos poblaciones son iguales. El estadístico de prueba es la división de las dos varianzas de las series. El estadístico de prueba es:

$$F = \frac{s_1^2}{s_2^2} \quad (\text{B.78})$$

Donde s_1 y s_2 son las desviaciones estándar de la muestra. Cuanto más lejos se desvíe de 1, más probable es que rechace la hipótesis nula. Bajo la hipótesis nula, la estadística de prueba F tiene una distribución F con grados de libertad $N-1$ para ambos casos. La hipótesis nula se define como los datos de la serie histórica y generada tienen distribuciones normales y misma varianza, utilizando la prueba F de dos muestras. La hipótesis alternativa es que los datos de la serie provienen de distribuciones normales con diferentes varianzas.

B.3 Pruebas de normalidad de una serie

Para la verificación del modelo que genera series normalizadas como para la serie residual de un modelo estocástico. Si el desempeño del modelo es adecuado se puede validar. Para que una serie presente normalidad debe satisfacer diferentes características de estadísticos como media cero, desviación cercana 1, que no presenten dependencia temporal es decir coeficiente de correlación de 0 y que el coeficiente de sesgo sea 0 (Sivakumar 2016). Para un modelo estocástico en la serie residual serian $\varepsilon \cong 0$, $s_\varepsilon \cong 1$, que no están correlacionados ($r_k(\varepsilon) \cong 0$) e insesgados ($g_\varepsilon \cong 0$).

$$\bar{\varepsilon} = \frac{\sum_{t=1}^T \varepsilon_t}{T} \cong 0 \quad (\text{B.79})$$

$$s_\varepsilon = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^T (\varepsilon_t - \bar{\varepsilon})^2}{T - 1}} \cong 1 \quad (\text{B.80})$$

$$g_\varepsilon = \frac{1}{(N - 1)(N - 2)} \sum_{t=1}^T \left(\frac{\varepsilon_t - \bar{\varepsilon}}{s_\varepsilon} \right)^3 \cong 0 \quad (\text{B.81})$$

$$r_{k(\varepsilon)} = \frac{\sum_{t=1}^{N-k} (\varepsilon_t - \bar{\varepsilon})(\varepsilon_{t+k} - \bar{\varepsilon})}{\sum_{t=1}^N (\varepsilon_t - \bar{\varepsilon})^2} \cong 0 \quad (\text{B.82})$$

En la ecuaciones (3.12) a (3.15) se presentan los estadísticos para que una serie residual sea considerada como normal, la media debe ser 0, la desviación estándar 1, el sesgo cero y el coeficiente de autocorrelación 0. Debido a que los estadísticos tienden a presentar un error hay que identificar los límites de confianza donde se deben encontrar estos parámetros.

B.4 Confiabilidad de los parámetros estimados

Los motivos principales para la determinación de la confiabilidad son: la poca información que se tiene de las estaciones meteorológicas, la aleatoriedad de las variables generadas (Salas et al. 1980), la elección de los diferentes parámetros utilizados, entre otros. Para aceptar las hipótesis supuestas es necesario determinar los límites de confianza para las diferentes variables modeladas.

Media. En el caso de la media una aproximación de los límites de confianza fue propuesta por (Mood et al., 1974) en la cual se usa la

distribución t y la media de la muestra. El rango de valores modelados debe de estar dentro de estos intervalos para poder validar la hipótesis, es decir aceptar que el modelo propuesto es capaz de representar las condiciones reales de la serie. En la ecuación (B.83) se pueden observar los límites de confianza para la media para un límite de confianza del 95%.

$$\left[-1.96 \frac{s}{\sqrt{N}}, 1.96 \frac{s}{\sqrt{N}}, \right] \quad (\text{B.83})$$

Donde s es la desviación estándar para el número de datos analizados N .

Varianza. Para la varianza se determinan los límites de confianza en base a la varianza histórica y la distribución de Chi-cuadrado (Salas et al. 1980). Al igual que en la media los valores de la varianza deben encontrarse dentro de estos límites de confianza los cuales se presentan en la ecuación (B.84).

$$\left[\frac{(N-1)s(\hat{\mu}_\tau)}{X_{1-\alpha/2}^2 (N-1)}, \frac{(N-1)s(\hat{\mu}_\tau)}{X_{\alpha/2}^2 (N-1)} \right] \quad (\text{B.84})$$

Donde \hat{s}^2 es la varianza, $X_{1-\alpha/2}^2$ es la función Chi-cuadrado para el cuartil $1 - \alpha/2$, $X_{\alpha/2}^2$ es la función Chi-cuadrado para el cuartil $\alpha/2$ ambas con $(N - 1)$ grados de libertad.

Coefficiente de asimetría. Salas et al. (1980) evaluaron la normalidad en función del test de coeficiente de asimetría. Para un 95% de confianza se define por la ecuación (18), el cual depende del número de datos (N) que se tengan en la serie.

$$\begin{aligned} & [-3.9601N^{-0.4598}, +3.9601N^{-0.4598}] \quad \text{para } N < 150 \quad (\text{B.85}) \\ & \left[-1.96 \sqrt{\frac{6}{N}}, +1.96 \sqrt{\frac{6}{N}} \right] \quad \text{para } N \geq 150 \end{aligned}$$

Coefficiente de correlación. Para aceptar que la serie es independiente la función de probabilidad de la serie supuesta normal se verifica mediante los límites del intervalo de confianza. Anderson (1941) definió el intervalo de confianza de 95% para considerar que la autocorrelación es estadísticamente igual a 0 $r_k(z) \approx 0$ los límites se presentan en la ecuación (3.19).

$$\left[\frac{-1 - 1.96\sqrt{N-k-1}}{N-k}, \frac{-1 + 1.96\sqrt{N-k-1}}{N-k} \right] \quad (\text{B.86})$$

Función binomial. Para encontrar los límites de confianza para el parámetro binomial también se aproxima a la distribución t. Los límites de confianza se calculan mediante la ecuación (Walpole and Myers 1999).

$$\left[p_\tau - t_{\frac{\alpha}{2}} \sqrt{\frac{p_\tau q_\tau}{N}} < p_\tau < p_\tau + t_{\frac{\alpha}{2}} \sqrt{\frac{p_\tau q_\tau}{N}} \right] \quad (\text{B.87})$$

Donde p_τ es la proporción de éxitos para el tiempo τ y $q_\tau = 1 - p_\tau$, $t_{\alpha/2}$ es la distribución t para un límite de confianza del 95% (N) grados de libertad y $\alpha/2$ para la cola derecha.

B.5 Evaluación del desempeño de un modelo

Parsimonia. Para evaluar el desempeño de cada modelo mediante el análisis de la parsimonia (δ) de los parámetros, es decir el tamaño de la serie respecto a número de parámetros de ajuste del modelo (Sivakumar 2016).

$$\delta = \frac{N}{K} \quad (\text{B.88})$$

Donde δ es el índice de parsimonia, N el tamaño de la muestra y K el número de parámetros del modelo estocástico que se determina mediante la siguiente expresión para un modelo AR.

$$K = 2(2m + 1) + (p) \quad (\text{B.89})$$

Donde K es el número de parámetros del modelo, m es el número de armónicos estimados para la media ($\hat{\mu}_\tau$) y la varianza ($\hat{\sigma}_\tau$) y p es el número de parámetros autorregresivos.

El valor del δ debe ser mayor o igual 15, valores menores indican una violación al principio de parsimonia y valores mayores indican que se ha elegido adecuadamente el modelo estocástico (Salas et al. 1980).

Criterio de información Akaike. Otra manera de representar el desempeño de un modelo es el criterio de información de Akaike (AIC) para comparar el desempeño de diferentes modelos estocásticos (Akaike 1974) el cual ha sido ampliamente usado (Ailliot et al. 2015; Taylor et al. 2016; Soh et al. 2018; Tu Pham et al. 2018). Para el caso de un modelo AR se establece de define de acuerdo a la ecuación (B.90).

$$AIC(p) = N \ln \hat{\sigma}_\varepsilon^2 + 2(p) = N \ln \hat{\sigma}_\varepsilon^2 + 2 \quad (\text{B.90})$$

Donde N es el tamaño de la muestra analizada, $\hat{\sigma}_\varepsilon^2$ es la varianza residual y p es el orden del modelo que para este caso es 1. La interpretación de

este criterio es elegir el menor número de AIC de los diferentes modelos analizados, este será el de mejor desempeño.

ANEJO C VARIABLES CLIMÁTICAS

En el presente anejo se detalla la información de variables climáticas utilizadas en la presente tesis. En el primer apartado se analiza la información de 3 variables climáticas procedente de la base de datos Spain02 v5. El segundo apartado se enfoca en 6 variables climáticas de la base de datos del SIAR. En el tercer apartado se detalla la información de la escorrentía superficial. En el cuarto y último apartado presenta la información de los escenarios de cambio climático utilizados.

C.1 Variables climáticas Spain02 v5

La precipitación y temperatura son variables medidas que fueron necesarias para la presente tesis. Hay diferentes bases de datos entre ellas ha destacado la Spain02 debido a la disponibilidad y libre acceso para toda España de datos climáticos (temperatura máxima, mínima y precipitación). La información de variables climáticas de Spain02 ha sido publicada a partir de 2009 la primera versión 1 (1950-2003). La versión 2, 2.1 y 3 fueron publicadas en 2010 y 2012. Esta versión presenta una malla regular de 0.2° para los años 1950 a 2008. La versión 4 introdujo una resolución espacial de 0.11° para los años 1971-2010.

Finalmente, la **versión 5** presenta una malla regular de 0.1°, 0.2° y 0.4° (10 km, 20 km y 40 km) para el periodo de los años 1950-2015 publicada en 2017. Esta versión incluye la orografía y diferentes análisis de interpolación, además, de una corrección de los datos extremos (Herrera et al. 2012, 2016; Kotlarski et al. 2019). Esta versión de Spain02 ha sido utilizada en más de cincuenta estudios (Cornes et al. 2018; Serrano-Notivoli et al. 2018; García-Romero et al. 2019; Hernández Bedolla et al. 2019; Suárez-Almiñana et al. 2019; Timmermans et al. 2019; González-Rodríguez and Diéguez-Aranda 2020; Collados-Lara et al. 2020).

La ubicación de la malla de datos climáticos distribuidos regularmente a 0.1°C aproximadamente 10 km (Herrera et al. 2012, 2016; Kotlarski et al. 2019) que se presentan en la Figura C.1 Uno los objetivos de la presente tesis es el análisis de series representativas. Se utilizaron cuatro series distribuidas en cada subcuenca que se presentan en la Figura C.2.

Para el uso de esta información se realizó una ponderación para obtener una única serie observada que refleje la variabilidad climática de cada subcuenca con objetivo de simplificación del sistema hidrológico.

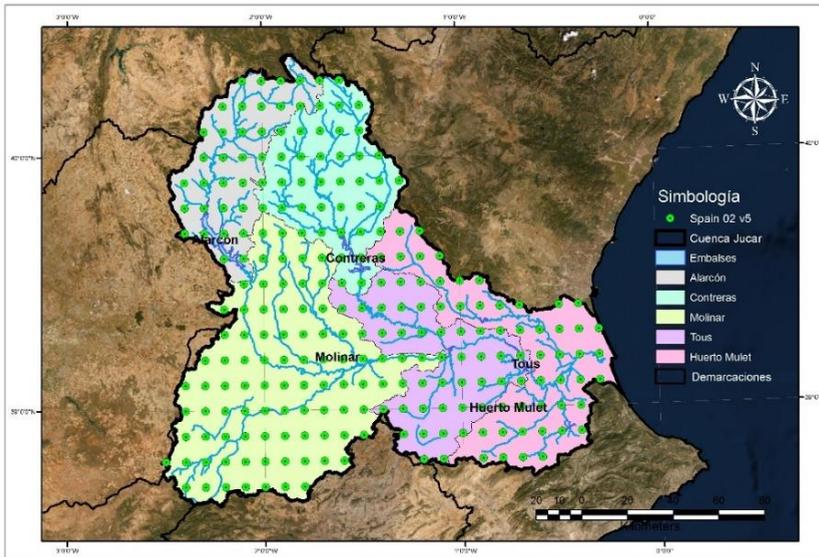


Figura C.1. Malla de variables climáticas de Spain02 v5. Fuente Elaboración propia con datos de Spain02 v5. Fuente Elaboración Propia.

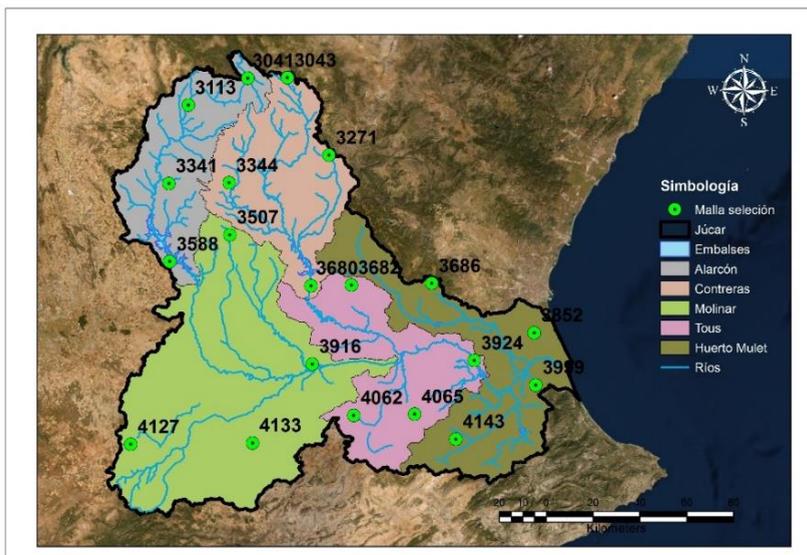


Figura C.2. Malla de variables climáticas analizadas de Spain02 v5. Fuente Elaboración propia con datos de Spain02 v5.

C.1.1 Precipitación

La precipitación para las diferentes subcuencas se analizó el número medio de eventos de precipitación en los 66 años, el número de eventos de precipitación en promedio mensual, el año medio diario (mm/día), la precipitación media mensual (mm/mes) y total anual (mm/año). Cada información presenta su propia variabilidad, la cual es importante, ya que los modelos estocásticos deben ser capaz de reproducir las diferentes características.

En los años 1950-2015 la precipitación en la cuenca del Júcar presenta ocurrencias de precipitación en promedio de 40 días de los 66 años en estudio. Esta precipitación tiene una variabilidad sobre todo en verano donde el número de días con precipitaciones decae hasta aproximadamente 20 días. Se presentan 1) Alarcón con un rango de 22-53, 2) Contreras, con un rango de 24-54 3) Molinar presenta valores entre 20-53, 4) Tous una variabilidad de 19-50 y 5) Huerto Mulet entre 19 y 50 días. En la Figura C.3 se presentan las ocurrencias de precipitación para las subcuencas del Júcar.

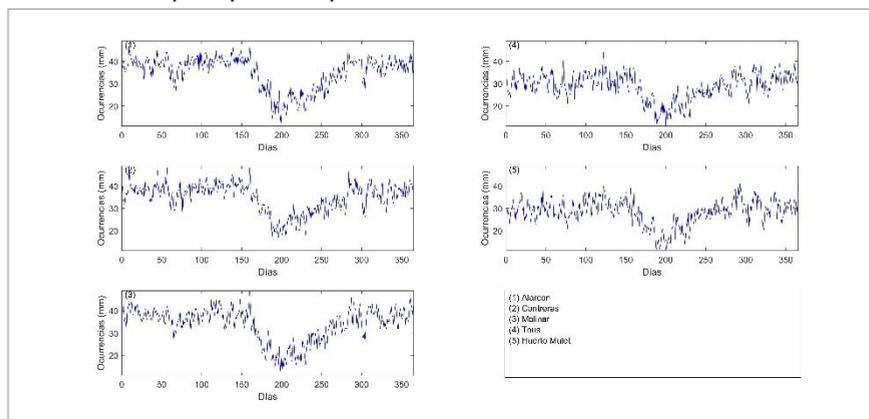


Figura C.3. Ocurrencias promedio diarias de precipitación para los años 1950-2015 1) Alarcón; 2) Contreras; 3) Molinar; 4) Tous y 5) Huerto Mulet. Fuente: Elaboración Propia.

Las precipitaciones los días con ocurrencias de precipitaciones rondan 0.1 hasta 8.8 mm/día. Para el caso de Alarcón se presentan promedios de 0.29 y 5.78 mm/día, en Contreras llueve entre 0.48 y 6.04 mm/día, en Molinar entre 0.32 y 5.94 mm/día, en Tous se presenta una variabilidad de 0.29 y 7.2 mm/día y en Huerto Mulet una variabilidad entre 0.15 y 8.8 mm/día. En la Figura C.4 se presentan las precipitaciones en promedio diario para el año medio para las 5 subcuencas en estudio.

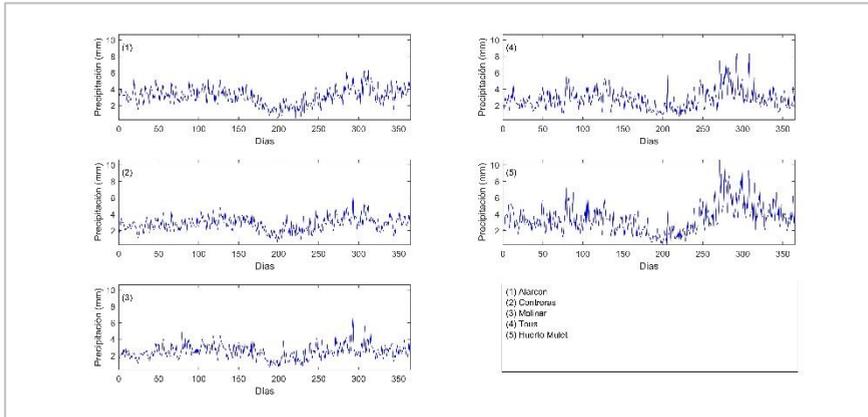
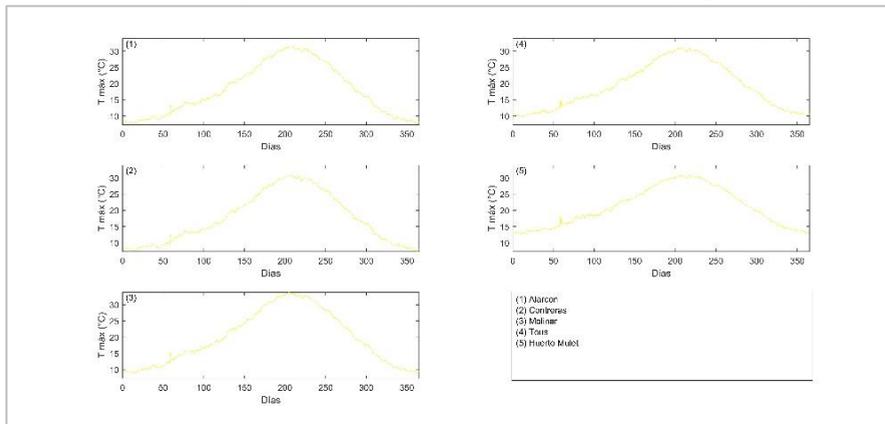


Figura C.4. Precipitación promedio diaria para el periodo 1950-2015 1) Alarcón; 2) Contreras; 3) Molinar; 4) Tous y 5) Huerto Mulet. Fuente: Elaboración Propia.

C.1.2 Temperatura máxima

La temperatura máxima fue utilizada para la elaboración de los modelos estocásticos multivariados y para determinar la evapotranspiración. Para las diferentes subcuencas se analizó al igual que para la precipitación la información diaria, mensual y anual. La temperatura máxima tiene una menor variabilidad diaria, mensual, estacional y anual. A escala diaria Alarcón presenta temperaturas entre 31.45 y 7.41°C, en promedio de 17.99°C, para Contreras 7.25 y 30.90°C y en promedio de 17.53°C, Molinar 8.84 y 33.87°C y en promedio de 19.77°C, Tous 9.81 y 31.09°C, en promedio de 19.1°C y Huerto Mulet 12.82 y 30.95°C, en promedio de 20.97°C (Figura C.5).



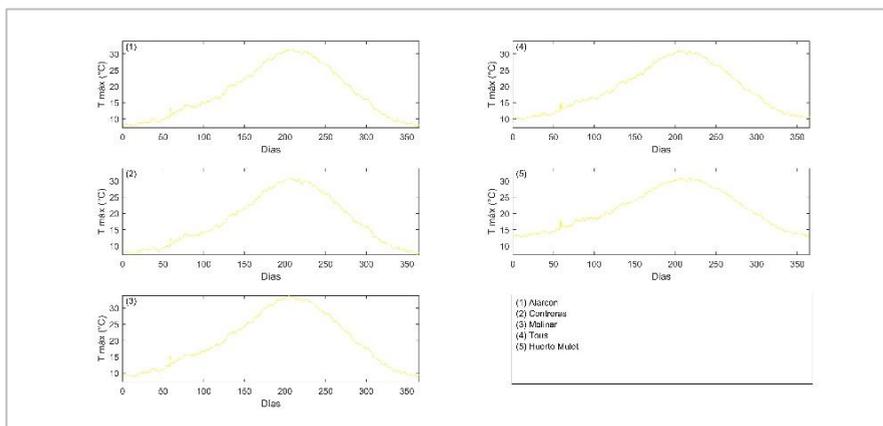


Figura C.5. Temperatura máxima promedio diaria ($T_{máx}$) en °C para el periodo 1950-2015. 1) Alarcón; 2) Contreras; 3) Molinar; 4) Tous y 5) Huerto Mulet. Fuente: Elaboración Propia.

La temperatura máxima en promedio mensual para las subcuencas del Júcar en promedio se presentó 17.94°C para Alarcón, 17.48°C en Contreras, en la cuenca media se incrementa a 19.72°C y 19.05°C para Molinar y Tous y 20.93°C para Huerto Mulet con una variabilidad entre 8.3°C y 32.56°C.

C.1.3 Temperatura mínima

La temperatura mínima tiene una variabilidad entre -3.75°C y 19.9°C para las 5 subcuencas del Júcar (Figura C.6). La subcuenca Alarcón 4.5°C, Contreras 3.32°C, Molinar 6.81°C, Tous 8.38°C y Huerto Mulet 11.48°C. La temperatura mínima en menor en las Subcuencas Alarcón (13.59°C) y Contreras 11.64°C se incrementa en Molinar 16.30°C, Tous 16.94°C y Huerto Mulet 19.90°C. Con mínimos de -2.96°C, -3.75°C, -1.02°C, 1.34°C y 4.53°C para las subcuencas Alarcón, Contreras, Molinar, Tous y Huerto Mulet respectivamente.

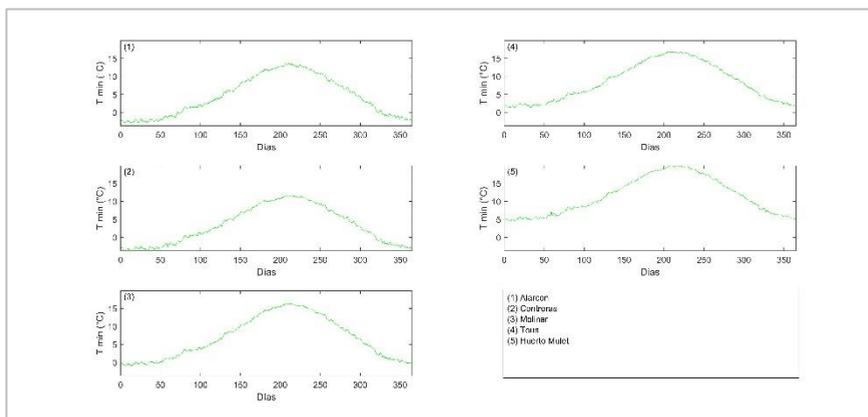


Figura C.6. Temperatura mínima promedio diaria (T_{min}) en $^{\circ}\text{C}$ para el periodo 1950-2015. 1) Alarcón; 2) Contreras; 3) Molinar; 4) Tous y 5) Huerto Mulet. Fuente: Elaboración Propia.

C.2 Variables Climáticas SIAR

La información del Sistema de Información Agroclimática para el Regadío (SIAR) fue utilizada ya que presenta estaciones medidas para diferentes variables climáticas. Estas son: temperatura máxima, temperatura mínima, humedad relativa máxima, humedad relativa mínima, velocidad del viento y radiación solar. A diferencia de la base de datos de Spain02 v5 (información generada) la información de las estaciones SIAR es medida directamente con el objetivo principal de determinar la evapotranspiración. Por tanto, se utilizó esta base de datos para obtener la evapotranspiración por el método de la PMFAO56 y métodos adicionales. Para España se tiene información limitada, más sin embargo, muy útil. Estas variables climáticas fueron obtenidas de la base de datos SIAR disponible en <http://portal.mapama.gob.es/websia>. Esta base de datos es de reciente creación y se tienen registros para los años 2001-2018. Se extrajo información de las variables climáticas de temperatura máxima, temperatura mínima, temperatura promedio, humedad relativa máxima, humedad relativa mínima, radiación solar y velocidad del viento. En la Figura C.7 y Tabla C.1 se presentan las estaciones climáticas dentro de la cuenca del Júcar.

Tabla C.1 Estaciones climáticas dentro de la cuenca del Júcar para los años 2000-2018. Fuente: Elaboración propia.

Nombre	Longitud	Latitud	Z	Cuenca	Provincia	Inicio	Fin
Hondo, Mancorras	-1.107	38.903	698	Tous	Albacete	10/1999	12/2018
Camino la Carrapa	-1.769	39.164	695	Molinar	Albacete	09/2000	12/2018
Fuente Amarga	-1.650	40.028	1053	Contreras	Cuenca	10/2000	12/2018

El Ojillo Malsegar	-2.14	40.152	940	Alarcón	Cuenca	01/2000	12/2018
Barranco de San Antonio	-0.446	39.113	21	Huerto Mulet	Valencia	02/1999	12/2018

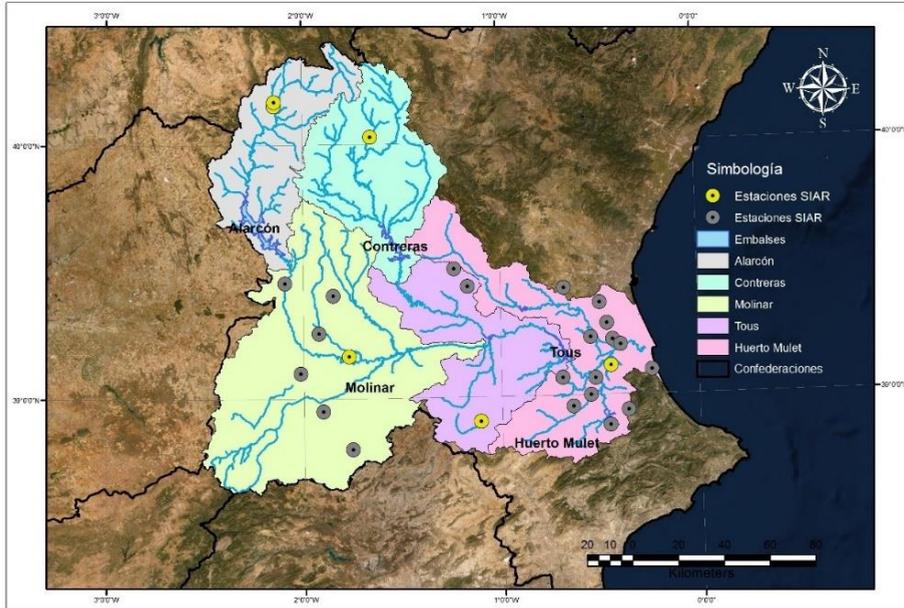


Figura C.7. Estaciones Meteorológicas de la base de datos SIAR. Fuente: Elaboración propia.

C.2.1 Temperatura máxima

La temperatura máxima para la base de datos SIAR a escala diaria presenta una variabilidad promedio entre 7.73°C y 35°C (Figura C.8). La distribución de las temperaturas en la cuenca alta y media presenta una variabilidad menor (Alarcón, Contreras), se incrementa en la cuenca media (Molinar y Tous) y la cuenca baja (Huerto Mulet).

A escala mensual en la cuenca del Júcar tiene una variabilidad entre 9.88°C y 33.16°C con un promedio para la cuenca de 20.83°C. La temperatura máxima en la cuenca históricamente se incrementa desde la cuenca alta a la cuenca baja, para Alarcón se tiene un promedio de 19.62°C, 18.67°C para Contreras, 20.89°C en Molinar, 21.08°C en la subcuenca Tous 21.08°C y 23.87°C para Huerto Mulet.

A escala anual se presenta el mismo patrón que en las escalas diaria y mensual, en Alarcón y Contreras se tienen temperaturas medias de las máximas anuales de 19.81°C y 18.67°C, en Molinar y Tous se tienen 20.89°C

y 21.08°C respectivamente y para la Huerto Mulet se tiene un promedio de 23.87°C.

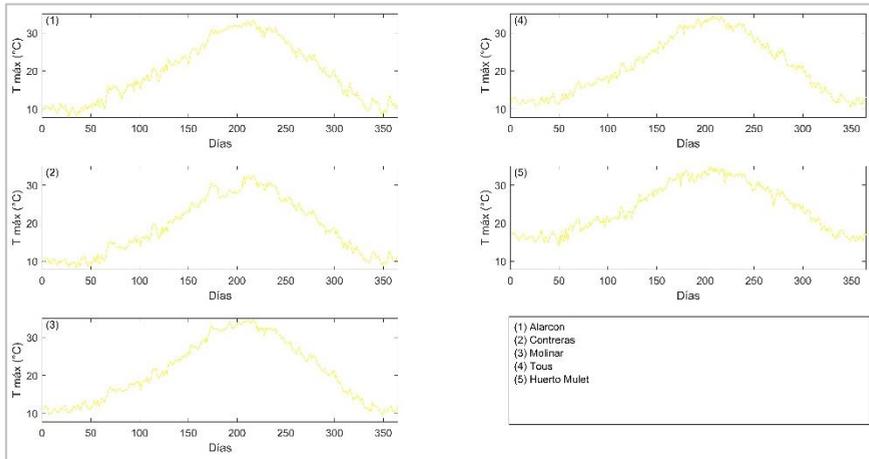


Figura C.8. Temperatura máxima promedio diaria ($T_{\text{máx}}$) en °C para el periodo 2000-2018. 1) Alarcón; 2) Contreras; 3) Molinar; 4) Tous y 5) Huerto Mulet. Fuente: Elaboración Propia.

C.2.2 Temperatura mínima

La temperatura mínima diaria para la cuenca del Júcar se encuentre entre -6.28°C y 20.14 °C, con un promedio de 5.96°C la variabilidad presenta de una manera similar a las temperaturas máximas (Figura C.9). A escala mensual la temperatura para la cuenca varía entre -4.04°C y 19.24°C con un promedio de 5.92°C con máximos en los meses de Julio y Agosto. A escala anual se tienen promedios de 2.75°C a 10.41°C con incrementos de la cuenca alta a la cuenca media y baja.

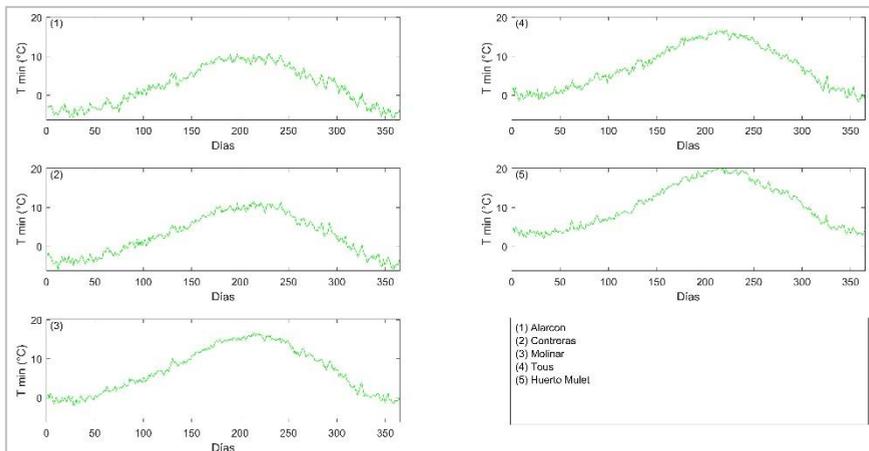


Figura C.9. Temperatura mínima promedio diaria ($T_{\text{mín}}$) en °C para el periodo 2000-2018. 1) Alarcón; 2) Contreras; 3) Molinar; 4) Tous y 5) Huerto Mulet. Fuente: Elaboración Propia.

C.2.3 Humedad Relativa máxima

En toda la cuenca del Júcar se tiene una humedad relativa máxima entre el 80.13% y el 98.69% con un promedio de 92.14% (Figura C.10). Esta varía para la cuenca alta, media y baja. En la cuenca alta la humedad diaria es en casi todo el año mayor al 90% para Alarcón y Contreras excepto los meses de Julio y Agosto. En la cuenca media de Molinar se tiene el mismo comportamiento a diferencia que también el mes de junio se reduce la humedad relativa máxima menos del 90%. En la cuenca media Tous la humedad oscila entre 82% y 92% sin patrones definidos. En la cuenca baja la humedad máxima diaria oscila entre el 80% y el 98%. A escala mensual la humedad relativa máxima presenta menor variabilidad, esta oscila entre 86.18% y 96.83%, los máximos valores de humedad en los meses de Octubre a Enero y los mínimos de Julio a Agosto. A escala anual la humedad máxima se encuentra entre 88.19% (Tous) y 93.43% (Molinar).

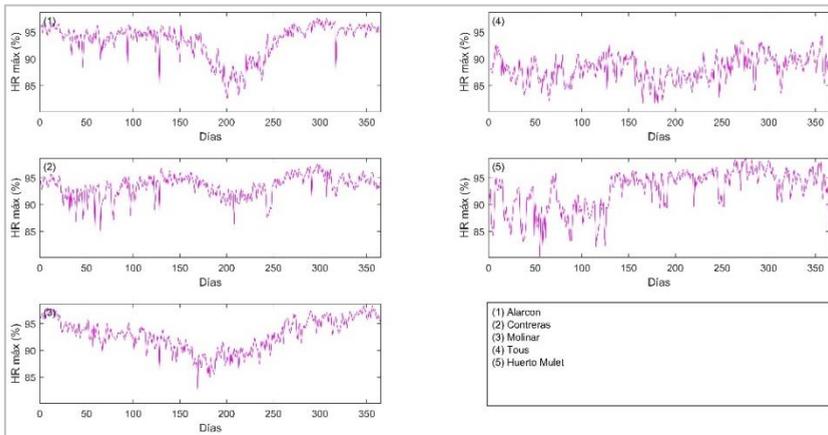


Figura C.10. Humedad relativa máxima promedio diaria (HR máx) en % para el periodo 2000-2018. 1) Alarcón; 2) Contreras; 3) Molinar; 4) Tous y 5) Huerto Mulet. Fuente: Elaboración Propia.

C.2.4 Humedad relativa mínima

La humedad relativa mínima presenta una mayor variabilidad a escala diaria respecto a la máxima a excepción de la cuenca baja (Huerto Mulet). Esta humedad se encuentra en un rango de 13.63% a 65.84% con un promedio para toda la cuenca de 38.46% (Figura C.11). En los meses de Octubre a Febrero presenta valores superiores al 40% y de Marzo a Septiembre valores entre 13.5 y 42% en algunos casos a excepción en Huerto Mulet donde no se aprecian patrones claros de la humedad relativa mínima. A escala mensual la humedad relativa mínima presenta una menor oscilación con rangos de 18.4% y 59.76% y un comportamiento similar al de la escala diaria.

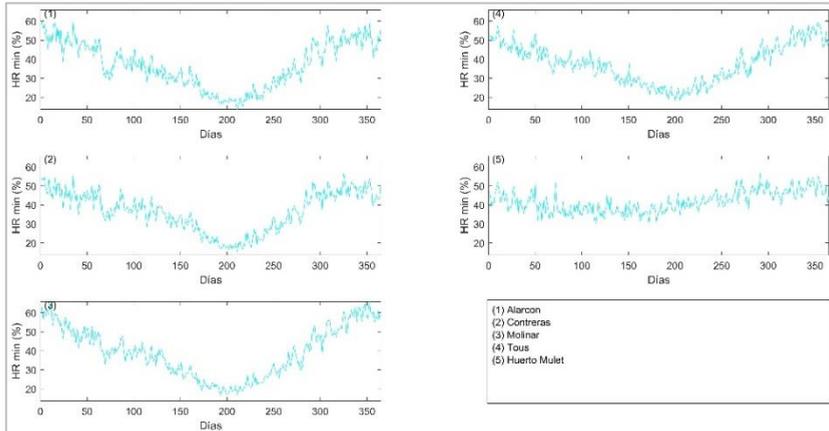


Figura C.11. Humedad relativa mínima promedio diaria (HR min) en % para el periodo 2000-2018. 1) Alarcón; 2) Contreras; 3) Molinar; 4) Tous y 5) Huerto Mulet. Fuente: Elaboración Propia.

C.2.5 Velocidad del viento

La velocidad del viento también presenta cambios con respecto a las diferentes subcuencas en estudio a escala diaria con un rango de 0.48 m/s a 4.1 m/s (Figura C.12). La mayor variabilidad se presenta en las subcuencas de Contreras, Molinar y Tous y las menores velocidades en Alarcón y Huerto Mulet. A escala mensual se tienen diferentes velocidades, para Alarcón se tiene un rango de 0.65 m/s a 1.98 m/s, para Contreras 1.05m/s y 1.98 m/s, en Molinar se tiene un rango entre 1.34 m/s y 2.37 m/s, Tous tiene las mayores velocidades mensuales entre 1.83 y 3.11 m/s y Huerto Mulet similar a Alarcón entre 0.65 m/s y 1.18 m/s. A escala anual las velocidades oscilan entre 0.65 m/s y 2.52 m/s para las diferentes subcuencas, además presentan las mismas tendencias que los resultados mensuales.

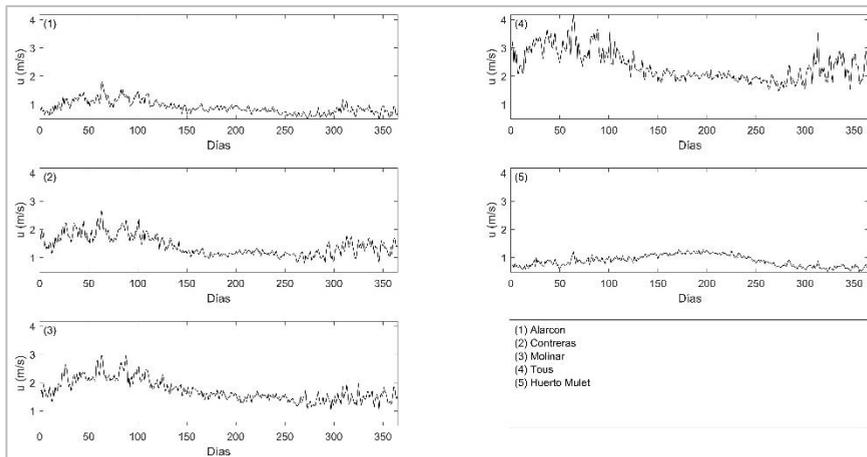


Figura C.12. Velocidades del viento promedio diario (u), en m/s para el periodo 2000-2018. 1) Alarcón; 2) Contreras; 3) Molinar; 4) Tous y 5) Huerto Mulet. Fuente: Elaboración Propia.

C.2.6 Radiación solar

La radiación solar presenta un incremento en el año natural a partir de enero con una radiación mínima de 5.66 MJ/m²/d y hasta alcanzar un máximo en los meses de junio y Julio hasta 30 MJ/m²/d para posteriormente descender hasta 5.37 MJ/m²/d en el mes de diciembre (Figura C.13). A escala mensual la variabilidad se presenta un patrón similar, con valores promedio entre los 6.64 y 27.83 MJ/m²/d, con un promedio para toda la cuenca de 16.46 MJ/m²/d. A escala anual la radiación solar presenta una variabilidad entre 15.72 MJ/m²/d y 17.2 MJ/m²/d para toda la cuenca.

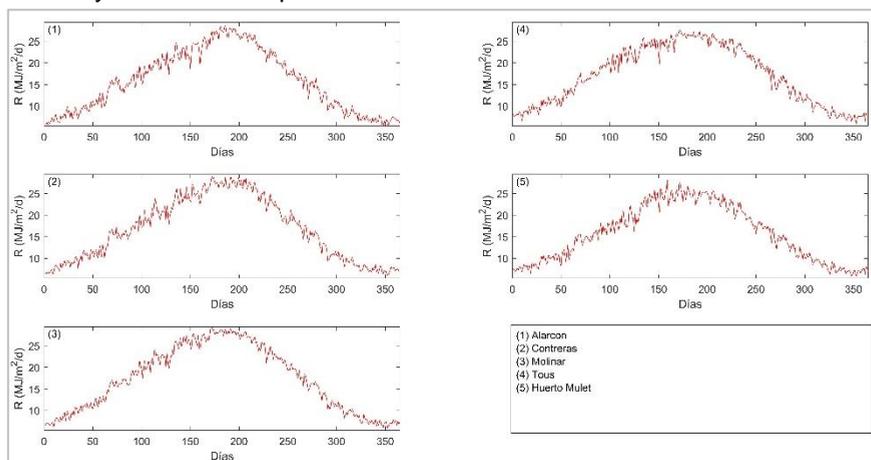


Figura C.13. Radiación solar promedio diario (R), en MJ/m²/d para el periodo 2000-2018. 1) Alarcón; 2) Contreras; 3) Molinar; 4) Tous y 5) Huerto Mulet. Fuente: Elaboración Propia.

C.3 Aportación hidrológica

La información de las estaciones hidrométricas restituidas a **régimen natural** se tienen para las cinco subcuencas (Figura C.14) en las aportaciones para el periodo 1940-2012 (Pérez-Martín et al. 2013). Para La cuenca del Júcar se tiene una aportación promedio anual de 1488.1 hm³/año con periodos húmedos de hasta 2848 hm³/año y periodos secos de 710 hm³/año.

En la cuenca alta se genera la mayor parte de la escorrentía. Para la cuenca de Alarcón, la aportación natural se encuentra en un rango de 112.53 hm³/año a 924.36 hm³/año, con un promedio de 396.09 hm³/año. Los meses con mayor escorrentía son de enero a mayo alcanzando los valores máximos en marzo, de junio a diciembre disminuye la escorrentía (Figura C.15).

En la cuenca Contreras se tiene una media de escorrentía de 342.12 hm³/año en un rango de 92.84 hm³/año y 987.41 hm³/año. La variabilidad mensual se

presenta al igual que en Alarcón con mayores escurrimientos entre Enero y Mayo, y los meses con menor escurrimiento de Julio a Noviembre (Figura C.16). En la cuenca Molinar se presenta una escurrimiento entre 158.16 hm³/año y 453.46 hm³/año con un promedio de 285.2 hm³/año. A escala mensual (Figura C.17) presenta un patrón diferente de la escurrimiento con un ruido oscila entre los 23 hm³/mes durante todo el año.

Para la cuenca Tous la escurrimiento se encuentra entre 92.26 hm³/año y 658.75 hm³/año en promedio de 658.75 hm³/año. A escala mensual la escurrimiento oscila sobre los 18 hm³/mes a excepción de los meses de julio y agosto donde se reduce a 17 hm³/mes en promedio (Figura C.18).

La cuenca baja de Huerto Mulet presenta una aportación promedio de 216.11 hm³/año y un rango de 64.11 hm³/año y 575.45 hm³/año. A escala mensual la subcuenca Huerto Mulet presenta una mayor variabilidad en los meses de octubre a mayo y después un descenso en junio a septiembre (Figura C.19).

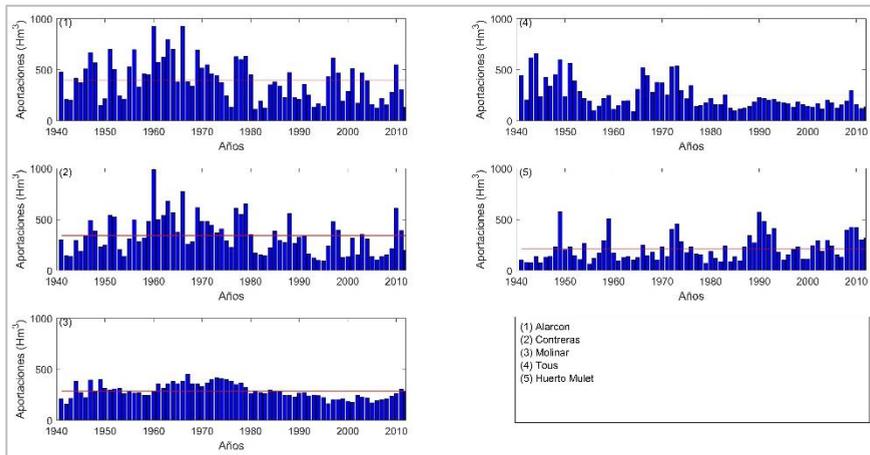


Figura C.14. Aportación media anual (hm³) para el periodo 1940-2012. 1) Alarcón; 2) Contreras; 3) Molinar; 4) Tous y 5) Huerto Mulet. Fuente: Elaboración Propia.

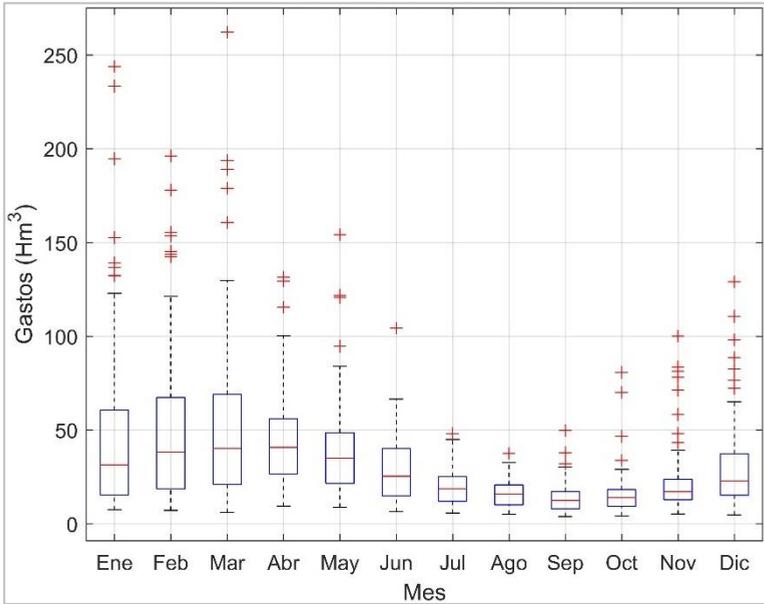


Figura C.15. Aportación media mensual (hm^3) para el periodo 1940-2012 para la subcuenca Alarcón. Fuente: Elaboración Propia.

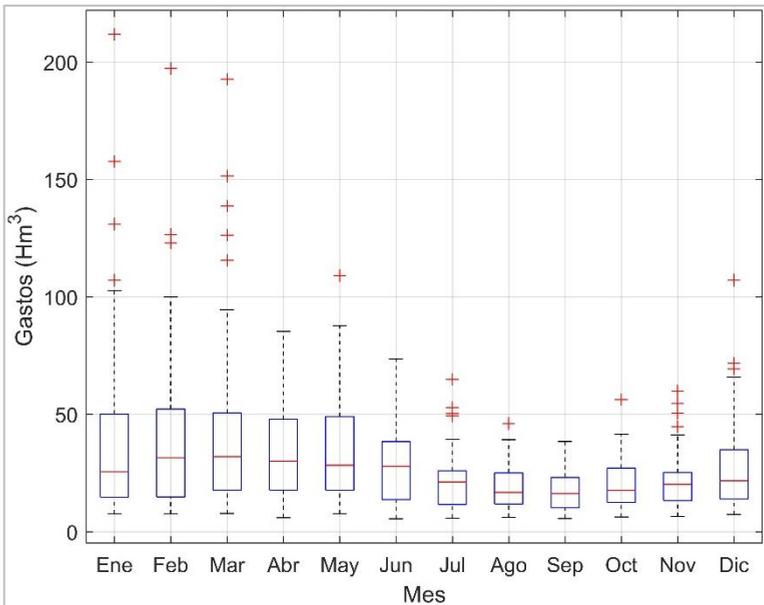


Figura C.16. Aportación media mensual (hm^3) para el periodo 1940-2012 para la subcuenca Contreras. Fuente: Elaboración Propia.

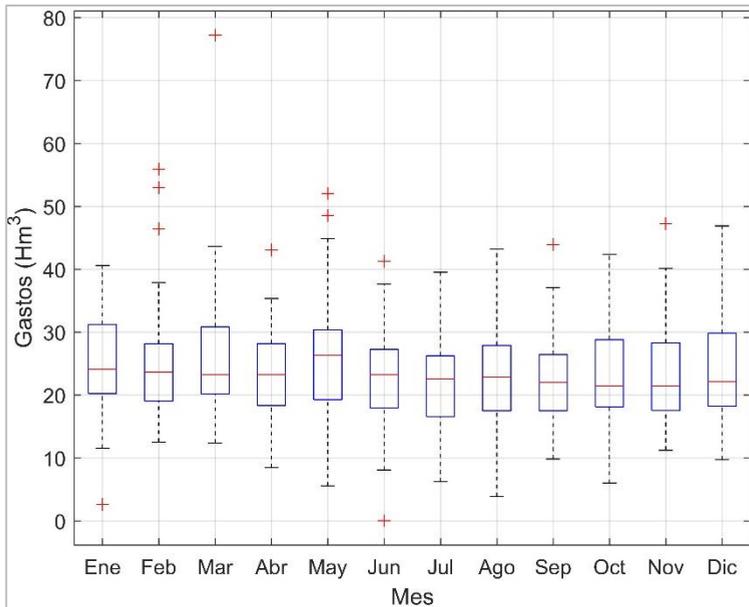


Figura C.17. Aportación media mensual (hm^3) para el periodo 1940-2012 para la subcuenca Molinar. Fuente: Elaboración Propia.

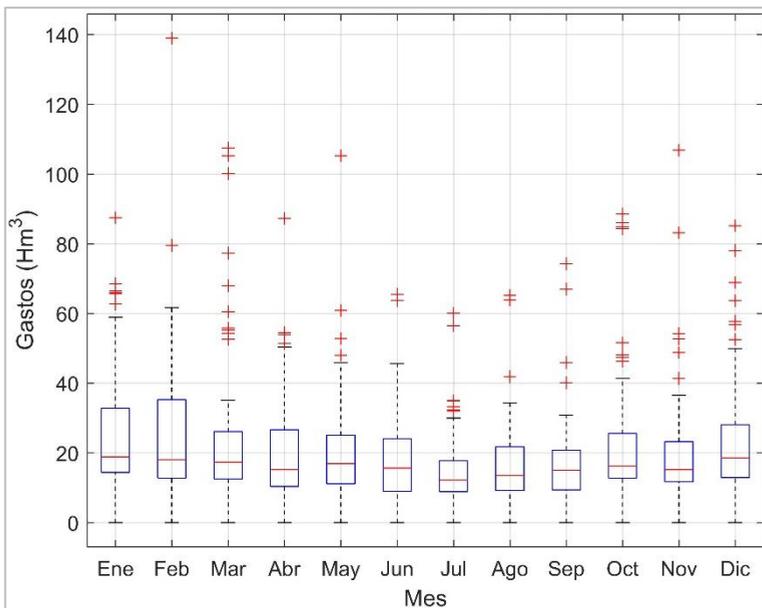


Figura C.18. Aportación media mensual (hm^3) para el periodo 1940-2012 para la subcuenca Tous. Fuente: Elaboración Propia.

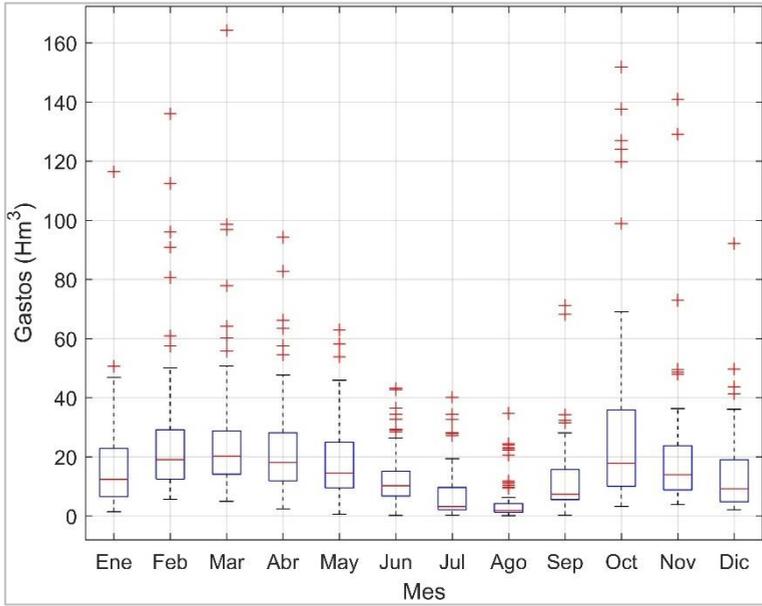


Figura C.19. Aportación media mensual (hm^3) para el periodo 1940-2012 para la subcuenca Huerto Mulet. Fuente: Elaboración Propia.

C.4 Información de escenarios de cambio climático

Los escenarios de cambio climático actuales para España fueron elaborados por Rodríguez et al. (2018), realizaron la actualización y recopilación de escenarios de cambio climático regionalizados del Plan de Nacional de Cambio Climático (PNACC) donde utilizaron información del quinto informe del IPCC (AR5) de los modelos climáticos acoplados del proyecto de intercomparación fase 5 (CMIP5, <http://www.ipcc.ch/report/ar5/>); de estos se realizó una regionalización dinámica por EURO-CORDEX y estadística por AEMET y VALUE. Los escenarios globales se basan en escenarios de emisiones RCP, los cuales se dividen en 4 líneas evolutivas las cuales son RCP2.6, RCP4.5, RCP6.0 Y RCP8.5 y las nuevas proyecciones regionales de EURO-CORDEX alcanzan una resolución de ~10km, aunque se restringen principalmente a los escenarios RCP4.5 y RCP8.5. Las proyecciones estadísticas siguen siendo puntuales, para la misma red de localidades de Escenarios-PNACC 2012. La información de Escenarios-PNACC 2017 se distribuye a través de AEMET y del “visor de escenarios de cambio climático de AdapteCCa” (<http://escenarios.adaptecca.es/>), que permite visualizar la información de las variables originales (para temperaturas y precipitación), así como de distintos índices climáticos definidos a partir de ellas, y descargar los datos (proporcionados a escala diaria) en un formato de fácil lectura, facilitando así su acceso y su uso (Rodríguez et al. 2018).

Los escenarios analizados para cambio climático que se encuentran disponibles regionalizados para la zona de estudio en alta resolución son 10. En la Tabla C.2 se muestran los modelos utilizados, el país donde se realizó, el centro de modelado (acrónimo) y la resolución aproximada en longitud y latitud.

Tabla C.2. Modelos climáticos globales. Fuente: elaboración propia con datos de Rodríguez et al. (2018).

Modelo	País	Centro	Resolución
ACCESS1-0	Australia	CSIRO-BOM	1.9°x1.2°
ACCESS1-3	Australia	CSIRO-BOM	1.9°x1.2°
CMCC-CM	Italia	CMCC	0.7°x0.7°
CMCC-CESM	Italia	CMCC	3.7°X3.4°
CNRM-CM5	Francia	CNRM-CERFACS	1.4°x1.4°
MIROC-ESM-CHEM	Japón	MIROC	2.8°X1.8°
MIROC-ESM	Japón	MIROC	2.8°X1.8°
MPI-ESM-LR	Alemania	MPI-M	1.9°x1.9°
MPI-ESM-MR	Alemania	MPI-M	1.9°x1.9°
MRI-CGCM3	Japón	MRI	1.1°x1.1°

De esta información se presentan dos proyecciones de los escenarios, la primera son proyecciones en rejilla basadas en regionalizaciones estadísticas análogas basadas en la rejilla Spain 02 versión 5 y las proyecciones puntuales basadas en estaciones puntuales las cuales fueron obtenidas aplicando técnicas estadísticas de regionalización (SDSM), ambas elaboradas por la Agencia Estatal de Meteorología (AEMET) Rodríguez et al. (2018). Se utilizaron las proyecciones análogas aplicadas a la zona de estudio que presentan periodos completos hasta el 2100 de los escenarios RCP 4.5 Garijo et al. (2018) analizó los escenarios análogos y los SDSM de las proyecciones elaboradas por la AEMET tanto el método de los análogos como el método de regionalización estadística donde concluye que el método de los análogos presenta mejores resultados con respecto a los valores anuales, sin embargo, aún estos subestiman los valores que tienden a la media y por lo tanto suavizan la variabilidad de las diferentes variables climáticas.

Tabla C.3. Escenarios de cambio climático regionales análogos: Fuente Elaboración propia con datos de Rodríguez et al. (2018).

REGIONALIZACIÓN	ESCENARIO	
	RCP 4.5	RCP 8.5
Análogo	ACCESS1-0	ACCESS1-0
	CNRM-CM5	CNRM-CM5
	MPI-ESM-LR	MPI-ESM-LR
	MPI-ESM-MR	MPI-ESM-MR
	MRI-CGCM3	MRI-CGCM3

La precipitación de los escenarios de cambio climático de acuerdo a los análisis realizados en la presente tesis se tiene mayor sesgo en los datos diarios de precipitación, subestimando la variabilidad diaria. Además, presenta una variabilidad menor por la concepción de los modelos. Estos, tienden a suavizar los escenarios, por tanto, se subestima la precipitación. Para el escenario RCP 4.5 para un futuro cercano entre el 2 y el 12%, para el futuro medio entre el 7 y el 20% y para un futuro lejano entre el 10 y el 25% (Figura C.20).

La temperatura presenta las mismas tendencias con respecto a los periodos observados. Para el escenario RCP 4.5 para el futuro cercano se prevé un incremento de la temperatura de 1°C (2010-2039), para el futuro medio un incremento cercano a 1.5°C y 2°C (2040-2079) y para el periodo 2070-2099 (Figura C.21).

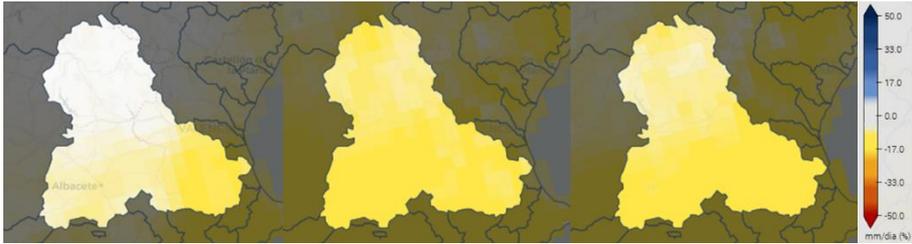


Figura C.20. Disminución relativa de la precipitación para un futuro cercano (izquierda), medio (centro) y lejano (derecha). Escenario RCP 4.5. Fuente: (Rodríguez et al. 2018).



Figura C.21. Incremento en la temperatura para un futuro cercano (izquierda), medio (centro) y lejano (derecha). Escenario RCP 4.5. Fuente: (Rodríguez et al. 2018)

ANEJO D ESCORRENTÍA

En el presente anejo se detallan las aportaciones simuladas mediante el modelo HBV calibrado en base a las variables históricas (Simulado HBV), los resultados obtenidos mediante los diferentes modelos estocásticos multivariados (Simulado AR-HBV) además los rangos de aportaciones para las 1000 series simuladas (Simulados).

En las Figuras D1 a D5 se presentan las aportaciones medias mensuales.

En las Figuras D6 a D10 son las aportaciones medias diarias.

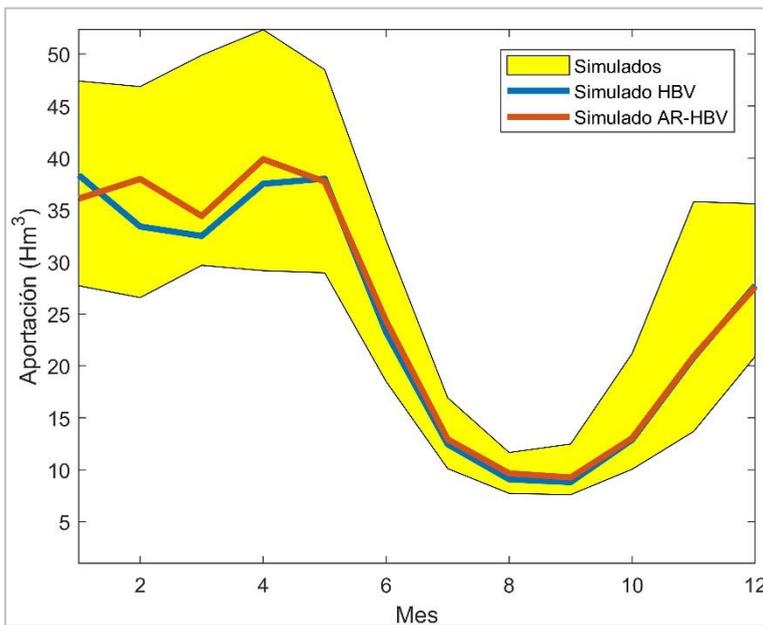


Figura D.1. Año medio para las aportaciones calibradas (azul), validadas (rojo) y rango de los modelos estocásticos (amarillo) para la cuenca Alarcón. Fuente: Elaboración Propia.

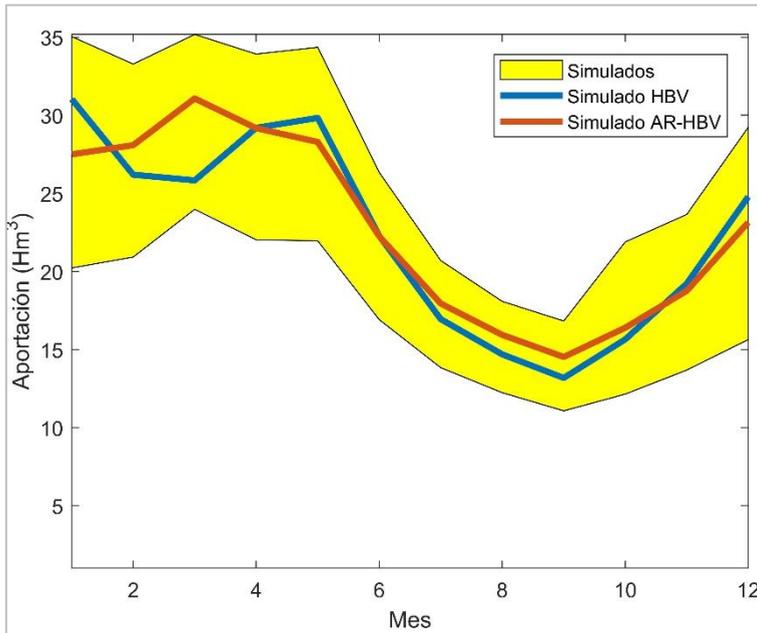


Figura D.2. Año medio para las aportaciones calibradas (azul), validadas (rojo) y rango de los modelos estocásticos (amarillo) para la cuenca Contreras. Fuente: Elaboración Propia.

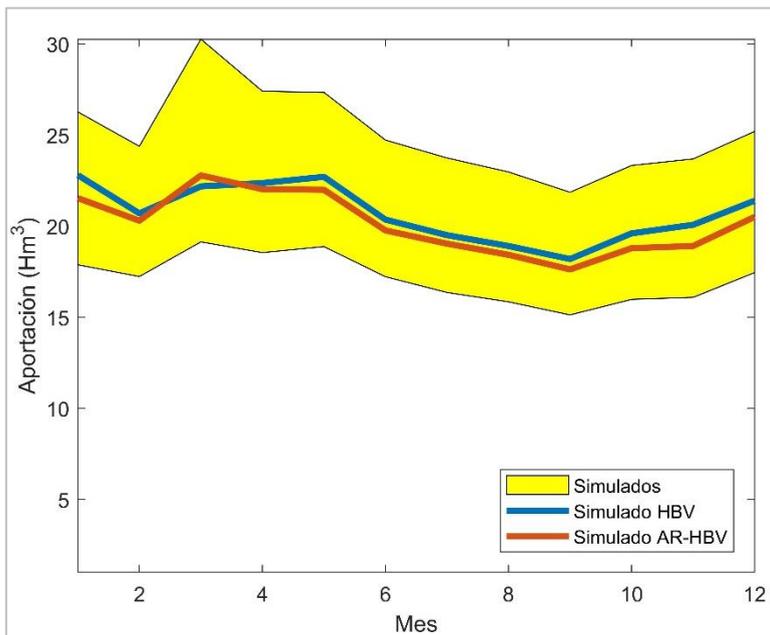


Figura D.3. Año medio para las aportaciones calibradas (azul), validadas (rojo) y rango de los modelos estocásticos (amarillo) para la cuenca Molinar. Fuente: Elaboración Propia.

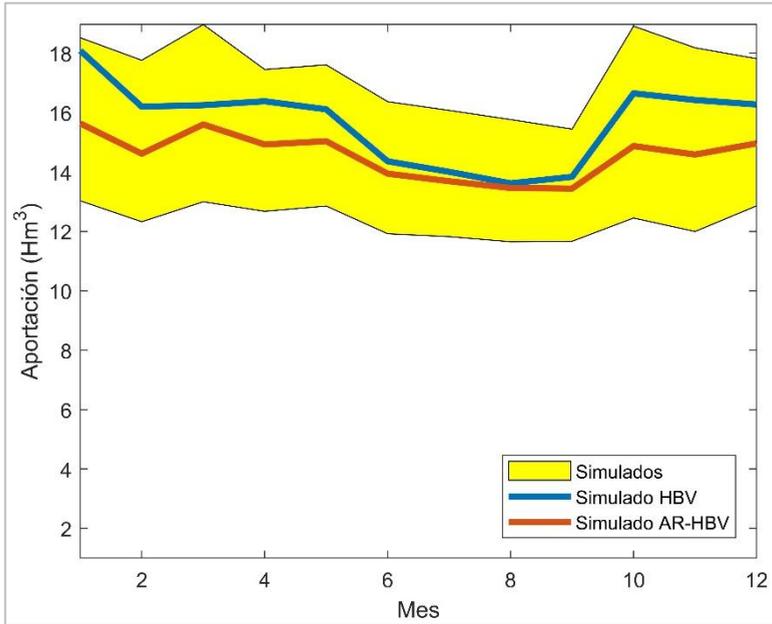


Figura D.4. Año medio para las aportaciones calibradas (azul), validadas (rojo) y rango de los modelos estocásticos (amarillo) para la cuenca Tous. Fuente: Elaboración Propia.

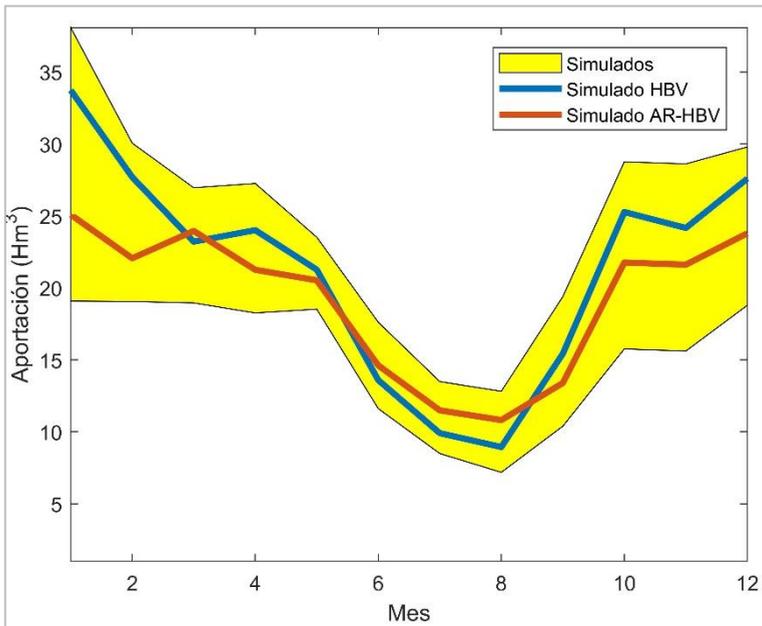


Figura D.5. Año medio para las aportaciones calibradas (azul), validadas (rojo) y rango de los modelos estocásticos (amarillo) para la cuenca Huerto Mulet. Fuente: Elaboración Propia.

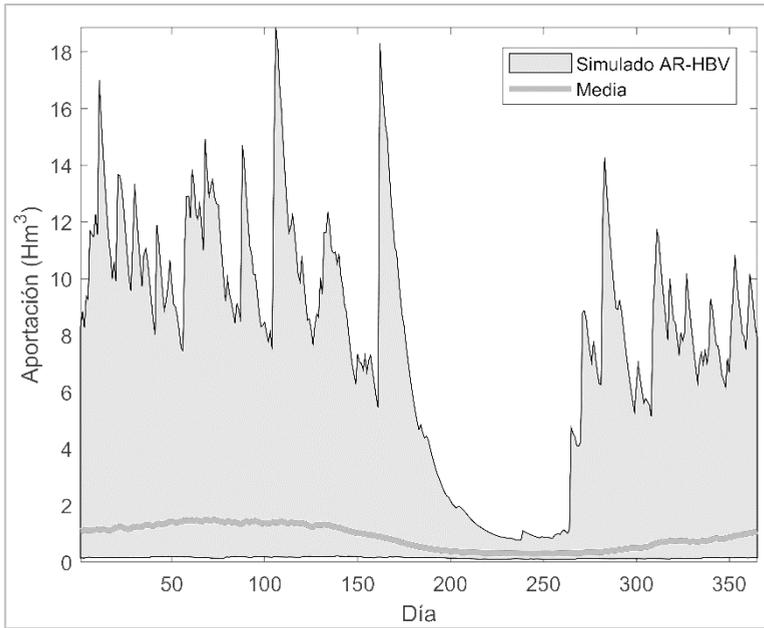


Figura D.6. Año medio para las aportaciones diarias simuladas y rango de los modelos estocásticos para la cuenca Alarcón. Fuente: Elaboración Propia.

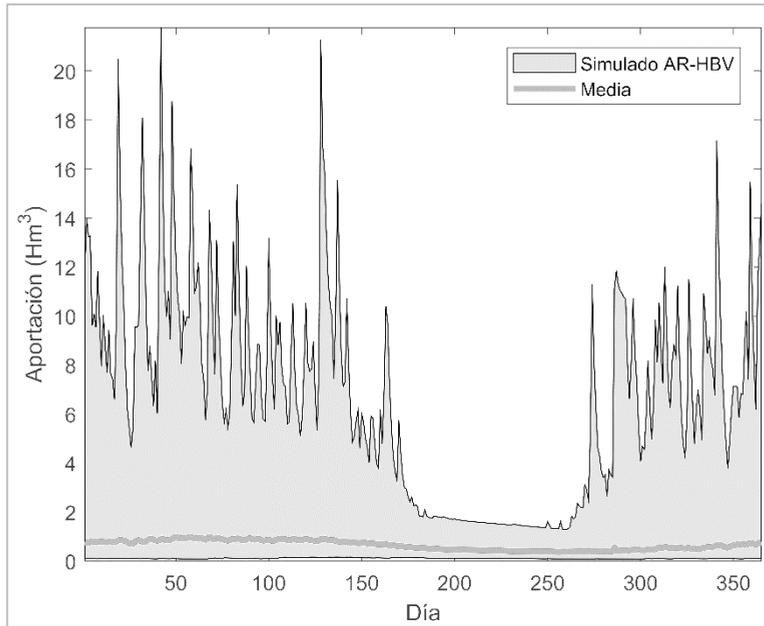


Figura D.7. Año medio para las aportaciones diarias simuladas y rango de los modelos estocásticos para la cuenca Contreras. Fuente: Elaboración Propia.

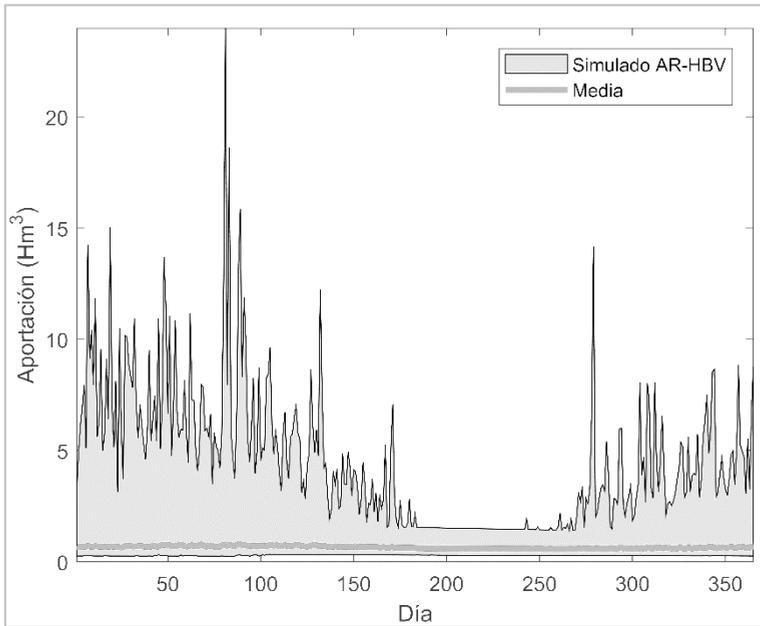


Figura D.8. Año medio para las aportaciones diarias simuladas y rango de los modelos estocásticos para la cuenca Molinar. Fuente: Elaboración Propia.

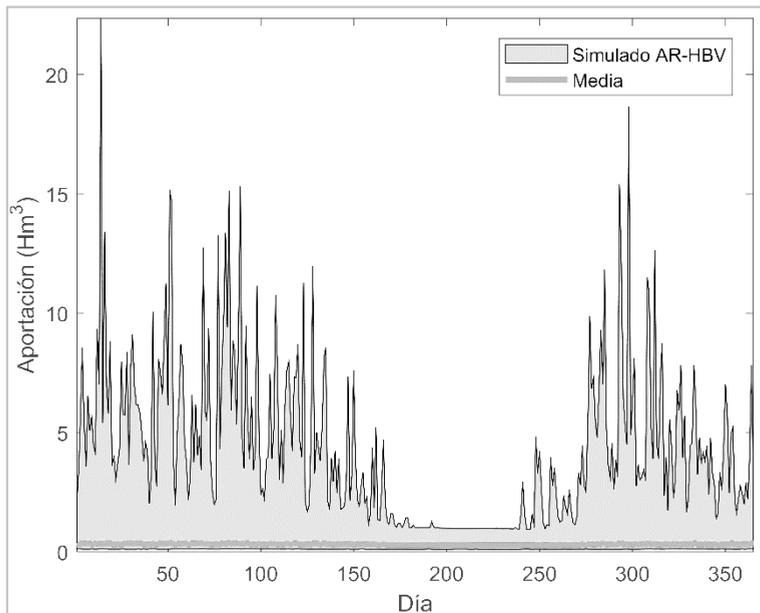


Figura D.9. Año medio para las aportaciones diarias simuladas y rango de los modelos estocásticos para la cuenca Tous. Fuente: Elaboración Propia.

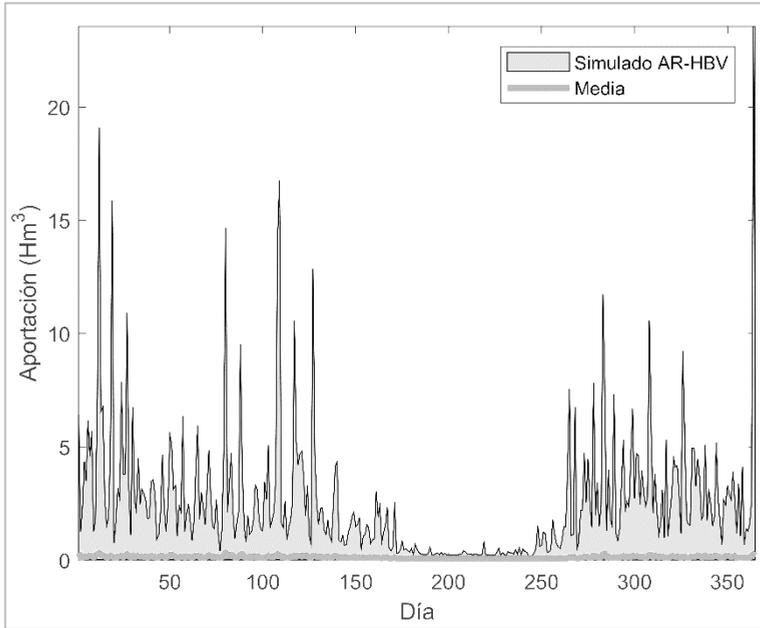


Figura D.10. Año medio para las aportaciones diarias simuladas y rango de los modelos estocásticos para la cuenca Huerto Mulet. Fuente: Elaboración Propia.