



UNIVERSITAT
POLITÈCNICA
DE VALÈNCIA

Tesis Doctoral

Análisis de pronósticos climáticos para la previsión de sequías Meteorológicas e Hidrológicas

Programa de Doctorado en Ingeniería del Agua y
Medioambiental

Doctorando: José Jaime Madrigal Barrera

Director: Dr. Abel Solera Solera

Valencia, septiembre 2020

Agradecimientos

A mi director, Abel Solera Solera, por haberme brindado la oportunidad de trabajar bajo su tutela y por haberme dirigido durante estos cuatro años de trabajo. Sus conocimientos, consejos y directrices permitieron que esta investigación pudiera llevarse a buen puerto.

A los profesores Javier Paredes Arquiola y Joaquín Andreu Álvarez, quienes fueron parte importante en el desarrollo de esta investigación, aportando conocimientos y opiniones que mejoraron sustancialmente esta tesis doctoral.

A los evaluadores de esta tesis, Luis Altarejos García, José María Bodoque del Pozo y Sandra Gabriela García Galiano, por dedicarle su tiempo y por contribuir con sus comentarios a mejorar su contenido.

Al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología de México (CONACYT) y a la Secretaría de Innovación, Ciencia y Desarrollo Tecnológico del Estado de Michoacán (SICDET), por el apoyo económico otorgado para la realización de mis estudios de doctorado.

A mis compañeros y amigos de despacho, por haber compartido conmigo los momentos buenos y los difíciles que pasamos durante tanto tiempo. Hicieron que el día a día fuera más llevadero, dejando grandes recuerdos y grandes enseñanzas.

Quiero agradecer especialmente a mi familia, por ser un gran apoyo durante esta larga travesía, sin ellos nada de esto habría sido posible. Les estaré siempre agradecido.

Resumen

Las sequías provocan graves daños sociales, económicos y ambientales en extensas superficies debido a la disminución de los caudales que discurren por los cauces y a la reducción de los volúmenes embalsados. Se han realizado muchos esfuerzos para poder minimizar los impactos de estos fenómenos naturales y sin lugar a dudas, las medidas anticipadas son, o debieran ser, la mejor herramienta para retrasar o evitar la aparición de sequías hidrológicas en fases más severas y disminuir sus efectos.

En las últimas dos décadas, los modelos climáticos estacionales han tenido una evolución importante, generando un gran volumen de información a escala global. A raíz del surgimiento de estos modelos y de su rápido crecimiento, se han realizado investigaciones en las que se evalúan las posibilidades de emplear sus pronósticos en diversos campos como en la gestión de los recursos hídricos.

En esta investigación se ha abordado el uso de dichos pronósticos en la gestión de cuencas o sistemas de recursos hídricos. Como resultado, se propone una metodología para corregir el sesgo sistemático de los pronósticos climáticos estacionales de precipitación y temperatura. Por otra parte, se plantea una metodología para evaluar la capacidad predictiva de eventos de sequías meteorológicas e hidrológicas de modelos climáticos. La metodología propuesta se basa en la generación de un índice agregado único para evaluar los pronósticos a escala de cuenca, haciendo con ello que la decisión sobre la utilidad del modelo climático sea simple.

Los resultados obtenidos demuestran que los modelos climáticos a escala estacional pueden tener una gran aplicación en la previsión de sequías tanto meteorológicas como hidrológicas. Al poder emplear los modelos climáticos para pronosticar estos eventos, se puede tener la capacidad de tomar medidas de mitigación de forma anticipada.

Los pronósticos climáticos se evaluaron en la cuenca del río Júcar, donde mostraron tener mejor desempeño que las series condicionadas obtenidas con un modelo estocástico clásico.

Resum

Les sequeres provoquen greus danys socials, econòmics i ambientals en extenses superfícies a causa de la disminució dels cabals que recorren pels llits dels seus rius i a la reducció dels volums embassats. S'han realitzat molts esforços per a poder minimitzar els impactes d'estos fenòmens naturals i sense cap dubte, les mesures anticipades són, o deurien ser, la millor ferramenta per a retardar o evitar l'aparició de sequeres hidrològiques en fases més severes i disminuir els seus impactes.

En les últimes dos dècades, els models climàtics estacionals han tingut una evolució important, generant un gran volum d'informació a escala global. Arran del sorgiment d'estos models i del seu ràpid creixement, s'han realitzat investigacions en les quals s'avaluen les possibilitats d'emprar els seus pronòstics en diversos marcs, com en la gestió dels recursos hídrics.

En esta investigació s'ha abordat l'ús d'estos pronòstics en la gestió de conques o sistemes de recursos hídrics. Com a resultat, es proposa una metodologia per a corregir el biaix sistemàtic dels pronòstics climàtics estacionals de precipitació i temperatura. D'altra banda, es planteja una metodologia per a avaluar la capacitat predictiva d'esdeveniments de sequeres meteorològiques i hidrològiques de models climàtics. La metodologia proposada es basa en la generació d'un índex agregat únic per a avaluar els pronòstics a escala de conca, fent amb això que la decisió sobre la utilitat del model climàtic siga simple.

Els resultats obtinguts demostren que els models climàtics a escala estacional poden tindre una gran aplicació en la previsió de sequeres tant meteorològiques com hidrològiques. Emprant els models climàtics per a pronosticar aquests esdeveniments, es pot tindre la capacitat de prendre mesures de mitigació de forma anticipada.

Els pronòstics climàtics es van avaluar en la conca del riu Xúquer, on van mostrar tindre millor rendiment que les sèries condicionades obtingudes amb un model estocàstic clàssic.

Abstract

Droughts produce severe social, economic and environmental damages over extensive areas due to water flow decrease in rivers and water volume reductions in reservoirs. Many efforts have been made to minimize the impacts of these natural phenomena and without doubt, early measures are, or should be, the best tool to delay or prevent the appearance of hydrological droughts in more severe phases and reduce their effects.

In the last two decades, seasonal climate models have developed significantly, generating a large amount of information on a global scale. As a result of the emergence of these models and their rapid growth, a lot of researches have been conducted to assess their potential use of their forecasts in various fields such as water resources management.

This research is focused on the use of such forecasts in basins management or water resource systems. As a result, a methodology is proposed to correct the systematic bias of seasonal climate forecasts of precipitation and temperature. Furthermore, a methodology is proposed to evaluate the predictive capacity of climate models for meteorological and hydrological drought events. The proposed methodology is based on the generation of a single aggregate index to evaluate forecasts at the basin scale, thus making the decision on the usefulness of the climate model simple.

The results obtained show that climate models on a seasonal scale can have a great application in the forecast of both meteorological and hydrological droughts. The capacity to use climate models to predict these events can provide the ability to take mitigation measures in advance.

The climate forecasts were evaluated in the Jucar River basin, where they showed better performance than the conditioned series obtained with a classical stochastic model.

Índice general

CAPÍTULO 1	1
INTRODUCCIÓN	1
1.1 MOTIVACIÓN.....	2
1.2 OBJETIVOS	3
1.3 ESTRUCTURA DEL DOCUMENTO	4
CAPÍTULO 2	7
ESTADO DEL ARTE	7
2.1 MODELOS CLIMÁTICOS	8
2.1.1 Breve reseña de los modelos climáticos	8
2.1.2 Tipos de modelos	11
2.1.3 Pronóstico de conjuntos	14
2.2 EVALUACIÓN DE LOS PRONÓSTICOS	15
2.3 MODELOS ESTACIONALES	17
2.4 CORRECCIÓN DEL SESGO	20
2.5 SEQUÍAS.....	22
2.5.1 Sequías meteorológicas.....	22
2.5.2 Sequías hidrológicas	23
CAPÍTULO 3	25
CASO DE ESTUDIO	25
3.1 CARACTERÍSTICAS FÍSICAS DE LA CUENCA DEL RÍO JÚCAR.....	26
3.2 USOS Y DEMANDAS DE AGUA	28
3.3 INVENTARIO DE RECURSOS HÍDRICOS	30
3.4 SEQUÍAS HISTÓRICAS EN LA CUENCA	31
3.4.1 Sequía histórica <u>1983/84 a 1985/86</u>	31

3.4.2 Sequía histórica 1992/93 a 1995/96	32
3.4.3 Sequía histórica 1997/98 a 2000/01	33
3.4.4 Sequía histórica 2004/05 a 2007/08	33
3.4.5 Sequía iniciada en 2013/14	33
3.5 DATOS UTILIZADOS	34
3.5.1 Pronósticos de precipitación y temperatura	35
3.5.2 Datos de contraste	37
CAPÍTULO 4	41
CORRECCIÓN DEL SESGO	41
4.1 MÉTODOS DE CORRECCIÓN DEL SESGO	42
4.1.1 Linear Scaling (LS).....	43
4.1.2 Quantile Mapping (QM)	44
4.2 ANÁLISIS DE PRONÓSTICOS DEL MODELO SYSTEM4	45
4.3 CORRECCIÓN DEL SESGO	46
4.3.1 Precipitación.	47
4.3.2 Temperatura	55
4.4 CONCLUSIONES	58
CAPÍTULO 5	61
EVALUACIÓN DE UN MODELO CLIMÁTICO PARA PRONÓSTICOS DE SEQUÍAS METEOROLÓGICAS	61
5.1 ANÁLISIS DE LOS TIEMPOS DE ENTREGA DE LOS PRONÓSTICOS	62
5.1.1 Tratamiento de los datos	62
5.1.2 Análisis paramétrico de los pronósticos.....	65
5.2 VERIFICACIÓN DE LAS PREVISIONES DE SEQUÍAS METEOROLÓGICAS	70
5.2.1 Tablas de contingencia.....	70

5.2.2	Análisis gráfico	79
5.2.3	Propuesta de Índice Agregado	86
5.2.4	Análisis del Índice Agregado para distintos meses de entrega	89
5.2.5	Análisis de los pronósticos acumulados a siete meses	90
5.2.6	Análisis del Índice Agregado con datos con sesgo corregido	92
5.2.7	Comparativa del modelo climático con un método estocástico clásico	94
5.3	CONCLUSIONES	96
CAPÍTULO 6		99
EVALUACIÓN DE PRONÓSTICOS DINÁMICOS DE CAUDALES		99
6.1	GENERACIÓN DE CAUDALES Y ANÁLISIS GRÁFICO	100
6.1.1	Modelo hidrológico	100
6.1.2	Generación de caudales	103
6.1.3	Comparativa de caudales a escala mensual	107
6.1.4	Comparativa de caudales acumulados a siete meses	111
6.2	ANÁLISIS DETERMINÍSTICO DE LOS CAUDALES	115
6.3	ANÁLISIS PROBABILÍSTICO DE LOS CAUDALES	119
6.3.1	Diagramas de rendimiento	119
6.3.2	Análisis por terciles	122
6.3.3	Análisis por terciles de las sequías históricas en la cuenca	127
6.4	Comparativa del modelo climático con un método estocástico clásico	130
6.5	CONCLUSIONES	132
CAPÍTULO 7		137
CONCLUSIONES GENERALES		137
7.1	Pronósticos estacionales y corrección del sesgo	138

7.2 Pronósticos de sequías meteorológicas e hidrológicas.....	140
7.3 Aportaciones originales de la tesis.....	141
7.4 Líneas futuras de investigación.....	142
REFERENCIAS	145
A N E X O S	161
ANEXO A.....	163
Tratamiento de datos.....	163
ANEXO B.....	171
Corrección del sesgo de pronósticos climáticos estacionales	171
ANEXO C.....	189
Sequías meteorológicas.....	189
ANEXO D.....	201
Sequías hidrológicas	201
ANEXO E.....	209
Modelo estocástico AR(1)	209

Índice de figuras

Figura 1. Evolución de la complejidad de los modelos climáticos	10
Figura 2. Mallado horizontal y vertical de un Modelo de Circulación General	11
Figura 3. Esquema del pronóstico de conjuntos.....	15
Figura 4. Demarcación Hidrográfica del Júcar. Sistemas de explotación.	26
Figura 5. Ríos y presas principales del sistema de explotación Júcar.	27
Figura 6. Aportaciones en la demarcación hidrográfica del Júcar en los años hidrológicos 1978/79 -1985/86	32
Figura 7. Caso de estudio. Subcuencas del río Júcar.....	34
Figura 8. Malla del modelo System4	36
Figura 9. Malla del modelo Spain02.v4	38
Figura 10. Precipitación mensual, anual y media anual de uno de los puntos seleccionados de la base de datos de Spain02.v4 para la subcuenca Huerto Mulet.....	39
Figura 11. Funciones de distribución empíricas.....	44
Figura 12. Comparación de los pronósticos de precipitación, respecto a los datos observados.....	45
Figura 13. Comparación de los pronósticos de temperatura media, respecto a los datos observados.....	46
Figura 14. Corrección del sesgo con el método LS con un periodo de control de 3 años.	49
Figura 15. Corrección del sesgo con el método LS con un periodo de control de 5 años.	49
Figura 16. Corrección del sesgo con el método LS con un periodo de control de 10 años.	50
Figura 17. Corrección del sesgo con el método LS con un periodo de control de 3 años. De 1998 a 2004.	51
Figura 18. Corrección del sesgo con el método QM con un periodo de control de 3 años.	52
Figura 19. Corrección del sesgo con el método QM con un periodo de control de 10 años.	53

Figura 20. Corrección del sesgo con el método QM con un periodo de control de 20 años.	53
Figura 21. Diagrama de cajas y bigotes para precipitaciones acumuladas a siete meses	54
Figura 22. Corrección del sesgo de las temperaturas medias con el método LS con un periodo de control de 3 años.	56
Figura 23. Corrección del sesgo de las temperaturas mínimas con el método LS con un periodo de control de 3 años.	57
Figura 24. Corrección del sesgo de las temperaturas máximas con el método LS con un periodo de control de 3 años.	57
Figura 25. Periodos de entrega de los pronósticos estacionales del modelo System4. Pronósticos iniciados en enero de 1981.	62
Figura 26. Generación de series continuas a partir de los pronósticos del modelo System4.	63
Figura 27. Concatenación de los miembros del ensamble de un modelo climático	65
Figura 28. Elementos del KGM para el mes de entrega cero.	70
Figura 29. Índices para el evento Éxito en el inicio de una sequía, para la subcuenca Alarcón.....	80
Figura 30. Índices para el evento Permanencia en sequía, para la subcuenca Alarcón	80
Figura 31. Índices para el evento Inicio anticipado de sequía, para la subcuenca Alarcón	81
Figura 32. Índices para el evento Inicio tardío de sequía, para la subcuenca Alarcón	81
Figura 33. Diagrama de rendimiento para el evento <i>Éxito en inicio</i> de sequía.....	83
Figura 34. Diagrama de rendimiento para el evento <i>Permanencia</i> en sequía.....	84
Figura 35. Diagrama de rendimiento para el evento <i>Inicio anticipado</i> de sequía.....	84
Figura 36. Diagrama de rendimiento para el evento <i>Inicio tardío</i> de sequía.....	85
Figura 37. Diagrama de rendimiento para el evento <i>Éxito en inicio</i> de sequía para las precipitaciones acumuladas a siete meses.....	91

Figura 38. Precipitación acumulada a siete meses para la subcuenca Alarcón.....	92
Figura 39. Esquema general del modelo HVB.....	103
Figura 40. Evapotranspiración acumulada a siete meses para la subcuenca Alarcón.	105
Figura 41. Caudales mensuales para la subcuenca Alarcón.....	108
Figura 42. Caudales mensuales para la subcuenca Contreras.	108
Figura 43. Caudales mensuales para la subcuenca Molinar.....	109
Figura 44. Caudales mensuales para la subcuenca Tous.....	110
Figura 45. Caudales mensuales para la subcuenca Huerto Mulet. ...	110
Figura 46. Caudales acumulados a siete meses para la subcuenca Alarcón.....	112
Figura 47. Caudales acumulados a siete meses para la subcuenca Contreras	113
Figura 48. Caudales acumulados a siete meses para la subcuenca Molinar	114
Figura 49. Caudales acumulados a siete meses para la subcuenca Tous.....	114
Figura 50. Caudales acumulados a siete meses para la subcuenca Mulet	115
Figura 51. Coeficientes de correlación de Pearson para la subcuenca Alarcón.....	118
Figura 52. Diagrama de rendimiento para el evento <i>Éxito en inicio</i> de sequía hidrológica, correspondiente a los CS.....	120
Figura 53. Diagrama de rendimiento para el evento <i>Éxito en inicio</i> de sequía hidrológica, correspondiente al mes de entrega cero de los PDC.....	121
Figura 54. Índice Agregado por Terciles para los PDC por mes de entrega.....	127
Figura 55. Caudales por terciles en la subcuenca Alarcón, durante la sequía del periodo 1992/93 a 1995/96.....	128
Figura 56. Caudales por terciles en la subcuenca Alarcón, durante la sequía del periodo 1997/98 a 2000/01.....	129
Figura 57. Caudales por terciles en la subcuenca Alarcón, durante la sequía del periodo 2004/05 a 2005/06.....	129

Figura 58. Índices Agregados por Terciles para los cien conjuntos de quince series sintéticas AR(1). 131

Figura A1. Malla del modelo System4 para España 164

Figura A2. Malla del modelo Spain02.v4 para la resolución de 0.11° 168

Figura B1. Corrección del sesgo con el método LS con un periodo de control de 3 años. Subcuenca Contreras..... 171

Figura B2. Corrección del sesgo con el método LS con un periodo de control de 3 años. Subcuenca Molinar. 171

Figura B3. Corrección del sesgo con el método LS con un periodo de control de 3 años. Subcuenca Tous. 172

Figura B4. Corrección del sesgo con el método LS con un periodo de control de 3 años. Subcuenca Mulet..... 172

Figura B5. Corrección del sesgo con el método LS con un periodo de control de 5 años. Subcuenca Contreras..... 173

Figura B6. Corrección del sesgo con el método LS con un periodo de control de 5 años. Subcuenca Molinar. 173

Figura B7. Corrección del sesgo con el método LS con un periodo de control de 5 años. Subcuenca Tous. 174

Figura B8. Corrección del sesgo con el método LS con un periodo de control de 5 años. Subcuenca Mulet..... 174

Figura B9. Corrección del sesgo con el método LS con un periodo de control de 10 años. Subcuenca Contreras..... 175

Figura B10. Corrección del sesgo con el método LS con un periodo de control de 10 años. Subcuenca Molinar. 175

Figura B11. Corrección del sesgo con el método LS con un periodo de control de 10 años. Subcuenca Tous. 176

Figura B12. Corrección del sesgo con el método LS con un periodo de control de 10 años. Subcuenca Mulet..... 176

Figura B13. Corrección del sesgo con el método QM con un periodo de control de 3 años. Subcuenca Contreras..... 177

Figura B14. Corrección del sesgo con el método QM con un periodo de control de 3 años. Subcuenca Molinar. 177

Figura B15. Corrección del sesgo con el método QM con un periodo de control de 3 años. Subcuenca Tous. 178

Figura B16. Corrección del sesgo con el método QM con un periodo de control de 3 años. Subcuenca Mulet..... 178

Figura B17. Corrección del sesgo con el método QM con un periodo de control de 10 años. Subcuenca Contreras..... 179

Figura B18. Corrección del sesgo con el método QM con un periodo de control de 10 años. Subcuenca Molinar. 179

Figura B19. Corrección del sesgo con el método QM con un periodo de control de 10 años. Subcuenca Tous. 180

Figura B20. Corrección del sesgo con el método QM con un periodo de control de 10 años. Subcuenca Mulet..... 180

Figura B21. Corrección del sesgo con el método QM con un periodo de control de 20 años. Subcuenca Contreras..... 181

Figura B22. Corrección del sesgo con el método QM con un periodo de control de 20 años. Subcuenca Molinar. 181

Figura B23. Corrección del sesgo con el método QM con un periodo de control de 20 años. Subcuenca Tous. 182

Figura B24. Corrección del sesgo con el método QM con un periodo de control de 20 años. Subcuenca Mulet..... 182

Figura B25. Corrección del sesgo de las temperaturas medias con el método LS con un periodo de control de 3 años. Subcuenca Contreras. 183

Figura B26. Corrección del sesgo de las temperaturas medias con el método LS con un periodo de control de 3 años. Subcuenca Molinar..... 183

Figura B27. Corrección del sesgo de las temperaturas medias con el método LS con un periodo de control de 3 años. SubcuencaTous. ... 184

Figura B28. Corrección del sesgo de las temperaturas medias con el método LS con un periodo de control de 3 años. Subcuenca Mulet. 184

Figura B29. Corrección del sesgo de las temperaturas mínimas con el método LS con un periodo de control de 3 años. Subcuenca Contreras. 185

Figura B30. Corrección del sesgo de las temperaturas mínimas con el método LS con un periodo de control de 3 años. Subcuenca Molinar..... 185

Figura B31. Corrección del sesgo de las temperaturas mínimas con el método LS con un periodo de control de 3 años. Subcuenca Tous... 186

Figura B32. Corrección del sesgo de las temperaturas mínimas con el método LS con un periodo de control de 3 años. Subcuenca Mulet. 186

Figura B33. Corrección del sesgo de las temperaturas máximas con el método LS con un periodo de control de 3 años. Subcuenca Contreras. 187

Figura B34. Corrección del sesgo de las temperaturas máximas con el método LS con un periodo de control de 3 años. Subcuenca Molinar. 187

Figura B35. Corrección del sesgo de las temperaturas máximas con el método LS con un periodo de control de 3 años. Subcuenca Tous... 188

Figura B36. Corrección del sesgo de las temperaturas máximas con el método LS con un periodo de control de 3 años. Subcuenca Mulet. 188

Figura C1. Diagrama de una Curva ROC. 197

Figura C2. Curva ROC para los datos sin corrección de sesgo. Mes de entrega cero. 198

Figura C3. Curva ROC para los datos corregidos por el método QM con un periodo de control de 10 años. Mes de entrega cero..... 199

Figura D1. Evapotraspiración acumulada a siete meses. Subcuenca Contreras. 201

Figura D2. Evapotraspiración acumulada a siete meses. Subcuenca Molinar. 201

Figura D3. Evapotraspiración acumulada a siete meses. Subcuenca Tous..... 202

Figura D4. Evapotraspiración acumulada a siete meses. Subcuenca Mulet. 202

Figura D5. Caudales por terciles en la subcuenca Contreras, durante la sequía del periodo 1992/93 a 1995/96..... 203

Figura D6. Caudales por terciles en la subcuenca Molinar, durante la sequía del periodo 1992/93 a 1995/96..... 203

Figura D7. Caudales por terciles en la subcuenca Tous, durante la sequía del periodo 1992/93 a 1995/96.....204

Figura D8. Caudales por terciles en la subcuenca Mulet, durante la sequía del periodo 1992/93 a 1995/96.....204

Figura D9. Caudales por terciles en la subcuenca Contreras, durante la sequía del periodo 1997/98 a 2000/01.....205

Figura D10. Caudales por terciles en la subcuenca Molinar, durante la sequía del periodo 1997/98 a 2000/01.....205

Figura D11. Caudales por terciles en la subcuenca Tous, durante la sequía del periodo 1997/98 a 2000/01.....206

Figura D12. Caudales por terciles en la subcuenca Mulet, durante la sequía del periodo 1997/98 a 2000/01.....206

Figura D13. Caudales por terciles en la subcuenca Contreras, durante la sequía del periodo 2004/05 a 2005/06.....207

Figura D14. Caudales por terciles en la subcuenca Molinar, durante la sequía del periodo 2004/05 a 2005/06.....207

Figura D15. Caudales por terciles en la subcuenca Tous, durante la sequía del periodo 2004/05 a 2005/06.....208

Figura D16. Caudales por terciles en la subcuenca Mulet, durante la sequía del periodo 2004/05 a 2005/06.....208

Índice de tablas

Tabla 1. Principales embalses del sistema de explotación Júcar.	30
Tabla 2. Subcuencas del río Júcar.	35
Tabla 3. Puntos seleccionados del modelo System4 para cada subcuenca	37
Tabla 4. Periodos de las series continuas de los pronósticos del modelo System4.	64
Tabla 5. NSE y KGM para los pronósticos de precipitación originales.	67
Tabla 6. NSE y KGM para los pronósticos de precipitación corregidos por el método LS con un periodo de control de tres años.	67
Tabla 7. NSE y KGM para los pronósticos de precipitación corregidos por el método QM con un periodo de control de diez años.....	68
Tabla 8. Tabla de contingencia.....	72
Tabla 9. Tabla de contingencia modificada de 3x3 dimensiones.	75
Tabla 10. Tabla de contingencia para el evento <i>Éxito en inicio</i>	77
Tabla 11. Tabla de contingencia para el evento <i>Inicio anticipado</i>	77
Tabla 12. Tabla de contingencia para el evento <i>Inicio tardío</i>	77
Tabla 13. Tabla de contingencia para el evento <i>Permanencia</i> en sequía.	78
Tabla 14. Índices de las tablas de contingencia para los eventos <i>Éxito en inicio</i> y <i>Permanencia</i> de sequía.	78
Tabla 15. Índices de las tablas de contingencia para los eventos <i>Inicio anticipado</i> e <i>Inicio tardío</i> de sequía.	79
Tabla 16. Índices Agregados para la cuenca del río Júcar.....	88
Tabla 17. Índices Agregados para la cuenca del río Júcar para distintos meses de entrega de los pronósticos.	89
Tabla 18. Índices Agregados para la cuenca del río Júcar para distintos meses de entrega de los pronósticos corregido por el método QM.	93
Tabla 19. Índices Agregados para la cuenca del río Júcar para distintos meses de entrega de los pronósticos corregido por el método LS.....	94
Tabla 20. Índices Agregados para la cuenca del río Júcar. Pronósticos generados con un modelo AR(1).	95
Tabla 21. Puntos de aforo de la cuenca del río Júcar.	106

Tabla 22. Parámetros de modelación precipitación-escorrentía.	107
Tabla 23. Índices de ajuste NSE para los caudales obtenidos con los datos de los modelos Spain02.v4 (CS) y System4 (PDC).....	116
Tabla 24. Pronósticos dinámicos de caudales iniciados en enero de 2006.....	123
Tabla 25. Tablas de contingencia para la comparativa RRN-CS.	125
Tabla 26. Tablas de contingencia para la comparativa RRN-PDC, para el mes de entrega cero.	126
Tabla 27. Tablas de contingencia para la comparativa RRN-AR1... 131	
Tabla A1. Variables de los pronósticos del modelo System4.	163
Tabla A2. Variables del modelo Spain02.v4.	167
Tabla C1. NSE y KGM para los pronósticos de precipitación originales. Subcuenca Contreras.	189
Tabla C2. NSE y KGM para los pronósticos de precipitación originales. Subcuenca Molinar.	189
Tabla C3. NSE y KGM para los pronósticos de precipitación originales. Subcuenca Tous.....	189
Tabla C4. NSE y KGM para los pronósticos de precipitación originales. Subcuenca Mulet.	190
Tabla C5. NSE y KGM para los pronósticos de precipitación corregidos por el método LS con un periodo de control de tres años. Subcuenca Contreras.	190
Tabla C6. NSE y KGM para los pronósticos de precipitación corregidos por el método LS con un periodo de control de tres años. Subcuenca Molinar.	190
Tabla C7. NSE y KGM para los pronósticos de precipitación corregidos por el método LS con un periodo de control de tres años. Subcuenca Tous.	191
Tabla C8. NSE y KGM para los pronósticos de precipitación corregidos por el método LS con un periodo de control de tres años. Subcuenca Mulet.	191
Tabla C9. NSE y KGM para los pronósticos de precipitación corregidos por el método QM con un periodo de control de diez años. Subcuenca Contreras.	191

Tabla C10. NSE y KGM para los pronósticos de precipitación corregidos por el método QM con un periodo de control de diez años. Subcuenca Molinar.....	192
Tabla C11. NSE y KGM para los pronósticos de precipitación corregidos por el método QM con un periodo de control de diez años. Subcuenca Tous.....	192
Tabla C12. NSE y KGM para los pronósticos de precipitación corregidos por el método QM con un periodo de control de diez años. Subcuenca Mulet.	192
Tabla C13. Índices de las tablas de contingencia para los eventos <i>Éxito en inicio</i> y <i>Permanencia</i> de sequía. Subcuenca Contreras.	193
Tabla C14. Índices de las tablas de contingencia para los eventos <i>Inicio anticipado</i> e <i>Inicio tardío</i> de sequía. Subcuenca Contreras.	193
Tabla C15. Índices de las tablas de contingencia para los eventos <i>Éxito en inicio</i> y <i>Permanencia</i> de sequía. Subcuenca Molinar.....	194
Tabla C16. Índices de las tablas de contingencia para los eventos <i>Inicio anticipado</i> e <i>Inicio tardío</i> de sequía. Subcuenca Molinar.	194
Tabla C17. Índices de las tablas de contingencia para los eventos <i>Éxito en inicio</i> y <i>Permanencia</i> de sequía. Subcuenca Tous.....	195
Tabla C18. Índices de las tablas de contingencia para los eventos <i>Inicio anticipado</i> e <i>Inicio tardío</i> de sequía. Subcuenca Tous.....	195
Tabla C19. Índices de las tablas de contingencia para los eventos <i>Éxito en inicio</i> y <i>Permanencia</i> de sequía. Subcuenca Mulet.	196
Tabla C20. Índices de las tablas de contingencia para los eventos <i>Inicio anticipado</i> e <i>Inicio tardío</i> de sequía. Subcuenca Mulet.	196

Abreviaturas

AAO	Oscilación del Antártico
AGCM	Modelo de Circulación General Atmosférico
AR	Modelo Autorregresivo
ARMA	Modelo Autorregresivo de Media Móvil
AO	Oscilación del Ártico
CS	Caudales generados con datos del modelo Spain02.v4
DHJ	Demarcación Hidrográfica del Júcar
E	Escenario de sequía (va de 1 a 5)
EBMs	Modelos climáticos de Balance de Energía
ENSO	Oscilación del Sur-El Niño
EMICs	Modelos climáticos con complejidad intermedia
EMSHI	Entidad Metropolitana de Servicios Hidráulicos
EVALHID	Módulo informático para la EVALUación de los recursos HIDricos
FAR	Índice de falsas alarmas
GCMs	Modelos de Circulación General
HBV	Modelo Hydrologiska Byråns Vattenbalansavdelning
HLR	Algoritmo Hipercubo Latino más Rosenbrock
IA	Índice Agregado de evaluación de pronósticos de sequías meteorológicas
IAT	Índice Agregado por Terciles para sequías hidrológicas
KGM	Índice de eficiencia de Kling-Gupta Modificado
LS	Método de corrección de sesgo de escalamiento lineal

M	Miembro del ensamble del modelo climático (va de 1 a 15)
ME	Mes de entrega del modelo climático (va de 0 a 6)
NAO	Oscilación del Atlántico Norte
NSE	Índice de eficiencia de Nash-Sutcliffe
OAGCMs	Modelos de Circulación General acoplados Océano-Atmósfera
OGCMs	Modelos de Circulación General Oceánicos
PC	Índice de proporción correcta
PDC	Pronósticos Dinámicos de Caudales (System4)
PNA	Patrón de conexión del Pacífico de América del Norte
POD	Índice de probabilidad de detección
POFD	Índice de probabilidad de falsa detección
QM	Método de corrección de sesgo de mapeo de cuantiles
RCMs	Modelos climáticos Radiativos-Convectivos
RRN	Caudales aforados restituidos a régimen natural
RTRJ	Riegos Tradicionales de la Ribera del Júcar
SCE-UA	Algoritmo Shuffled Complex Evolution
SDMs	Modelos climáticos Estadísticos-Dinámicos
SMHI	Instituto Meteorológico e Hidrológico de Suecia
SR	Índice de éxitos
SST	Temperatura de la superficie del mar
System4	Modelo acoplado estacional System4
TS	Índice de amenaza
UDU	Unidades de demanda urbana

CAPÍTULO 1

INTRODUCCIÓN

En este capítulo se describe la motivación que llevó al desarrollo de esta tesis doctoral, en la que la parte medular es la evaluación de previsiones climáticas estacionales para pronosticar sequías meteorológicas e hidrológicas. Posteriormente se describen los objetivos específicos seguidos para la consecución de la tesis y finalmente se presenta la estructura general del documento.

1.1 MOTIVACIÓN

Las sequías son fenómenos naturales complejos que causan grandes daños ambientales, sociales y económicos. Entre los impactos ambientales está la migración de fauna por la pérdida de su hábitat, mayor número de incendios, erosión del suelo, pérdida de humedales, etcétera. Los impactos económicos se centran principalmente en la pérdida económica debido a la reducción de cultivos, además del incremento en el precio de alimentos o servicios como el agua y la energía eléctrica. Finalmente, los impactos sociales más importantes son los problemas de salud debido al polvo o a la calidad del agua, las pérdidas humanas y la depresión por las pérdidas económicas.

En Estados Unidos, el Centro Nacional de Mitigación de Sequías estima que las sequías provocan pérdidas de entre seis y ocho billones de dólares anuales; principalmente en los sectores agrícola, transporte, turismo y energía. Por otra parte, España se vio afectada por una sequía entre los años hidrológicos 2004/05 y 2006/07, periodo en el cual se invirtieron casi 653 millones de euros para mitigar los efectos del fenómeno natural, mientras que en la Demarcación Hidrográfica del Júcar la inversión fue de 75 millones de euros aproximadamente. A raíz de esta sequía, se realizaron planes especiales de actuación en donde, mediante indicadores de estado, se buscaba prever situaciones de sequías (CHJ, 2018). De acuerdo a estos indicadores, si un sistema está en estado de prealerta de sequía se deben tomar ciertas medidas, tales como medidas de ahorro, aportaciones de recursos complementarios o la puesta en marcha de pozos de sequías.

Los indicadores de estado acompañados de un pronóstico de un eventual episodio de sequía, pueden ser una potente herramienta para los tomadores de decisiones. La combinación de los indicadores y los pronósticos de sequías permitirían tomar las medidas establecidas en los planes especiales de sequías con suficiente anticipación para paliar los daños que estos fenómenos naturales pueden ocasionar.

La investigación que se presenta en esta tesis surge de la posibilidad de emplear los pronósticos estacionales de precipitación y temperatura, procedentes de modelos climáticos, en la previsión de eventos de

sequías, los cuales a su vez permitirían emplear de forma anticipada medidas para retrasar o evitar entrar en fases más severas de escasez.

1.2 OBJETIVOS

El objetivo principal de esta investigación es proponer una metodología que permita evaluar la capacidad de los modelos climáticos para pronosticar la ocurrencia de eventos de sequías. Esto con la finalidad de que la vasta información de pronósticos climáticos con la que se cuenta en la actualidad pueda ser aprovechada en la gestión de los recursos hídricos permitiendo un mayor conocimiento de las posibles condiciones meteorológicas e hidrológicas futuras de la cuenca.

Para alcanzar este objetivo se trazaron algunas metas específicas, las cuales se describen a continuación.

- Determinar una metodología adecuada para corregir el sesgo sistemático de los pronósticos climáticos a escala estacional, tanto para datos de precipitación como de temperatura.
- Proponer una metodología de evaluación de modelos climáticos estacionales sobre su capacidad predictiva de sequías meteorológicas, incluyendo la intensidad de las sequías al considerar distintos umbrales.
- Proponer un índice agregado a escala de cuenca para la evaluación de pronósticos de sequías meteorológicas.
- Obtener pronósticos de caudales dinámicos alimentando un modelo de precipitación-escorrentía con los pronósticos estacionales de un modelo climático.
- Proponer una metodología que permita evaluar la capacidad predictiva de sequías hidrológicas de modelos climáticos estacionales.
- Proponer un índice agregado a escala de cuenca para la evaluación de pronósticos de sequías hidrológicas.

- Comparar los resultados de la evaluación de los pronósticos climáticos con series equiprobables obtenidas con modelos estocásticos.

Para la consecución de los objetivos descritos, se estudió la cuenca del río Júcar debido a que es una zona proclive a presentar eventos de sequías de larga duración y a que es un sistema de recursos hídricos altamente regulado. El modelo climático evaluado es el modelo acoplado Océano-Atmósfera System4, desarrollado por el Centro Europeo de Previsiones Meteorológicas a Plazo Medio (ECMWF por sus siglas en inglés).

1.3 ESTRUCTURA DEL DOCUMENTO

La presente tesis se divide en siete capítulos, los cuales se describen brevemente a continuación.

1. *Introducción*. En este capítulo se presenta la motivación de la investigación y se describen los objetivos y la estructura del documento.
2. *Estado del arte*. Se describe la evolución de los modelos climáticos y se presenta una revisión sobre el estado del arte de las metodologías de verificación de pronósticos climáticos. Se muestran los aportes a la literatura sobre los métodos de corrección del sesgo sistemático y del uso de pronósticos climáticos en la previsión de sequías.
3. *Caso de estudio*. En este capítulo se caracteriza la zona de estudio; describiéndose el marco físico de la cuenca del río Júcar, sus usos y demandas, y las sequías históricas presentadas en las últimas cuatro décadas. Finalmente, se describen los datos empleados en la investigación.
4. *Corrección del sesgo*. Se evalúan los métodos de corrección de sesgo de Escalamiento Lineal y de Mapeo de Cuantiles, analizando su comportamiento al emplear distintos periodos de

control. Los datos de contraste provienen del modelo de interpolación Spain02.v4.

5. *Evaluación de un modelo climático para pronósticos de sequías meteorológicas.* En este capítulo se realiza un análisis de los pronósticos climáticos por mes de entrega y posteriormente se propone una metodología para evaluar la capacidad de predicción de sequías meteorológicas del modelo climático, a través de un índice agregado a escala de cuenca.
6. *Evaluación de pronósticos dinámicos de caudales.* Se obtienen caudales a partir de los pronósticos climáticos y de los datos del modelo Spain02.v4. Se evalúa la capacidad predictiva de sequías hidrológicas del modelo climático, mediante la propuesta de una metodología que permite obtener un índice agregado para toda la cuenca.
7. *Conclusiones.* En este capítulo se realiza una síntesis de la investigación, describiendo las principales conclusiones y se mencionan posibles líneas futuras de investigación.

CAPÍTULO 2

ESTADO DEL ARTE

En este capítulo se muestran los avances recientes en los temas concernientes a esta tesis, como lo es la verificación de previsiones de modelos climáticos a escala estacional, métodos de corrección del sesgo sistemático y técnicas de pronósticos de sequías meteorológicas y sequías hidrológicas.

Además del estado del arte de los distintos temas, se presenta de forma resumida el marco teórico de la investigación de esta tesis.

2.1 MODELOS CLIMÁTICOS

2.1.1 Breve reseña de los modelos climáticos

Con la finalidad de conocer los fenómenos físicos que ocurren en la atmósfera, el ser humano ha intentado crear modelos que le permitan estudiar el comportamiento de distintas variables climáticas. Los primeros intentos por conocer este tipo de fenómenos datan del siglo III a. c. con Eratóstenes, quien dedujo la forma esférica de la Tierra y relacionó el clima con la inclinación del Sol. Sin embargo, no fue sino hasta la segunda mitad del siglo XVII que se publicó la primera teoría sobre la relación del clima con la latitud, trabajo desarrollado por Edmond Halley (Halley, 1686). A partir del modelo conceptual de Halley, se infirió la estructura de la circulación atmosférica a gran escala, pero fue hasta después de la segunda guerra mundial que se inició la recopilación de datos de la parte superior de la atmósfera a partir del descubrimiento de la corriente en chorro (Edwards, 2011; Lewis, 2003).

A mediados de la década de 1950, Norman Phillips realizó el primer intento de computarizar un modelo climático de circulación global (Phillips, 1956). El modelo de Phillips era limitado debido a la insuficiente capacidad de cómputo de la época y se basaba en una hoja cilíndrica para evitar la geometría compleja. A pesar de las limitantes, el modelo tuvo éxito y demostró que era posible simular el movimiento de la atmósfera a escala mensual e incluso a largo plazo, dando paso con ello a los primeros modelos de circulación general atmosférica, los cuales fueron desarrollados a la par que los modelos Radiativos-Convectivos en la década de 1960. Posteriormente, se crearon otros modelos climáticos; los modelos de Balance de Energía (EBMs por sus siglas en inglés) descritos en la literatura por primera vez en 1969, un año después aparecieron los modelos Estadísticos-Dinámicos (SDMs) y finalmente los modelos con complejidad intermedia (EMICs por sus siglas en inglés). Estos últimos han sido los que han presentado una mayor evolución en las últimas décadas (McGuffie y Henderson-Sellers, 2005).

Los modelos climáticos buscan reproducir los procesos del clima del planeta analizando diversos componentes mediante la solución de sistemas de ecuaciones diferenciales que parten de las leyes de la física, de la mecánica de fluidos y de la química. A partir de la década de 1970 los modelos climáticos aumentaron su complejidad al considerar cada vez más componentes, lo que fue posible gracias al incremento de la capacidad de cómputo. Estos componentes se pueden agrupar en Radiación, Dinámicos, Procesos Superficiales y Químicos, además de la resolución espacio-temporal. Dentro de los componentes de Radiación se encuentra la forma de entrada de la radiación solar, su absorción en la atmósfera y en el océano, y la emisión de radiación infrarroja. En cuanto a los componentes Dinámicos, está el movimiento de la energía alrededor de la atmósfera como consecuencia de los vientos, y las corrientes oceánicas. Los Procesos Superficiales son los relacionados con el mar, el hielo, la vegetación y los cambios de humedad. Los componentes Químicos se refieren a la composición química de la atmósfera y las interacciones con otros componentes como los intercambios de Carbón entre el océano, la superficie continental y la atmósfera. Finalmente, las escalas temporal y espacial se refieren a los pasos de tiempo en la modelación y el tamaño de las celdas donde se resuelven las ecuaciones, respectivamente. La solución de estas ecuaciones incluye tal número de operaciones matemáticas que deben ser ejecutadas en supercomputadoras; por ejemplo, el Community Climate System Model del Centro Nacional de Investigación Atmosférica de los Estados Unidos (NCAR), es tan complejo que requiere de cerca de tres billones de cálculos para simular un solo día en el planeta y puede tomar miles de horas para que la supercomputadora ejecute el modelo (Farmer y Cook, 2013).

En la Figura 1 se muestra la evolución de la complejidad de los modelos climáticos de acuerdo a los distintos reportes del Grupo Intergubernamental de Expertos sobre el Cambio Climático (IPCC por sus siglas en inglés).

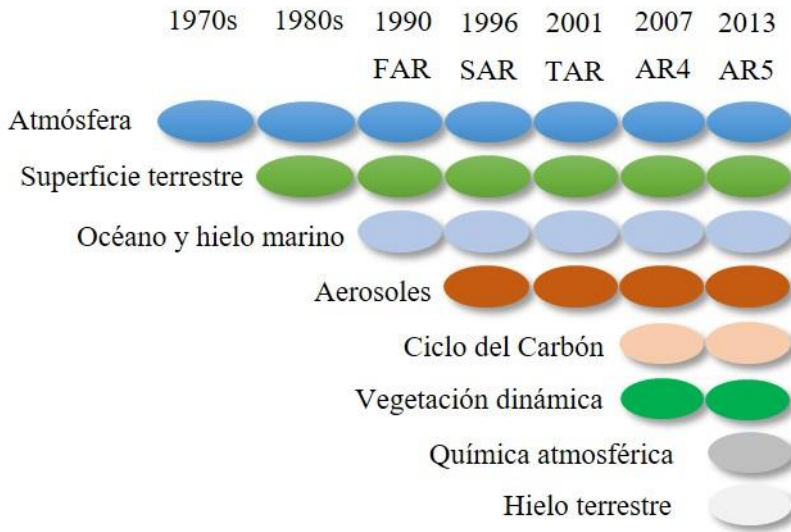


Figura 1. Evolución de la complejidad de los modelos climáticos. Modificado de Ambrizzi et al., (2019). FAR, Primer informe de evaluación del IPCC; SAR, Segundo informe de evaluación del IPCC; TAR, Tercer informe de evaluación del IPCC; AR4, Cuarto informe de evaluación del IPCC; AR5, Quinto informe de evaluación del IPCC.

Para reproducir los procesos del océano y de la atmósfera, los modelos climáticos más complejos dividen el planeta en celdas con un mallado de tres dimensiones. Las ecuaciones que constituyen los modelos climáticos se resuelven en cada celda, evaluando la interacción con las celdas contiguas. El tamaño de las celdas también ha evolucionado con el paso del tiempo. En el primer informe de evaluación del IPCC la resolución correspondía al truncamiento T21 (malla espectral), es decir, 32x64 celdas de latitud y longitud, respectivamente; cada celda era de aproximadamente 625 km en el ecuador, que corresponde a 5.61°. Para el segundo informe del IPCC la resolución se incrementó al truncamiento T42, considerando celdas de 310 km que equivalen a 2.79°, con un mallado de 64x128 celdas. En el tercer informe del IPCC el truncamiento era el T63 correspondiente a celdas de 210 km (1.88°) y un mallado de 96x192. En el cuarto reporte del IPCC el truncamiento fue el T106 con celdas de 125 km (1.12°) y una malla de 160x320 celdas. En la actualidad, existen modelos con truncamiento T3999 que

corresponde a celdas de 5 km (Abdalla et al., 2013; Farmer y Cook, 2013; National Center for Atmospheric Research Staff, 2017).

En la Figura 2 se muestra el esquema del mallado 3-D de un Modelo de Circulación General.

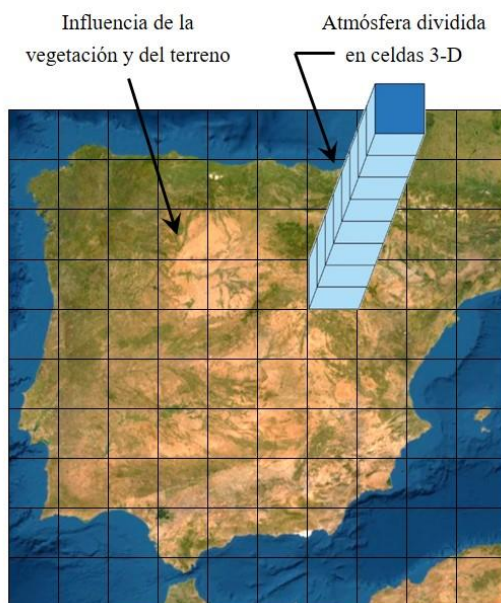


Figura 2. Mallado horizontal y vertical de un Modelo de Circulación General. Adaptado de Mann y Kump (2015).

2.1.2 Tipos de modelos

Después del prototipo de Phillips, la modelación numérica del sistema climático inició en la década de 1960 con los trabajos de Budyko, Manabe, Sellers entre otros (Flato, 2011; Washington y Parkinson, 2005). En la actualidad existen cuatro tipos básicos de modelos climáticos, los cuales se describen brevemente a continuación.

- Modelos de Balance de Energía (EBMs). Estos modelos estiman los cambios en el sistema climático a partir del análisis de la entrada de energía a la Tierra. Se enfocan en la energía y en la termodinámica sin pretender resolver la dinámica del sistema climático. Estos modelos no incluyen una dimensión

espacial explícita y proveen únicamente un promedio global de las variables analizadas. Los EBMs son ampliamente utilizados para investigar la sensibilidad del sistema climático a cambios externos, así como para interpretar resultados de modelos más complejos (McGuffie y Henderson-Sellers, 2005; North, 1981; Rose y Marshall, 2009).

- Modelos Radiativos-Convectivos (RCMs). Estos modelos pueden ser de una o dos dimensiones. Los modelos de una sola dimensión simulan la transferencia de energía y las diferencias de radiatividad a través de la atmósfera de forma vertical (altitud). Los modelos de dos dimensiones realizan las simulaciones vertical y horizontalmente. Los RCMs pueden determinar los efectos de las variaciones de la concentración de los gases de efecto invernadero en la proporción efectiva de radiación térmica de la Tierra (emisividad) y por lo tanto la temperatura de la superficie del planeta. Los RCMs pueden determinar la emisividad local y el albedo (Farmer y Cook, 2013; Kluft et al., 2019; Ramanathan y Coakley, 1978).
- Modelos con restricciones dimensionales. Estos modelos están formados o por dos dimensiones horizontales o una vertical y una horizontal. Esta última versión corresponde a la combinación de la dimensión latitudinal de los modelos EBMs con la dimensión vertical de los RCMs. En estos modelos un conjunto de estadísticas resume las velocidades y direcciones de los vientos y un coeficiente de difusión rige el transporte de energía. Debido al enfoque descrito, estos modelos se denominan Modelos Estadísticos-Dinámicos (SDMs). Los SDMs se suelen utilizar para analizar las corrientes de energía horizontales y los procesos que las interrumpen. Estos modelos pueden considerarse como los primeros intentos de modelización de la Tierra con una complejidad intermedia (EMICs) (Avisar, 1992; Franchito y Rao, 2015; McGuffie y Henderson-Sellers, 2005; Saltzman, 1978).
- Modelos de Circulación General (GCMs). Estos son los modelos más complejos, tienen tres dimensiones y representan

los procesos físicos en la atmósfera, el océano y la superficie continental. Las ecuaciones fundamentales resueltas en los GCMs se dividen en cuatro bloques: Conservación de la energía (primera ley de la termodinámica), Conservación de la cantidad de movimiento (segunda ley de Newton), Conservación de la masa (ecuación de la continuidad) y la Ley de gases ideales. Estas ecuaciones se resuelven para cada punto de la malla en la que se divide el sistema, lo cual conlleva a enormes cantidades de tiempo de cómputo por lo que se requiere del uso de supercomputadoras. Por ejemplo, un Modelo de Circulación General Atmosférico (AGCM) de baja resolución requiere de alrededor de 48 megabytes de memoria, mientras que un modelo de alta resolución puede requerir de hasta 160 megabytes. Esta información almacenada debe ser accedida y actualizada en cada paso de tiempo del modelo. Los mallados atmosféricos actuales suelen estar espaciados a cada 2° de latitud y longitud con pasos de tiempo de 20 a 30 minutos aproximadamente. La resolución vertical se obtiene dividiendo la atmósfera entre seis y cincuenta niveles (Holton, 2004; Lorenz, 1967; Neelin, 2011).

Dada la importancia del océano en el ciclo del Carbón, se han desarrollado Modelos de Circulación General Oceánicos (OGCMs). Estos modelos calculan la evolución temporal de las variables oceánicas como la velocidad de las corrientes, la temperatura de la superficie o la salinidad (McGuffie y Henderson-Sellers, 2005).

Desde la segunda mitad del siglo XX se han desarrollado modelos acoplados Océano-Atmósfera a partir de los Modelos de Circulación General (OAGCMs). El primer GCM que combinó océano y atmósfera fue desarrollado a finales de la década de 1960 en el Laboratorio de Dinámica de Fluidos Geofísicos de la Administración Nacional Oceánica y Atmosférica de los Estados Unidos (NOAA) (Farmer y Cook, 2013).

2.1.3 Pronóstico de conjuntos

Los modelos climáticos son capaces de reproducir de forma muy aproximada el comportamiento de la atmósfera, pero son incapaces de considerar la totalidad de los procesos físicos que en ella se llevan a cabo. Por tanto, no es posible conocer el comportamiento futuro de la atmósfera con certeza. Una de las razones por las cuales los modelos climáticos no pueden representar todos los procesos atmosféricos es que algunos de ellos se realizan a escalas demasiado pequeñas como para que los modelos los puedan tomar en cuenta. Además de los problemas de la reproducción incompleta de los procesos físicos de la atmósfera, la modelación climática está sujeta a incertidumbre debido al caos dinámico (Lorenz, 1963). Al cambiar las condiciones iniciales ligeramente en los modelos, los resultados eventualmente divergen y dado que los modelos son muy sensibles a las condiciones iniciales, los resultados pueden ser muy diferentes de una simulación a otra (Wilks, 2006).

Para obtener una estimación de la incertidumbre asociada a los pronósticos debido a la teoría del caos, se ejecuta el modelo climático en múltiples ocasiones con ligeras variaciones en las condiciones iniciales, lo que genera una serie de simulaciones para el mismo periodo. Este conjunto de simulaciones proporciona una estimación de la imprevisibilidad propia del modelo y posiblemente, una medida de la variabilidad natural. Por lo anterior, se puede decir que no tiene sentido realizar simulaciones individuales y que se requieren de conjuntos de simulaciones (ensambles) para poder caracterizar el clima (McGuffie y Henderson-Sellers, 2005).

En la Figura 3 se muestra de forma esquemática el pronóstico por conjuntos.

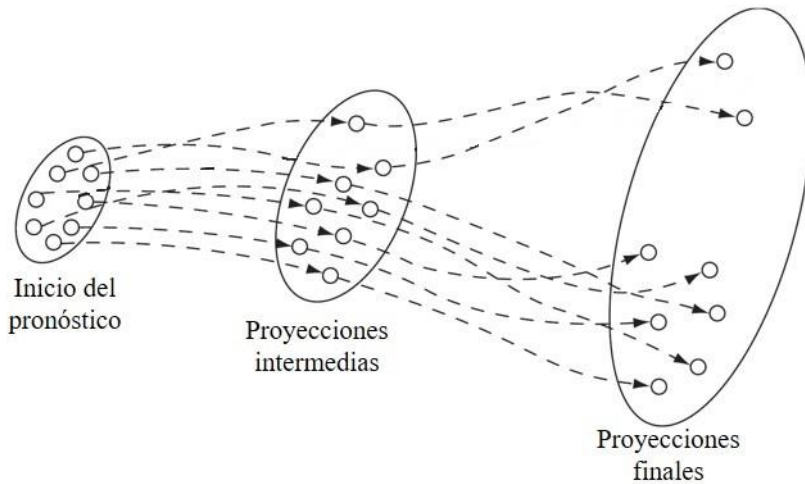


Figura 3. Esquema del pronóstico de conjuntos. Adaptado de Wilks (2006).

En la figura anterior se puede apreciar la incertidumbre debido al caos dinámico. Las líneas indican la evolución de los pronósticos individuales de los miembros del ensamble y la primera elipse representa la distribución de probabilidad de los estados iniciales de la atmósfera, en donde se puede considerar que son muy cercanos entre sí. La segunda elipse muestra que todos los miembros del ensamble son ligeramente similares, mientras que en la última elipse se observa que algunos miembros del ensamble han sufrido un cambio de régimen, representando flujos cualitativamente diferentes.

2.2 EVALUACIÓN DE LOS PRONÓSTICOS

Los pronósticos estacionales de variables climáticas, como lo son la precipitación y la temperatura, pueden ser una gran herramienta en la toma de decisiones en distintos ámbitos como la agricultura o el análisis de eventos extremos como sequías o huracanes. Sin embargo, la calidad de las previsiones debe ser evaluada para cada zona del planeta. Esta evaluación permite determinar el grado de certidumbre con el cual se puede pronosticar algún evento climático y también permite determinar las fortalezas y debilidades del modelo climático.

Existen diversas medidas escalares que permiten la verificación de los pronósticos evaluando sus atributos de calidad, los cuales se describen a continuación:

- **Exactitud.** Es la correspondencia media entre las previsiones y los eventos que predicen. Las medidas de este atributo tienen como objetivo resumir en un solo valor la calidad general del conjunto de pronósticos.
- **Sesgo.** También se denomina sesgo sistemático y mide la relación entre el promedio del pronóstico y el valor medio de los datos observados, mientras que la Exactitud mide correspondencia media entre los pares individuales de predicciones y observados.
- **Fiabilidad.** Se conoce como Fiabilidad o sesgo condicional a la relación media de las previsiones y los valores observados para valores específicos de los pronósticos, es decir, para valores condicionales.
- **Resolución.** Es el grado en el que las previsiones clasifican los acontecimientos observados en grupos que son diferentes entre sí. La Resolución está relacionada con la Fiabilidad puesto que ambos atributos se refieren a las propiedades de las distribuciones condicionales de las observaciones dadas las previsiones.
- **Discriminación.** Es lo opuesto a la Resolución, ya que miden las diferencias entre los promedios condicionales de los pronósticos para diferentes valores de las observaciones.
- **Refinamiento.** Este atributo toma en cuenta únicamente a los pronósticos sin tomar en cuenta los valores observados correspondientes.

La verificación de pronósticos meteorológicos se ha realizado desde las últimas décadas del siglo XIX (Wilks, 2006) y es una parte esencial de las ciencias atmosféricas (Jolliffe y Stephenson, 2005). Existe una gran cantidad de medidas escalares de los atributos de las previsiones, siendo el uso de tablas de contingencia la base de muchas de estas medidas. Con los valores de las tablas de contingencia se pueden calcular índices

que permiten medir los atributos de las previsiones, como el Índice de Amenaza (TS), el índice de Probabilidad de Detección (POD), el Peirce Skill Score o el Brier Skill Score. Por otra parte, con las tablas de contingencia se pueden realizar evaluaciones gráficas de los atributos mediante el uso de diagramas ROC o de Rendimiento (Mason, 1982; Roebber, 2009).

Existe una larga lista de trabajos recientes en los que han empleado alguno de los métodos mencionados anteriormente para evaluar los pronósticos climáticos desde distintos puntos de vista. Algunos ejemplos de estos trabajos son los siguientes: Pattanaik et al., (2012) verificaron los pronósticos de monzones del modelo CFS en el suroeste de India. Macedo et al., (2016) evaluaron los pronósticos climáticos del modelo WRF/3DVAR sobre la región sur de Brasil. Nyadzi et al., (2019) realizaron la verificación de pronósticos estacionales del modelo System4 en el norte de Ghana con la finalidad de determinar si el modelo puede proporcionar información sobre las necesidades hidroclimáticas del arroz.

2.3 MODELOS ESTACIONALES

En las décadas recientes se han realizado grandes esfuerzos por predecir las anomalías del clima con algunos meses de anticipación, con la finalidad de planificar de forma adecuada en todos aquellos campos que de alguna manera están relacionados con el clima. La variabilidad climática está fuertemente asociada a la temperatura de la superficie del mar (SST) (Bjerknes, 1966) y además, a escala estacional los componentes climáticos están afectados por patrones de teleconexión como la Oscilación del Sur-El Niño (ENSO), la Oscilación del Atlántico Norte (NAO), la Oscilación del Ártico (AO), la Oscilación del Antártico (AAO) o el Patrón de conexión del Pacífico de América del Norte (PNA). Existe una gran cantidad de trabajos donde se ha estudiado la relación de los patrones climáticos con los pronósticos estacionales, por ejemplo, Athanasiadis et al., (2017); Hasanean, (2004); Higgins et al., (2000); Sánchez-García et al., (2019); Voces et al., (2016); entre otros.

A pesar de que el ENSO no es el único mecanismo forzador del clima a escala estacional, sí se ha convertido en el más importante y es por ello que los esfuerzos de los modelos a esta escala se centran en él (Hill y Mjelde, 2002). Sin embargo, en América del Norte y Europa la NAO y la AO son los factores más importante en el clima estacional (Scaife et al., 2014).

En las últimas dos décadas los modelos acoplados Océano-Atmósfera han adquirido gran importancia en los pronósticos del clima a escala estacional. Actualmente existen diversos modelos AOGCMs generados por distintos centros de modelación climática. Entre estos modelos se encuentran los siguientes:

- GloSea5 (Maclachlan et al., 2015) – Servicio Meteorológico Nacional del Reino Unido (Met Office).
- MF6 – Servicio Meteorológico Nacional de Francia (Météo France).
- CFSv2 (Saha et al., 2014)– Centros Nacionales de Predicción Ambiental de los Estados Unidos (NCEP).
- JMA/MRI-CSPS2 (Takaya et al., 2018) - Agencia Meteorológica de Japón.
- ¹System4. Centro Europeo de Previsiones Meteorológicas a Plazo Medio (ECMWF) (Molteni et al., 2011).
- CanSIPS (Merryfield et al., 2013) – Servicio Meteorológico de Canadá.

El modelo climático estacional System4, el cual es el modelo analizado en esta tesis, es la cuarta generación del modelo estacional del ECMWF. El primer modelo (System1) fue desarrollado en 1997 el cual pronosticó de forma satisfactoria el fenómeno de El Niño de 1997/98 (Stockdale et al., 1998). Posteriormente, en 2001 se puso en marcha el modelo

¹Actualmente existe la siguiente versión del modelo System4, el SEAS5 (Johnson et al., 2019). Este modelo está operativo a partir de noviembre de 2017. Sin embargo, en el marco de esta tesis se trabajó con el modelo System4.

System2, en 2007 el modelo System3 y en 2011 se puso en operación el modelo System4 (Balmaseda et al., 2007; Molteni et al., 2011).

El modelo System4 es un modelo acoplado océano-atmósfera. El modelo oceánico es el NEMOVAR (Nucleus for European Modelling of the Ocean, (Madec, 2008)), versión v3.0 con algunas modificaciones locales y un sistema de asimilación de datos multivariantes. Por otra parte, el modelo atmosférico empleado es el IFS Cycle 36r4 (Molteni et al., 2011).

Desde la puesta en marcha del modelo System4 se han realizado vastas investigaciones con los pronósticos de precipitación y temperatura del modelo, sobre todo de forma retrospectiva. Por ejemplo, Kim et al., (2012) analizaron la capacidad predictiva del modelo System4 en invierno en el hemisferio Norte comparándolo con el modelo CFSv2 y determinaron que ambos modelos capturan las anomalías anuales provocadas por El Niño, aunque el modelo System4 lo hace con mayor exactitud. Por otra parte, concluyeron que ambos modelos tienen dificultades para pronosticar la variabilidad en las temperaturas invernales en Estados Unidos y el norte de Europa.

Shahi et al (2015) analizaron la capacidad predictiva de las precipitaciones monzónicas de verano en la India. Los resultados demuestran que el modelo climático tiene gran capacidad predictiva en la región del monzón de verano con un coeficiente de correlación respecto a los datos observados de 0.74. La capacidad predictiva del modelo disminuye cuando se evalúa la región del monzón de la India con una correlación de 0.29.

Ogutu et al., (2017) realizaron un estudio sobre la capacidad predictiva del modelo System4 en el Este de África, evaluando tres variables: precipitación, temperatura y la radiación de onda corta. Encontraron que el modelo climático tiene mayor capacidad predictiva en los meses de octubre a diciembre, siendo la temperatura la variable con mejores resultados y la radiación la peor. También encontraron que el modelo climático representa de forma clara las anomalías climáticas dependientes de El Niño.

Bergman et al., (2019) concluyeron que el modelo climático puede ser útil en el pronóstico de llegada de huracanes a las costas de Norteamérica.

2.4 CORRECCIÓN DEL SESGO

Debido a la imperfecta conceptualización de los modelos climáticos y a la discretización del mallado, los pronósticos suelen presentar sesgos sistemáticos. Por tal razón, las previsiones no deben ser utilizadas de forma directa en el estudio de impactos hidrológicos a escala de cuenca (Christensen et al., 2008; Teutschbein y Seibert, 2010, 2012). Los sesgos típicos que se presentan en los pronósticos climáticos son la ocurrencia de demasiados días húmedos con lluvias de baja intensidad, la estimación incorrecta de temperaturas extremas y la subestimación o sobrestimación de variaciones estacionales de precipitación (Ines y Hansen, 2006; Terink et al., 2009). Se ha desarrollado una gran cantidad de métodos de corrección de sesgo para realizar el bajado de escala de los pronósticos de los modelos climáticos (Chen et al., 2011; Johnson y Sharma, 2011). Existe una literatura amplia sobre estudios donde se han probado diversos métodos de corrección del sesgo de variables como la precipitación y la temperatura, especialmente en datos de cambio climático. A continuación, se mencionan algunos de estos trabajos.

En 2012, Watanabe et al., analizaron métodos de corrección del sesgo en previsiones mensuales de precipitación y temperatura de doce GCMs, y realizaron una comparación de los métodos determinando que cada método puede ser útil dependiendo de las características propias de los datos a corregir (Watanabe et al., 2012).

Räty et al., (2014) evaluaron nueve métodos para medir y corregir el sesgo de pronósticos de precipitación de seis modelos climáticos regionales, en la parte norte y sur de Europa. Determinaron que el método de Mapeo de Cuantiles fue el que mejores resultados proporcionó, aunque no es posible considerarlo como una solución

universal ya que el rendimiento del método depende de la época del año y de la zona en estudio.

Lazoglou et al., (2019) obtuvieron caudales para la cuenca Mesta/Nestos ubicada en Grecia y Bulgaria, utilizando predicciones del modelo regional del Instituto Max Plank (MPI) como datos de entrada al modelo hidrológico. Se analizaron los caudales obtenidos a partir de pronósticos con el sesgo corregido y sin corregir. Determinaron que el modelo MPI sobrestima los caudales en la zona de estudio, aunque al utilizar los datos corregidos las diferencias se reducen significativamente.

Liu et al., (2020) probaron un método de corrección de sesgo mediante Cadenas de Markov, determinando que el método puede ser útil para la corrección del sesgo sistemático en datos de precipitación al evaluar el efecto del cambio climático en cuencas pequeñas.

A pesar de que existen muchos métodos de corrección del sesgo sistemático y que muchos de ellos se han probado en previsiones de precipitación y temperatura de cambio climático, la corrección del sesgo para pronósticos estacionales comenzó a tener auge apenas en la última década. A escala estacional, los métodos de corrección de sesgo más populares son el Escalamiento Lineal y el Mapeo de Cuantiles (Gudmundsson et al., 2012; Lenderink et al., 2007; Teutschbein y Seibert, 2012). A continuación, se describen algunos de los trabajos realizados con la finalidad de corregir el sesgo de pronósticos a escala estacional.

Crochemore et al., (2016) analizaron la capacidad de las previsiones de precipitación en subcuencas de Francia, corrigiendo el sesgo antes de calcular caudales mediante un modelo hidrológico. La calidad de las predicciones se analizó mediante los atributos de Fiabilidad, Refinamiento y Exactitud. Crochemore et al., concluyeron que los caudales representan de mejor manera los datos históricos si se emplean datos de precipitación con corrección del sesgo. De los métodos de corrección analizados, el Escalamiento Lineal y el Mapeo de Cuantiles dieron los mejores resultados. El primer método mejoró el Refinamiento, mientras que el segundo mejoró la Fiabilidad.

Marcos et al., (2017) compararon diferentes métodos de corrección de sesgo para evaluar la capacidad predictiva de anomalías en el volumen del embalse Boadella en la parte noroccidental del Mediterráneo. Se concluyó que los métodos analizados en la corrección del sesgo dan buenos resultados para la temperatura, aunque no así para la precipitación.

2.5 SEQUÍAS

Las sequías son fenómenos naturales que pueden ocurrir tanto en zonas de altas precipitaciones como en lugares donde la precipitación es baja (Mishra y Singh, 2010). Existen varias clasificaciones de las sequías, por ejemplo Wilhite y Glanz (1985) las clasificaron en meteorológicas, hidrológicas, agrícolas y socioeconómicas.

Estos fenómenos provocan severos daños socio-económicos y ambientales debido a la reducción de recursos hídricos, la cual puede ser de larga duración y afectar grandes superficies.

En las cuencas del Mediterráneo el recurso hídrico se consume entre un 60 % y un 80% en demandas agrícolas, por lo que una reducción drástica en el recurso hídrico podría provocar fallos en el sistema con la consecuente afectación a la seguridad alimentaria. En las últimas décadas se han registrados diez de los doce inviernos más secos desde 1902 en estas cuencas (Hoerling et al., 2012). Por tales motivos, es de gran importancia tomar medidas anticipadas para mitigar los efectos de posibles eventos de sequías en la zona (Haro-Montegudo et al., 2017).

2.5.1 Sequías meteorológicas

Las sequías meteorológicas pueden definirse de forma genérica como el periodo en el cual se presenta una precipitación menor a un valor determinado (Great Britain Meteorological Office, 1951). Este umbral suele ser la precipitación promedio de la escala temporal analizada (Hisdal y Tallaksen, 2000).

La importancia de estudiar las sequías meteorológicas radica en que los déficits en los recursos hídricos para abastecer todas las demandas son producto de la disminución en la precipitación y/o el aumento de la evapotranspiración. Por tanto, se puede asumir que las sequías agrícolas e hidrológicas parten de las sequías meteorológicas (Wang et al., 2016).

Existen distintas metodologías para pronosticar sequías meteorológicas; por ejemplo, redes neuronales, modelos estocásticos y pronósticos de modelos climáticos. A continuación, se describen algunos trabajos en esta área.

Barua et al., (2012) desarrollaron dos metodologías de previsión de eventos de sequías meteorológicas basadas en redes neuronales y comprobaron que en ambos casos se obtenían mejores resultados que al utilizar un modelo estocástico, ARIMA. El estudio se realizó en la cuenca Yarra, en Australia.

Paredes y Guevara (2013) desarrollaron un sistema de predicciones de sequías meteorológicas a partir de tablas de probabilidad condicionada. Determinaron que el modelo propuesto predice los eventos con una exactitud superior al 60 %. El estudio se realizó para la totalidad de la superficie de Venezuela.

Turco et al., (2017) evaluaron la capacidad del modelo climático System4 de pronosticar sequías en verano sobre Europa. El modelo climático se contrastó con un método estadístico empírico y concluyeron que ambos modelos proporcionan información útil en la predicción de las sequías.

2.5.2 Sequías hidrológicas

Las sequías hidrológicas se definen como el periodo en el que se presenta una disminución en los caudales circulantes por los cursos de agua o en los volúmenes de los embalses. Estas sequías suelen tener un desfase de varios meses o incluso años respecto a las sequías meteorológicas, y pueden no presentarse si la sequía meteorológica es de corta duración.

Las sequías hidrológicas pueden causar daños ambientales al presentarse caudales inferiores a los caudales ecológicos y, pueden provocar daños socio-económicos al impedir que se cumplan las demandas de un sistema.

En España, las Confederaciones Hidrográficas han implementado Planes Especiales de Sequías con la finalidad de aplicar medidas de mitigación ante los efectos de las sequías (Estrela y Sancho, 2016). En la cuenca del río Júcar se utiliza un sistema de indicadores de estado que consideran la precipitación, los caudales, los volúmenes en los embalses y los niveles piezométricos en los acuíferos (CHJ, 2018). Estos índices permiten establecer si el sistema se encuentra en fase de prealerta, alerta o emergencia, proporcionando con esto la posibilidad de tomar medidas de forma anticipada.

En las últimas décadas se han desarrollado diversas técnicas para pronosticar las sequías hidrológicas, entre las cuales están los modelos de series temporales (Chen et al., 2017), el análisis de regresión (Meng et al., 2017), modelos de probabilidad (Zhang et al., 2017), machine learning (Seibert et al., 2016), modelos dinámicos (Bowden et al., 2016), entre otros . Por ejemplo, Sutanto et al., (2020) obtuvieron caudales para un mallado sobre Europa, empleando el modelo hidrológico LISFLOOD. Los pronósticos de precipitación y temperatura del modelo climático System4 fueron los datos de entrada al modelo hidrológico. Los caudales obtenidos fueron contrastados con Pronósticos de Caudales por Conjuntos (ESP por sus siglas en inglés), los cuales se basan en el forzamiento de un modelo hidrológico con variaciones en las condiciones iniciales de variables hidrológicas como humedad del suelo y almacenamiento en los acuíferos (Harrigan et al., 2018). Sutanto et al., concluyeron que los caudales obtenidos a partir del modelo climático System4 eran mejores que los caudales ESP en algunas temporadas. A esta misma conclusión se ha llegado en trabajos como los de Trambauer et al., (2015) y Arnal et al., (2018).

CAPÍTULO 3

CASO DE ESTUDIO

En este capítulo se presentan las características generales de la cuenca del río Júcar, la cual se seleccionó como zona de estudio para la aplicación de la metodología propuesta en la presente tesis. Entre las características que se describen se encuentra el marco físico de la cuenca, los embalses y los usos del agua. También se hace una descripción de los principales eventos de sequías que se han presentado en la cuenca. Adicionalmente, se describen los datos empleados en el marco de esta tesis; pronósticos de precipitación y temperatura, y datos de contraste. Como fuente de información para la descripción de la cuenca se consultó el Plan Hidrológico de la Demarcación Hidrográfica del Júcar para el ciclo 2015-2021 (CHJ, 2015), mientras que para la descripción de las sequías históricas se obtuvo información del Plan Especial de alerta y eventual sequía en la Confederación Hidrográfica del Júcar 2018 (CHJ, 2018).

3.1 CARACTERÍSTICAS FÍSICAS DE LA CUENCA DEL RÍO JÚCAR

La cuenca del río Júcar forma parte de la Demarcación Hidrográfica del Júcar (DHJ), la cual cuenta con una superficie total de 42,735 km² (excluyendo las aguas costeras). La DHJ abarca territorios de cinco Comunidades Autónomas: Aragón, Castilla-La Mancha, Cataluña, Comunidad Valenciana y Región de Murcia, y limita con las demarcaciones del Ebro, Segura, Tajo, Guadiana y Guadalquivir, al este limita con el mar Mediterráneo. De estas cinco Comunidades Autónomas, la Comunidad Valenciana es la que aporta la mayor parte del territorio de la Demarcación con un 49.42 % de la superficie total.

La DHJ está dividida en nueve sistemas de explotación: Cenia-Maestrazgo, Mijares-Plana de Castellón, Palancia-Los Valles, Turia, Júcar, Serpis, Marina Alta, Marina Baja y Vinalopó-Alacantí (Figura 4).



Figura 4. Demarcación Hidrográfica del Júcar. Sistemas de explotación.

De los nueve sistemas de explotación, el de mayor superficie es el sistema del Júcar con 22,359 km². Este sistema comprende la cuenca del río Júcar y sus principales afluentes, los cuales son en la margen izquierda los ríos Cabriel y Magro y en la margen derecha los ríos Sellent y Albaida. El río Júcar tiene una longitud de 498 km, nace en la vertiente meridional del cerro de San Felipe a una altura aproximada de 1,485 msnm y desemboca en el mar Mediterráneo (Figura 5).

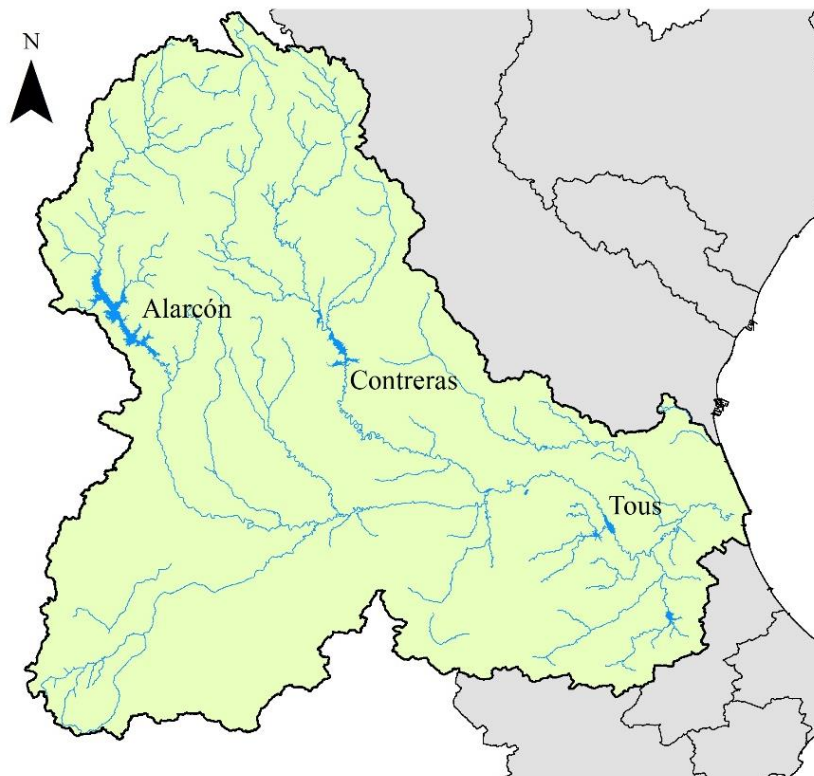


Figura 5. Ríos y presas principales del sistema de explotación Júcar.

La cuenca del río Júcar se divide en tres zonas geográficas climatológicamente distintas: las cuencas del Alto Júcar, incluyendo la Mancha Oriental y el río Cabriel hasta su confluencia en el embalse de Embarcaderos; la zona intermedia de la cuenca que corresponde a los ríos Magro, Albaida y Sellent, y la cuenca del río Júcar entre los embalses de Embarcaderos y Tous; y la zona litoral, ésta se encuentra ubicada aguas abajo del embalse de Tous. La zona del Alto Júcar

presenta un clima continental, mientras que la zona media de la cuenca tiene un clima intermedio entre los tipos continental y litoral. Finalmente, la zona baja de la cuenca cuenta con un clima litoral mediterráneo. La temperatura media de la cuenca es de 13.6 °C con grandes variaciones entre la parte alta y la parte baja de la cuenca, en la cabecera se tiene una temperatura media anual de 11.6 °C, mientras que en la zona litoral se eleva hasta los 17 °C. En cuanto a la precipitación, la cuenca tiene un valor medio anual de 510 mm/año, con valores que varían desde los 630 mm/año en la parte alta de la cuenca hasta los 450 mm/año en la parte baja. De acuerdo con el índice climático de la UNESCO, la cuenca del río Júcar tiene regiones semiáridas y sub-húmedas, ésta última en la parte alta de la cuenca.

3.2 USOS Y DEMANDAS DE AGUA

El sistema de explotación con mayores demandas consuntivas dentro de la CHJ es el sistema Júcar con 1,648.39 hm³, que representan un 50.9 % respecto al total de la Demarcación. De estas demandas, el 84.72 % corresponde a la demanda agraria con 1,396.45 hm³, el 12.34 % pertenece a la demanda urbana con 203.37 hm³ y la demanda industrial representa el 2.78 % con 45.89 hm³. El uso recreativo representa solo el 0.16 %.

El sistema de explotación Júcar tiene 36 unidades de demanda urbana (UDU), entre las que destacan la UDU Entidad Metropolitana de Servicios Hidráulicos (EMSHI), UDU Consorcio del Camp de Morvedre, la UDU Albacete y área de influencia, la UDU Mixtos de la Ribera y la UDU Superficiales de la Manchuela. El EMSHI de Valencia se abastece en un 25 % del río Turia y el 75% restante del río Júcar.

En la cuenca del Júcar se tienen 32 demandas agrícolas, siendo las principales zonas las que a continuación se describen:

- a) Los Riegos Tradicionales de la Ribera del Júcar en la provincia de Valencia (RTRJ). Son regadíos históricos ubicados en la Ribera Alta y en la Ribera Baja y tienen prioridad sobre el resto.

Estos riegos han utilizado sistemas de riego poco eficientes generando retornos superficiales y subterráneos, de los cuales un alto porcentaje llegaba hasta el parque natural de La Albufera. Actualmente, se han modernizados estos sistemas con lo que se han reducido significativamente los retornos.

- b) Riegos de la Mancha Oriental. Estos riegos tienen la posibilidad de utilizar hasta $33 \text{ hm}^3/\text{año}$ de aguas superficiales reguladas en el embalse de Alarcón con los Bombeos Fase I y podrían utilizar hasta $80 \text{ hm}^3/\text{año}$ con los Bombeos Fase II.
- c) Riegos del Canal Júcar-Turia. Originalmente eran abastecidos con aguas subterráneas extraídas de los acuíferos de la zona y desde la década de los años 90 cuentan con la concesión de aguas superficiales del río Júcar a través del canal Júcar-Turia, desde el embalse de Tous.

De acuerdo al Plan Hidrológico de la Demarcación Hidrográfica del Júcar para el ciclo 2015 – 2021 (CHJ, 2015), existe un frágil equilibrio entre las demandas totales y el recurso disponible, por lo que en épocas de sequía se torna difícil satisfacer las demandas en su totalidad. Desde este punto de vista, es de vital importancia tener una gestión adecuada de los periodos secos para mitigar los impactos de estos fenómenos naturales.

Los principales embalses del sistema son: Alarcón, Contreras, Tous, Cortes II, El Naranjero, La Muela, Forata y Bellús. Entre los embalses mencionados, destacan los tres primeros ya que en su conjunto tienen una capacidad máxima de $2,348 \text{ hm}^3$, lo cual representa el 89.5% del total de la capacidad de los ocho embalses (Tabla 1).

Tabla 1. Principales embalses del sistema de explotación Júcar.

Embalse	Río	Capacidad máxima (hm ³)
Alarcón	Júcar	1,118
Contreras	Cabriel	852
Tous	Júcar	378
Cortes II	Júcar	118
El Naranjero	Júcar	29
La Muela	Júcar	20
Forata	Magro	38.5
Bellús	Albaida	69

3.3 INVENTARIO DE RECURSOS HÍDRICOS

Los recursos hídricos disponibles en la cuenca del río Júcar están constituidos por los recursos convencionales (superficiales y subterráneos) y los no convencionales (reutilización).

En cuanto a la red fluvial del sistema Júcar, la aportación media anual es de 1,798.30 hm³, en el periodo completo comprendido entre 1940/41 y 2011/12 (serie larga). Si se considera únicamente el periodo comprendido entre los años hidrológicos 1980/81 y 2011/12 (serie corta), las aportaciones disminuyen a 1,605.40 hm³/año. Esta reducción en las aportaciones ha sido analizada en diferentes trabajos como el de (Hernández Bedolla et al., 2019) y se ha denominado “efecto 80”.

Las aportaciones máximas del sistema Júcar son de 3,415.80 hm³/año y las mínimas de 643.20 hm³/año, ambos extremos se registraron en la serie corta.

La reutilización del agua tratada a nivel de la DHJ es de 121.50 hm³/año, mientras que en el sistema de explotación Júcar es de 18.3 hm³/año.

Los distintos análisis de los sistemas superficial y subterráneo del sistema Júcar indican que a pesar de disponer de recursos suficientes, el equilibrio es frágil debido a que gran parte de los suministros actuales

se obtienen de masas de agua con aprovechamientos superiores a los recursos disponibles.

3.4 SEQUÍAS HISTÓRICAS EN LA CUENCA

La cuenca del río Júcar es proclive a presentar periodos largos de sequía debido a su clima semiárido (Andreu et al., 2013). En las décadas recientes se han presentado sequías que han provocado serios daños ambientales y pérdidas económicas. A continuación, se describen las sequías más importantes.

3.4.1 Sequía histórica 1983/84 a 1985/86

Esta sequía inició con el ciclo seco de precipitaciones y aportaciones 1977/78 pero alcanzó especial gravedad en los años hidrológicos 1983/84 a 1985/86. La precipitación en este periodo se situó por debajo de los 450 mm/año con una desviación respecto a la media entre el -25 % y el -50 %. En el Bajo Júcar la precipitación llegó a ser hasta 75 % menos de la media.

Con una demanda establecida en la demarcación de 2,950 hm³/año, se tiene un déficit en todos los años del periodo seco, tal como se muestra en la Figura 6. La aportación media en el periodo comprendido entre 1940/41 y 1984/85 fue de 2,820.81 hm³/año.

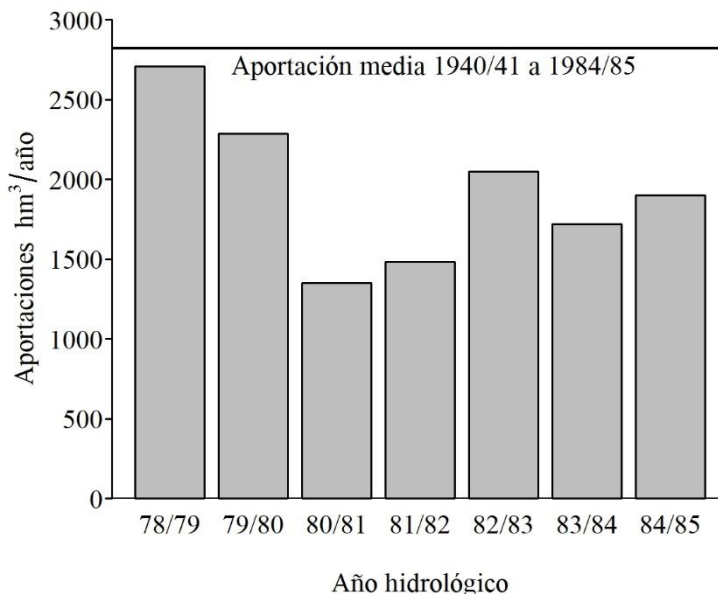


Figura 6. Aportaciones en la demarcación hidrográfica del Júcar en los años hidrológicos 1978/79 -1985/86. Fuente: *Plan Especial de alerta y eventual sequía en la Confederación Hidrográfica del Júcar 2018.*

3.4.2 Sequía histórica 1992/93 a 1995/96

Esta sequía es parte del periodo seco de precipitaciones y aportaciones de los años hidrológicos 1991/92 a 2000/01. En este periodo, las precipitaciones en la cuenca fueron inferiores a los 450 mm/año con desviaciones respecto a la media entre -25 % y -75 %, siendo el año hidrológico más seco el 1994/95 con una precipitación inferior a los 300 mm.

Las aportaciones en toda la demarcación fueron de 2,195 hm³/año, lo que representa un 33 % por debajo de la media del periodo 1940/41 a 2000/01 que es de 3,271 hm³/año. El año hidrológico de menor aportación fue el 1994/95 con 1,433 hm³. En términos generales, la cuenca del río Júcar presento una disminución de las aportaciones 35 % por debajo de la media, siendo junto con el Turia los dos sistemas más afectados de la CHJ.

3.4.3 Sequía histórica 1997/98 a 2000/01

Durante este periodo, la precipitación en la cuenca presentó valores entre 300 y 450 mm/año, siendo la zona más afectada la Mancha Oriental con precipitaciones inferiores a los 200 mm/año. En el medio y bajo Júcar se produjeron precipitaciones superiores al 50 % e incluso al 75 % de la media, en el año más seco.

La aportación media del ciclo fue de 1,943 hm³/año, un 42 % por debajo de la media en el periodo comprendido entre 1940/41 y 2000/01.

3.4.4 Sequía histórica 2004/05 a 2007/08

Esta sequía estuvo determinada por un periodo seco de precipitaciones y aportaciones entre los años hidrológicos 2004/05 y 2005/06. En este periodo, las precipitaciones disminuyeron en un 21 % y las aportaciones en un 30 %, respecto a las series históricas.

En el año hidrológico 2005/06, el porcentaje de volumen embalsado respecto al máximo volumen de explotación alcanzó el séptimo peor registro de la serie disponible entre 1959 y 2017, con un 18 %.

3.4.5 Sequía iniciada en 2013/14

A partir del año hidrológico 20013/14 se ha presentado un periodo de reducciones de precipitaciones y aportaciones. Las precipitaciones disminuyeron en un 21 %, mientras que las aportaciones bajaron alrededor de un 37 % con respecto a la serie de referencia. Entre los años 2013/14 y 2015/16, la DHJ presentó el segundo y tercer peor registro en cuanto a reducción de precipitaciones de toda la serie analizada que inicia en 1940.

A pesar de la reducción drástica en las precipitaciones y en las aportaciones, el porcentaje de volumen embalsado en la DHJ, respecto al máximo volumen de explotación, se mantenía en un 40 % en octubre de 2017, muy cerca de la media de la serie histórica, cuyo valor ronda el 43 %.

3.5 DATOS UTILIZADOS

En el marco de esta tesis, la cuenca del río Júcar fue seleccionada como el caso de estudio debido a que es una cuenca que presenta recurrentes eventos de sequía y a que es una zona altamente regulada, además de contar con un índice de explotación cercano al 90 % (Pedro-Monzonís et al., 2014). La cuenca se dividió en cinco subcuencas, como se muestra en la Figura 7.

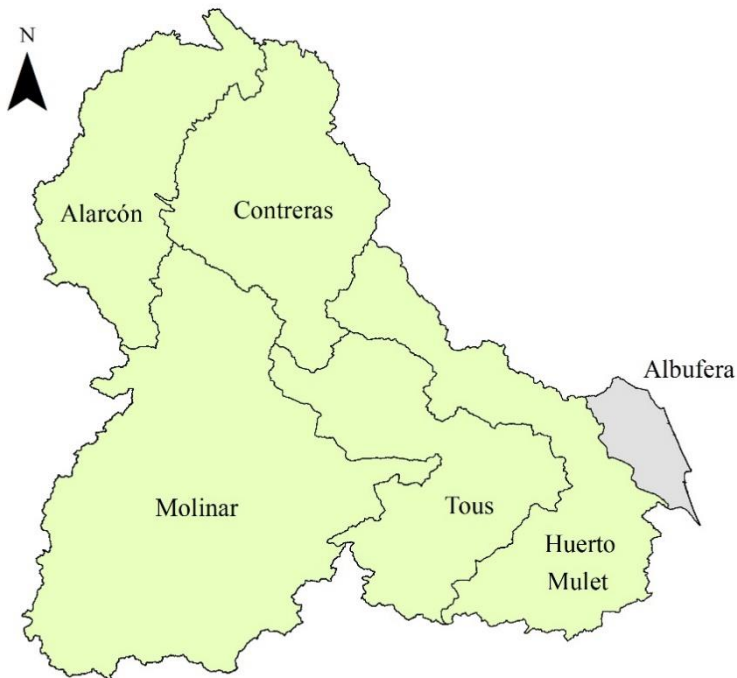


Figura 7. Caso de estudio. Subcuencas del río Júcar.

Las subcuencas que forman parte de esta investigación son: Alarcón, Contreras, Molinar, Tous y Huerto Mulet. De esta manera, la superficie total de la zona de estudio es de 20,027 km². La división de la cuenca se basó en la ubicación de las estaciones hidrométricas. En la Tabla 2 se muestran las superficies por subcuenca y las aportaciones medias anuales en los puntos de aforo seleccionados, las cuales corresponden al periodo de la serie corta, del año hidrológico 1980/81 al 2011/12.

Tabla 2. Subcuencas del río Júcar.

Subcuenca	Superficie parcial (km ²)	Aportación intermedia (hm ³ /año)	Aportación total (hm ³ /año)
Alarcón	2,937	287.51	287.51
Contreras	3,343	253.33	253.33
Molinar	6,457	239.90	780.74
Tous	3,686	168.13	948.87
Huerto Mulet (Sueca)	3,604	284.43	1233.30

3.5.1 Pronósticos de precipitación y temperatura

Las predicciones climáticas a escala estacional se han utilizado ampliamente en los años recientes debido al alto impacto que pueden tener en la toma de decisiones de diversos campos como la hidrológica, la agricultura y la energía, entre otros. Existen modelos que proveen este tipo de pronósticos estacionales, tal es el caso de los modelos CFSv2 (Saha et al., 2014), System4 (Molteni et al., 2011) y GloSea5 (Scaife et al., 2014). La estructura de los datos de salida de estos modelos suele ser compleja y difícil de tratar. Por ejemplo, el modelo CFSv2 proporciona pronósticos con una longitud de nueve meses y su ensamble consta de cuatro miembros; sin embargo, al tener inicializaciones cada cinco días, la cantidad de información generada es vasta y compleja. Para el desarrollo de esta tesis, se seleccionó el modelo climático acoplado océano-atmósfera System4 por ser un modelo robusto en el periodo histórico (hindcast), donde el ensamble está compuesto por 15 miembros en un periodo de 35 años, además de contar con un ensamble de 51 miembros para las previsiones operacionales. Las variables analizadas son la precipitación y la temperatura media, mínima y máxima. Los pronósticos son a escala diaria y tiene una longitud de 7 meses, es decir, un periodo de entrega de 6 meses y se generan a partir de los datos del primer día de cada mes. La distribución espacial de los pronósticos corresponde a una malla gaussiana reducida N218, que tiene un espaciado de 0.7 ° (Molteni et al., 2011). El modelo System4 cubre

la superficie de España con un total de 330 puntos distribuidos en una malla de 22 x 15 puntos. Los ficheros donde se almacena cada serie de pronósticos (siete meses) son del tipo NetCDF (Network Common Data Form) y contienen la información de cada variable para los 330 puntos.

Debido a la distribución de los puntos con información del modelo climático, se seleccionaron dos puntos distribuidos a lo largo de cada subcuena de forma que se pudiera recoger información de toda la zona de estudio. Para la selección de los dos puntos se consideraron los que tenían influencia sobre mayor superficie de la subcuena.

Para la extracción de la información se generó una rutina en el software R (R Core Team, 2013). Para mayor información sobre la extracción de los datos, consultar el Anexo A. En la Figura 8 y en la Tabla 3 se muestran los puntos tomados para cada una de las cinco subcuencas.

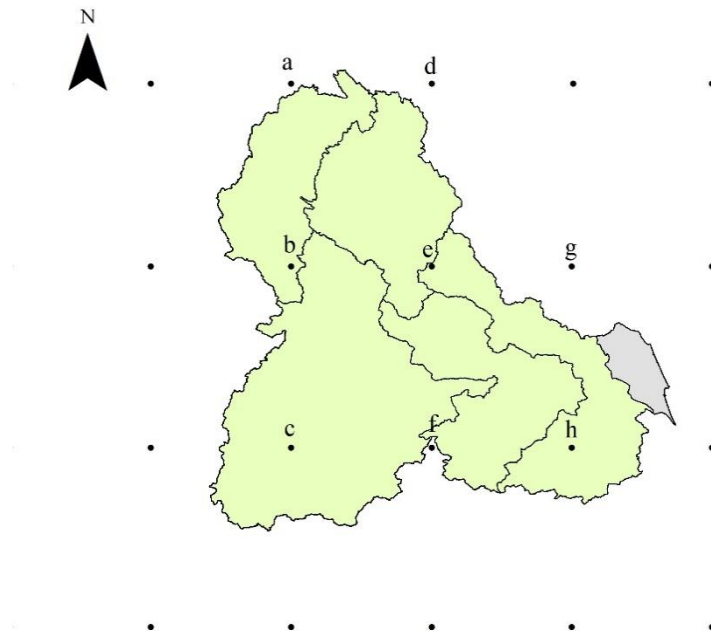


Figura 8. Malla del modelo System4. Los puntos corresponden a la ubicación de las estaciones ficticias del modelo climático.

Tabla 3. Puntos seleccionados del modelo System4 para cada subcuena.
Puntos referidos a la Figura 8.

Subcuena	Puntos seleccionados
Alarcón	a y b
Contreras	d y e
Molinar	b y c
Tous	f y h
Huerto Mulet	g y h

Con la finalidad de obtener una serie única de pronósticos, se promediaron los puntos de cada subcuena, obteniendo así cinco conjuntos de pronósticos. Cada conjunto corresponde a una subcuena y está conformada por 15 miembros.

El modelo climático cuenta con información para el periodo comprendido entre 01/01/1981 y 31/12/2015.

3.5.2 Datos de contraste

Para evaluar la capacidad de un modelo climático se requieren datos de contraste, y en este caso se seleccionaron los datos del modelo de interpolación Spain02 en su versión 4 (Herrera et al., 2016). Estos datos son series temporales de precipitaciones y temperaturas en cuadrículas de alta resolución a escala diaria que cubren la Península Ibérica y las Islas Baleares y fueron obtenidos por interpolación de datos medidos en estaciones climáticas. Las cuadrículas corresponden a las rejillas estándar del proyecto EURO-CORDEX: 0.44, 0.22 y 0.11 grados (Herrera et al., 2012). Para esta investigación se seleccionó la rejilla más fina que es de 0.11 grados. Dentro de los conjuntos de datos existen series temporales obtenidas con diferentes métodos de interpolación, y para este trabajo se utilizó el conjunto de datos obtenidos con el método AA-3D, descrito en Herrera et al. (2016).

Para la obtención de los puntos correspondientes a cada subcuena, se siguió el procedimiento utilizado con los pronósticos. En el caso de los

datos de contraste, al ser una malla más fina se tienen más puntos y por tal razón se seleccionaron cuatro para cada subcuenca. Estos cuatro puntos se promediaron para tener una única serie por cada zona (Figura 9).

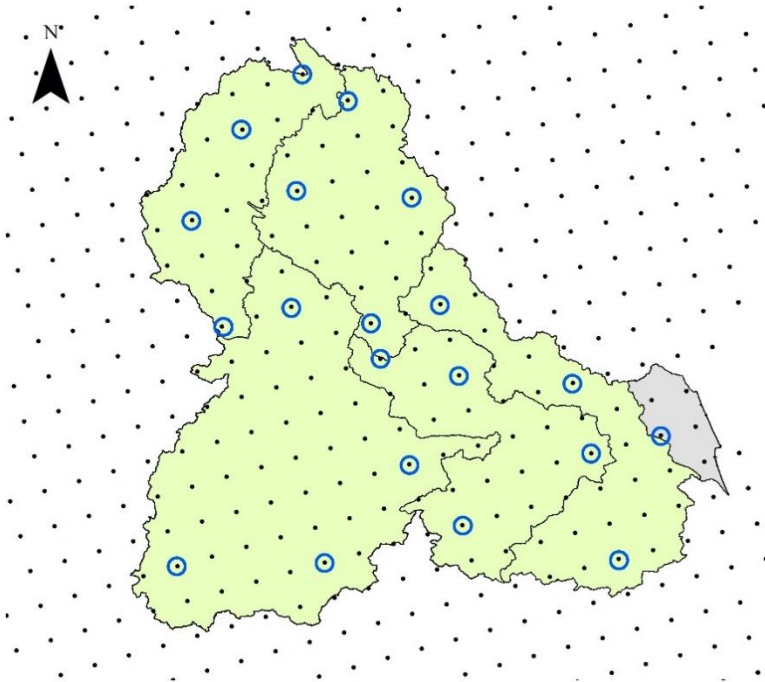


Figura 9. Malla del modelo Spain02.v4. Los puntos corresponden a la ubicación de las estaciones ficticias del modelo.

En la Figura 9, los círculos indican los puntos tomados para cada una de las subcuencas.

El modelo Spain02.v4, organiza la información mediante ficheros NetCDF, por lo que se realizó una rutina en el software R para la extracción de los datos, al igual que con los pronósticos (Anexo A).

Los datos de Spain02.v4 contienen información de precipitación, temperatura media, temperatura mínima y temperatura máxima, para el periodo del 01/01/1971 al 31/12/2010. Sin embargo, para la presente investigación se trabajó únicamente con el periodo comprendido entre el 01/01/1981 al 31/12/2006.

El inicio del periodo está determinado por la disponibilidad de datos del modelo climático, mientras que el final lo establece la disponibilidad de información en los datos de contraste. Sin embargo, el periodo se redujo debido a que los datos del modelo Spain02.v4 no presentaban consistencia a partir del 2008.

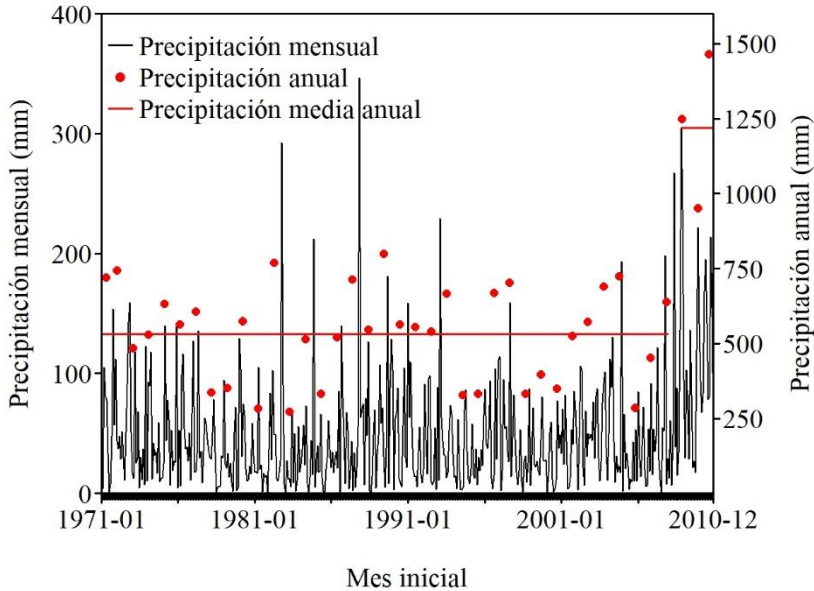


Figura 10. Precipitación mensual, anual y media anual de uno de los puntos seleccionados de la base de datos de Spain02.v4 para la subcuenca Huerto Mulet.

En la Figura 10 se muestra la precipitación mensual, la precipitación anual y la precipitación media anual para uno de los puntos seleccionados en la subcuenca Huerto Mulet, correspondiente a todo el periodo de datos con el que cuenta el modelo Spain02.v4, es decir, de enero de 1971 a diciembre de 2010. En la figura puede apreciarse que a partir del año 2008 las precipitaciones mensuales y anuales tienen un comportamiento distinto a los años anteriores con precipitaciones más elevadas, lo cual queda de manifiesto con las medias anuales. Por tal motivo, y para evitar añadir incertidumbre al análisis del modelo climático, se decidió eliminar el periodo comprendido entre el año 2008 y el año 2010.

El año 2007 se considera en los datos observados (hasta junio de 2007) y no así en los pronósticos los cuales se consideran únicamente hasta las previsiones iniciadas en diciembre de 2006. Debido a que los datos del modelo climático tienen una longitud de siete meses, los pronósticos que inician a partir de julio de 2007 se contrastarían con datos del año 2008 a pesar de que como se mencionó anteriormente, tienen una tendencia distinta al resto de los datos.

CAPÍTULO 4

CORRECCIÓN DEL SESGO

En este capítulo se describen los métodos de corrección de sesgo analizados en el ámbito de esta tesis para la mejora de los pronósticos climáticos estacionales de precipitación, temperatura media, temperatura mínima y temperatura máxima. Los pronósticos analizados son los generados por el modelo System4, el cual fue desarrollado por el Centro Europeo de Previsiones Meteorológicas a Plazo Medio. Posteriormente, se realiza una comparativa de los pronósticos con respecto a los datos observados y finalmente, se muestran los resultados obtenidos de la corrección del sesgo de los datos correspondientes a la cuenca del río Júcar.

4.1 MÉTODOS DE CORRECCIÓN DEL SESGO

Los datos provenientes de modelos climáticos presentan una gran incertidumbre, la cual se debe a dos razones. En primer lugar, los modelos climáticos no pueden representar completamente la física de la atmósfera debido a la enorme complejidad que ésta tiene, además de que muchos procesos suceden a escalas demasiado pequeñas como para que los modelos climáticos puedan considerarlos. La segunda causa de la incertidumbre de los modelos climáticos es el caos dinámico; este caos es debido a que los modelos son muy sensibles a las condiciones iniciales. Así, para dos simulaciones de un mismo sistema donde se cambien ligeramente las condiciones iniciales, los resultados eventualmente divergirán significativamente (Wilks, 2006).

Las condiciones iniciales nunca pueden ser del todo conocidas puesto que la atmósfera no se puede observar de forma completa. Es por ello por lo que se requieren de distintas simulaciones en las cuales se modifican dichas condiciones iniciales. Cada una de estas simulaciones representa un miembro del ensamble, el cual es el conjunto de los datos simulados. Las variaciones en los datos de los miembros del ensamble representan la incertidumbre de los datos obtenidos.

Debido a que los modelos climáticos no tienen la capacidad de representar todos los fenómenos físicos de la atmósfera, los resultados de cualquier variable climatológica proveniente de estos modelos tendrán un sesgo sistemático respecto a los datos observados. Para mejorar la calidad de los pronósticos se han desarrollado diversas técnicas que permiten reducir el sesgo. Las metodologías pueden ser lineales o no lineales (Piani et al., 2010a; Weigel et al., 2009). Estas metodologías han sido aplicadas de manera amplia en datos de cambio climático, es decir, en series de largos periodos de tiempo, y muy poco se ha hecho para mejorar los pronósticos estacionales, ya sean éstos de corto o largo plazo; como lo realizado por Marcos et al. (2017).

En este trabajo de tesis se investigaron dos métodos de corrección del sesgo, Linear Scaling (LS) y Quantile Mapping (QM). El método LS se seleccionó por ser de simple aplicación ya que contiene únicamente dos parámetros, las medias de los datos pronosticados y de los datos de

contraste. Por otra parte, el método QM fue seleccionado debido que éste abarca toda la forma de la función de distribución de la variable. Lo anterior se verá a detalle en los siguientes apartados. Ambas metodologías han sido ampliamente utilizadas en la corrección del sesgo de datos de cambio climático.

4.1.1 Linear Scaling (LS)

El método LS busca hacer coincidir la media mensual de los pronósticos con la de los datos observados (Lenderink et al., 2007). Este método ha sido utilizado con frecuencia debido a su simplicidad y a su rápida aplicación (Chen et al., 2013; Li et al., 2019; Mahmood et al., 2018; Ouyang et al., 2015; Teutschbein y Seibert, 2012).

La precipitación se corrige con la relación entre las medias mensuales de los datos observados y los pronósticos (Ecuación [1]).

$$Pr_{BC} = Pr_{pron} \cdot \left[\frac{\mu_m(Pr_{obs})}{\mu_m(Pr_{pron})} \right] \quad [1]$$

Donde Pr_{BC} es la precipitación diaria corregida, Pr_{pron} es la precipitación diaria pronosticada, $\mu_m(Pr_{obs})$ y $\mu_m(Pr_{pron})$ son las medias mensuales de los datos observados y los pronósticos, respectivamente.

La corrección de la temperatura se realiza agregando la diferencia de las medias mensuales (Ecuación [2]).

$$T_{BC} = T_{pron} + \mu_m(T_{obs}) - \mu_m(T_{pron}) \quad [2]$$

Donde T_{BC} es la temperatura diaria corregida, T_{pron} es la temperatura diaria pronosticada, $\mu_m(T_{obs})$ y $\mu_m(T_{pron})$ son las medias mensuales de los datos observados y los simulados, respectivamente.

4.1.2 Quantile Mapping (QM)

La metodología de mapeo de cuantiles establece una función de transferencia que conserva la distribución de los datos observados en los simulados (Gudmundsson et al., 2012; Piani, et al., 2010b) (Ecuación [3]).

$$Pr_{obs} = h(Pr_{pron}) = F_{obs}^{-1}(F_{pron}(Pr_{pron})) \quad [3]$$

Donde Pr_{obs} es la precipitación observada, Pr_{pron} es la precipitación del modelo climático, h es el valor de la transformación, F_{obs}^{-1} es la inversa de la función de distribución acumulada de los datos observados, también denominada función de cuantiles. Finalmente, F_{pron} es la función de distribución acumulada de los datos pronosticados.

En la Figura 11 se ilustran, esquemáticamente, las funciones de distribución acumuladas de los datos observados, los pronósticos y los corregidos.

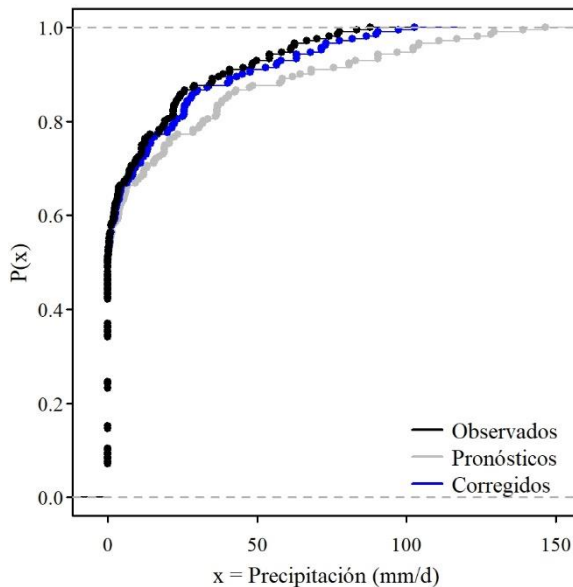


Figura 11. Funciones de distribución empíricas.

4.2 ANÁLISIS DE PRONÓSTICOS DEL MODELO SYSTEM4

Se analizaron los pronósticos de las variables de temperatura media, temperatura mínima, temperatura máxima y precipitación para las cinco subcuencas en las que se dividió la cuenca del río Júcar. Estos datos fueron generados por el modelo climático System4. En las Figuras 12 y 13 se muestran las comparaciones de la media del ensamble de los pronósticos respecto a los datos observados para la precipitación y temperatura media, respectivamente.

El análisis de los datos de precipitación muestra que los pronósticos suelen presentar poca variabilidad ya que las predicciones se concentran en torno a la mediana. También es evidente que el modelo climático no es capaz de pronosticar los eventos extremos. Por otra parte, los datos de temperatura media muestran una variabilidad similar a los datos observados. Sin embargo, en todos los casos se tiene una clara subestimación ya que la mediana de los pronósticos se sitúa aproximadamente, cuatro grados centígrados por debajo de la mediana de los valores observados. Tanto la temperatura mínima como la máxima presentan un comportamiento similar a la temperatura media.

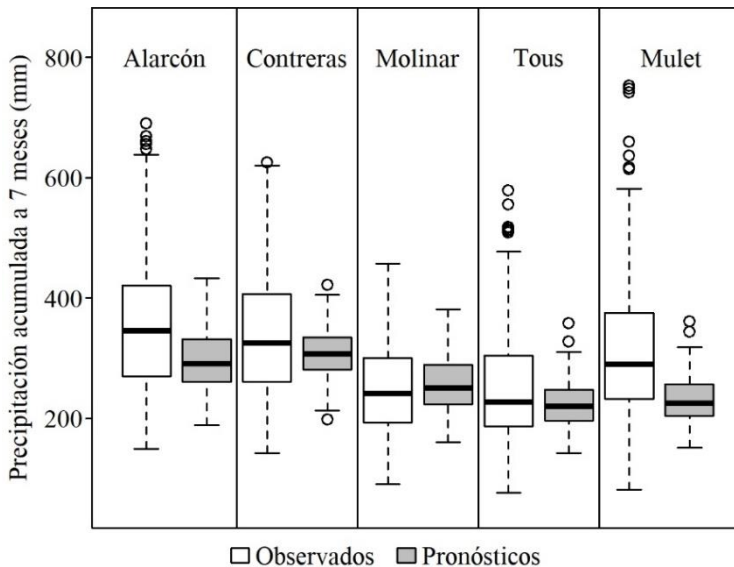


Figura 12. Comparación de los pronósticos de precipitación, respecto a los datos observados.

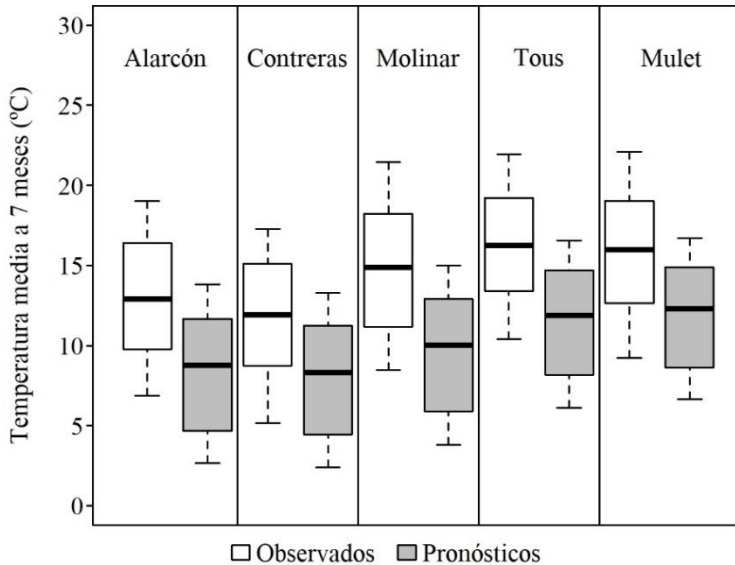


Figura 13. Comparación de los pronósticos de temperatura media, respecto a los datos observados.

Una vez realizada la comparativa de los pronósticos con los datos observados, se ve con claridad la necesidad de realizar un post-proceso que permita reducir el sesgo en las predicciones. Dejando en claro que la precipitación es la variable que presenta mayores sesgos y por tanto es en la que debe tenerse mayor atención al momento de corregir dichas desviaciones.

4.3 CORRECCIÓN DEL SESGO

Los pronósticos estacionales, a diferencia de las estimaciones de cambio climático en donde solo se tienen tres series (corto, mediano y largo plazo), cada mes se tiene un conjunto de pronósticos nuevos con una longitud de 215 días, cada uno. Por tanto, no es posible obtener una única relación entre los datos históricos y los pronosticados (periodo de control) que pueda ser aplicada a todas las predicciones con la finalidad de reducir el sesgo. Si se utilizara una única relación entre los observados y los pronosticados en el periodo de control, los datos

corregidos se comportarían de manera lineal tendiendo siempre a la media del periodo histórico, disminuyendo con ello la variabilidad de las predicciones. Por lo anterior, el periodo de control con el cual se corrige el sesgo debe ser móvil.

Al realizar una corrección de sesgo, se utiliza la mayor cantidad de datos posibles para que el factor de corrección comprenda el comportamiento de la variable en un periodo suficientemente largo, con la finalidad de que los pronósticos corregidos pueden tener las características temporales de la serie histórica observada. Por este motivo, al corregirse series de cambio climático se suelen emplear periodos de control de 30 años, lo que hace que la corrección sea robusta. Sin embargo, cuando se trata de pronósticos estacionales no es posible dar esta robustez al proceso de corrección debido a la longitud de las predicciones (siete meses). La dificultad de utilizar una serie de contraste con muchos años de información radica en que distintas series de pronósticos se estarían corrigiendo con la misma serie de contraste, lo que daría como resultado que todas las series pronosticadas se comporten de la misma forma, perdiendo con esto la variabilidad interanual, sobre todo en el caso de la precipitación, debido a su comportamiento heterogéneo. Por otra parte, no es conveniente realizar la corrección con un periodo de contraste de un solo año, ya que se estaría asumiendo que la variable se comporta de la misma forma cada año. La temperatura suele tener un comportamiento interanual similar, por lo que no se vería muy afectada al considerar periodos de control de pocos años, cosa que no se puede considerar con la precipitación. Por tales razones, se ha descartado de esta investigación el periodo de control de un año y se han limitado los periodos de muchos años, analizándose series de contraste de 3, 5, 10 y 20 años previos a cada pronóstico a corregir.

4.3.1 Precipitación.

El método LS requiere de las medias mensuales de los datos observados y de los pronósticos; sin embargo, puesto que estos últimos solo tienen una longitud de siete meses, no es posible obtener una media mensual, solo podrían obtenerse los acumulados por cada uno de los siete meses.

Por esta razón se optó por determinar medias mensuales a partir de los datos diarios, tanto para los pronósticos como para los observados.

Las medias diarias a escala mensual de los pronósticos se calcularon de forma separada para cada uno de los 15 miembros del ensamble. Por otra parte, para las medias de los datos observados se utilizaron las precipitaciones correspondientes a los años previos al periodo a corregir, analizando como periodo de control 3, 5 y 10 años. Así, por ejemplo, si se desea corregir el pronóstico que inicia en enero del año 1990, se obtienen las medias de los datos observados considerando el periodo de enero de 1987 a diciembre de 1989 para un periodo de control de tres años, o para el periodo de control de diez años, se toman los datos observados de enero de 1980 a diciembre de 1989.

Después de realizar las correcciones del sesgo se agruparon los resultados sumando las precipitaciones de cada una de las series pronosticas. De esta forma se obtuvieron precipitaciones acumuladas a siete meses. Esta agrupación de datos se realizó con la finalidad de poder comparar la posible mejora en la calidad de las predicciones ya que al tenerse como objetivo el uso de los pronósticos en la gestión de los recursos hídricos, es conveniente que el análisis se pueda enfocar en la cantidad de lluvia que se puede precipitar en un periodo de tiempo largo más que en la precipitación diaria. Para evaluar los pronósticos corregidos, se realizó la misma agrupación de siete meses en los datos observados.

En las Figuras 14, 15 y 16 se muestran los resultados de las correcciones con el método LS para periodos de control de 3, 5 y 10 años. Como ejemplo se muestran únicamente los resultados de la subcuenca Alarcón (el resto de las subcuencas pueden consultarse en el Anexo B).

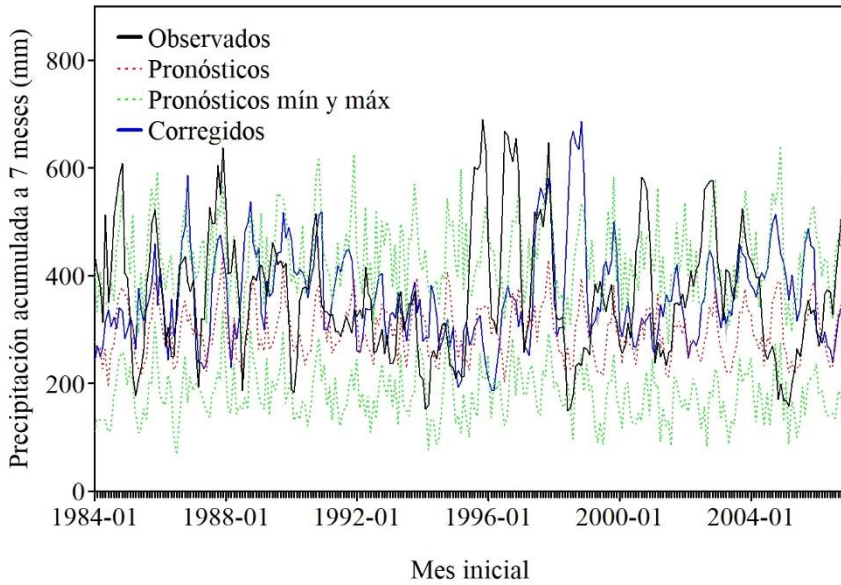


Figura 14. Corrección del sesgo con el método LS con un periodo de control de 3 años.

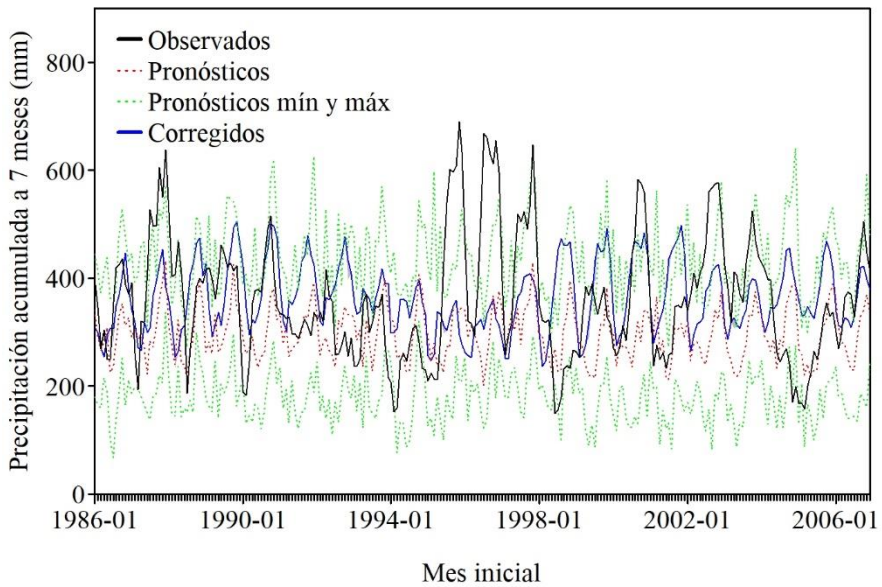


Figura 15. Corrección del sesgo con el método LS con un periodo de control de 5 años.

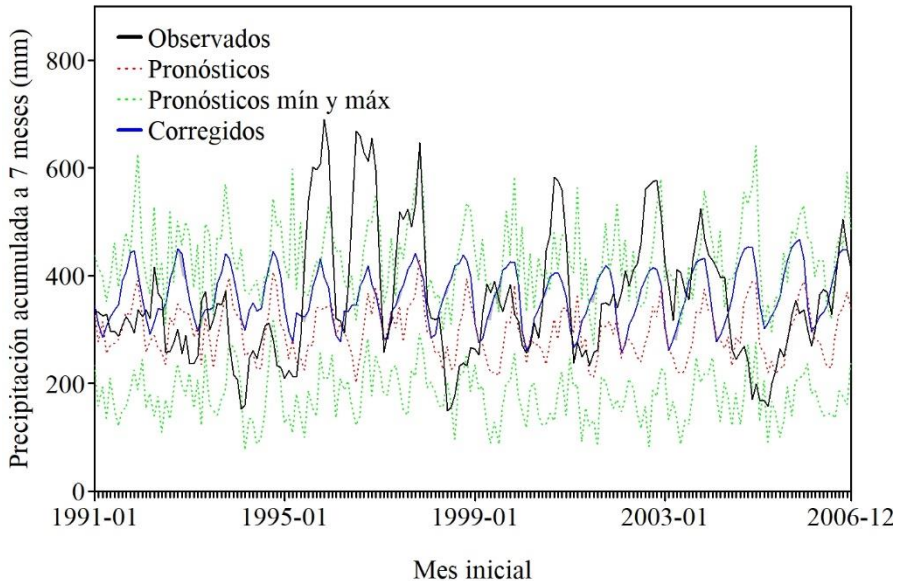


Figura 16. Corrección del sesgo con el método LS con un periodo de control de 10 años.

Dado que el método LS es un ajuste de medias tal como se muestra en la Ecuación [1], mientras más largo sea el periodo utilizado para la obtención de las medias (periodo de control), el resultado tenderá a comportarse como un único valor, perdiendo la variabilidad; por tal razón, no se analizó el periodo de control de 20 años. Por otra parte, al considerar pocos años para el ajuste, el resultado del dato corregido tiende a comportarse como los datos inmediatamente anteriores al dato corregido. Por lo que, con la metodología de LS, el mejor resultado es el obtenido considerando 3 años como periodo de control.

Puesto que los miembros del ensamble de un modelo climático representan la banda de incertidumbre y que es imposible poder realizar un pronóstico de temperatura o precipitación de forma determinística, es importante tener una reducción de esta banda de incertidumbre, pero sin eliminarla por completo pues esto significaría que el pronóstico tiene una probabilidad de ocurrencia cercana al 100%, lo cual no es realista. La metodología LS, al ser un simple ajuste de medias, elimina la banda de incertidumbre al llevar los quince miembros corregidos del modelo System4 al mismo valor. Esto se puede apreciar en la Figura 17 en la

que se muestra un fragmento de la serie corregida por el método LS con un periodo de control de 3 años. En esta figura se puede apreciar que la banda de incertidumbre original encerrada por las líneas punteadas en color verde, se reduce a una sola línea (azul) y solo en pequeños periodos existe una banda de incertidumbre casi nula, la cual está representada por las zonas en color gris, entre abril y agosto de 1999.

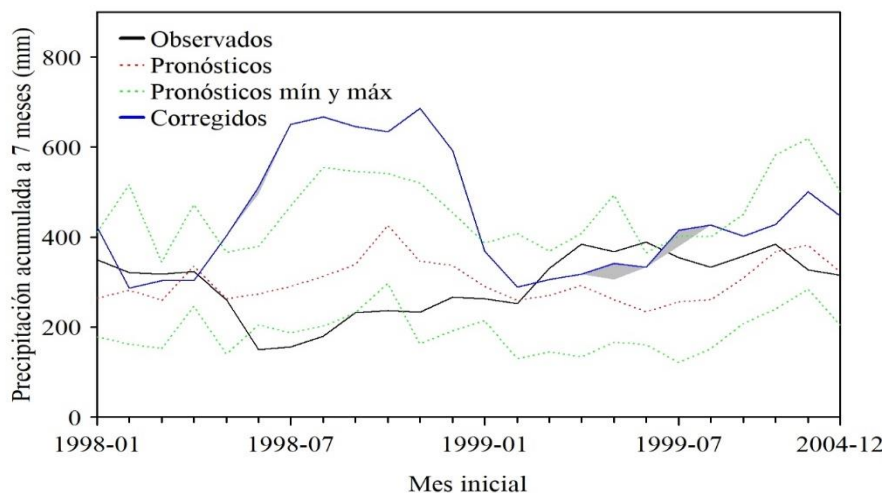


Figura 17. Corrección del sesgo con el método LS con un periodo de control de 3 años. De 1998 a 2004.

Para la corrección mediante el método QM se probaron periodos de control de 3, 10 y 20 años. Para la corrección por el método QM se empleó la utilería qmap (Gudmundsson, 2016) desarrollada para el software R (R Core Team, 2013). Dentro de la utilería empleada se seleccionó el método RQUANT para realizar el mapeo de los cuantiles. Este método es no paramétrico y utiliza cuantiles empíricos. RQUANT es un método robusto que estima los valores de la relación entre cuantiles de los datos observados y de los pronósticos con regresión lineal por mínimos cuadrados. Para realizar una estimación robusta, se replica la estimación utilizando bootstrapping y se obtiene la media de las réplicas. Finalmente, hace el mapeo interpolando los cuantiles empíricos (Boé et al., 2007).

En las Figuras 18, 19 y 20 se muestran los resultados de las correcciones tomando el acumulado a siete meses, considerando como ejemplo la subcuenca Alarcón (el resto de las subcuencas pueden consultarse en el anexo B). En las Figuras 18, 19 y 20 la línea azul corresponde a la media del ensamble corregido.

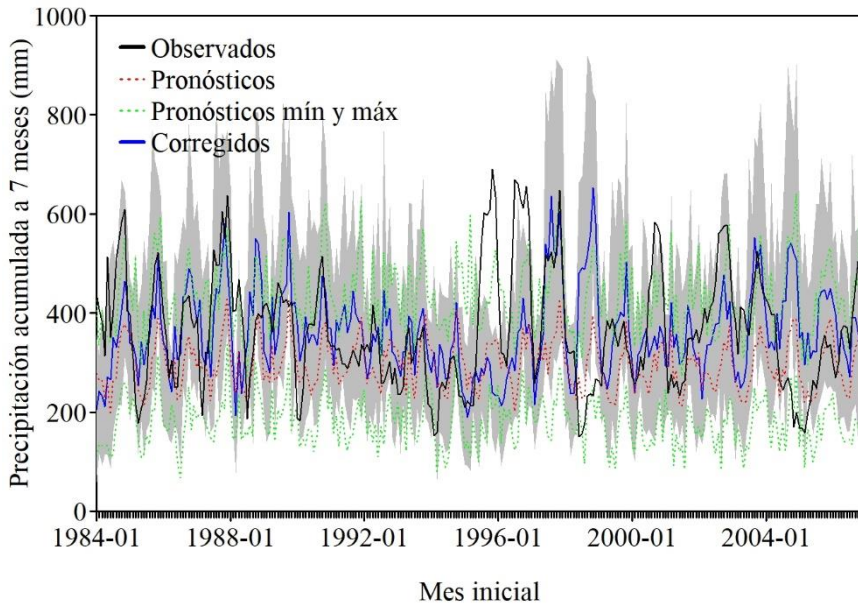


Figura 18. Corrección del sesgo con el método QM con un periodo de control de 3 años.

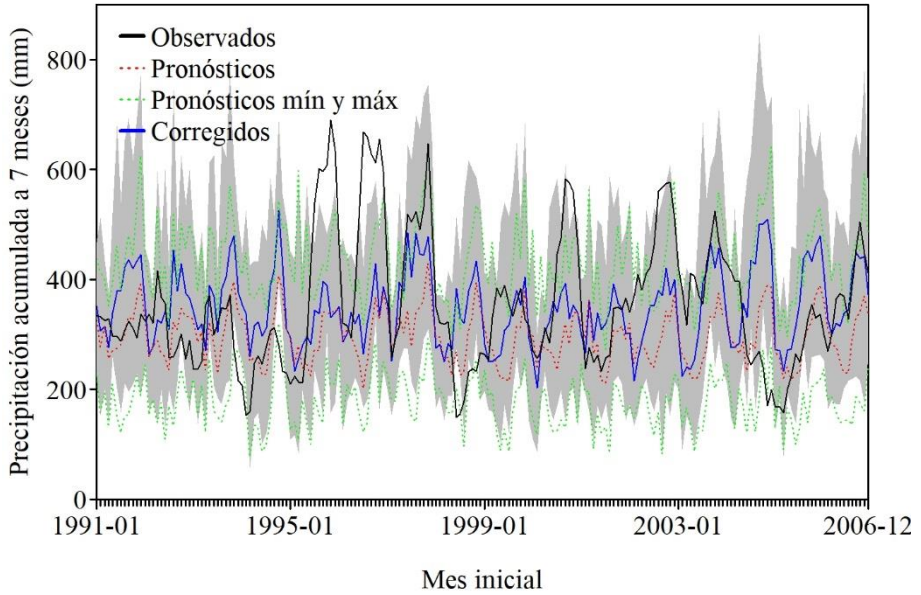


Figura 19. Corrección del sesgo con el método QM con un periodo de control de 10 años.

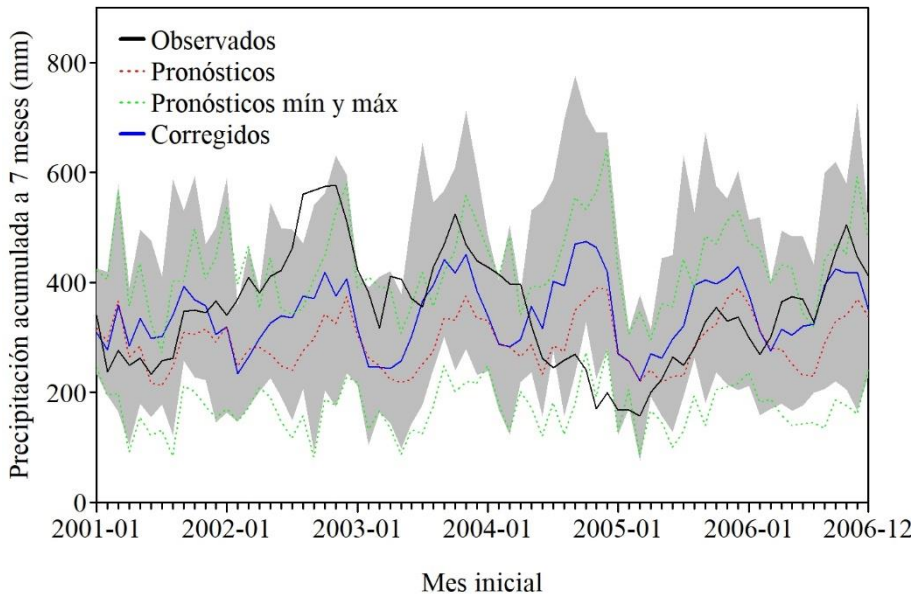


Figura 20. Corrección del sesgo con el método QM con un periodo de control de 20 años.

A diferencia del método LS, el mapeo de cuantiles no elimina la banda de incertidumbre, pero la sobreestima. En las correcciones con los tres periodos de control analizados, el límite inferior de la franja de incertidumbre no presenta cambios considerables mientras que el límite superior se eleva de forma notoria. Sin embargo, no es posible determinar cuál es el mejor resultado, por lo que se realizó un análisis de la dispersión. En la Figura 21 se muestran los diagramas de cajas y bigotes de los datos corregidos tanto con el método LS como con el método QM, para los distintos periodos de control.

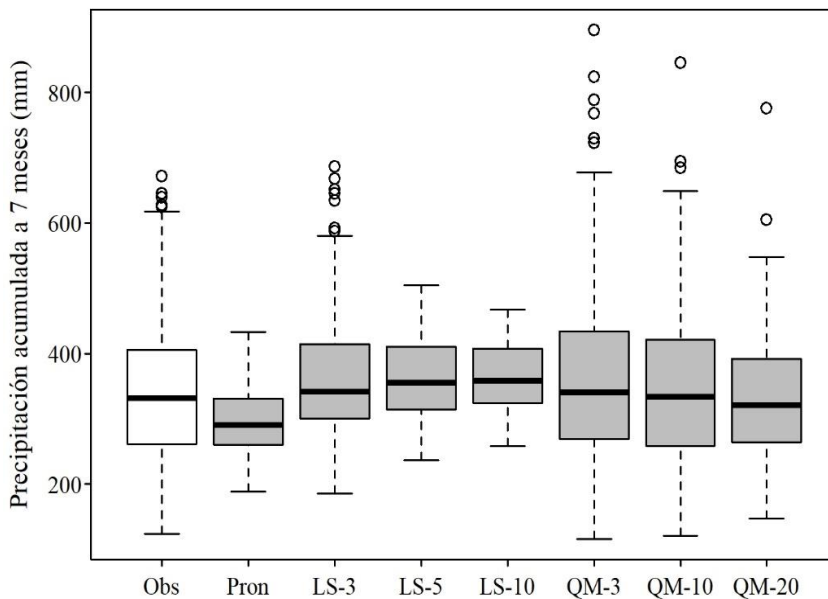


Figura 21. Diagrama de cajas y bigotes para precipitaciones acumuladas a siete meses. Obs representa los datos observados, Pron los pronósticos sin corrección, LS representa el método Linear Scaling y QM el método Quantile Mapping. Los números 3, 5, 10 y 20 son los distintos periodos de control utilizados.

Los diagramas de cajas muestran que los pronósticos originales tienen poca variabilidad ya que su rango intercuartilico se encuentra muy cercano a la mediana. Además de que los valores extremos, los cuales toman gran importancia en el análisis de las sequías, no se ven representados. Con las distintas correcciones se logra mejorar la distribución de los datos, especialmente con el método QM. Al realizar

la corrección con el método LS se aprecia que mientras mayor sea el periodo de control se pierde dispersión y los datos tienden a concentrarse en torno a su mediana. Sin embargo, como se había mencionado anteriormente, si se considera un periodo de control de un año, los datos corregidos tienden a comportarse como los datos observados del año anterior al pronosticado.

Por otra parte, al emplear el método QM, los datos corregidos para los tres periodos de control analizados tienen valores similares para los cuartiles primero, tercero y la mediana, respecto a los datos observados. Con este método, el periodo de control más corto (3 años) es el que presenta los peores resultados, una vez que el número de valores atípicos es mayor que en los datos para periodos de control de 10 y 20 años. Además, los datos comprendidos entre la mediana y el tercer cuartil son mayor que en los datos observados. Al igual que con el método LS, mientras aumenta la longitud del periodo de control, los resultados de la corrección del sesgo tienden a centralizarse.

4.3.2 Temperatura

La corrección del sesgo de los pronósticos de temperatura resulta más sencilla que la corrección de datos de precipitación, ya que esta variable no depende de tantos factores y los pronósticos suelen tener un comportamiento similar a los datos históricos. Por otra parte, dado que la temperatura tiene mayor consistencia espacial y puesto que las variaciones a pequeñas escalas se derivan principalmente de efectos orográficos corregibles (Maraun, 2013), los modelos climáticos pueden pronosticarla con mayor certidumbre que a la precipitación (Luo y Wood, 2006; Wagner, 1989). Por lo descrito anteriormente, el sesgo de las variables de temperatura (media, mínima y máxima) puede corregirse con métodos simples como el método LS.

Como se muestra en la Figura 13, los pronósticos de temperatura media del modelo System4 tienen una dispersión similar a los datos observados, aunque con valores que en general están cuatro grados centígrados por debajo de los históricos.

Como se observó al corregir la precipitación, el método LS tiende a concentrar los pronósticos en torno a la media cuando se utilizan periodos de control grandes, y dado que el mejor resultado se obtuvo al emplear un periodo de control de tres años, éste se consideró para corregir los pronósticos de temperatura. En las Figuras 22, 23 y 24 se muestran los resultados para la subcuenca Alarcón (el resto de las subcuencas pueden consultarse en el Anexo B).

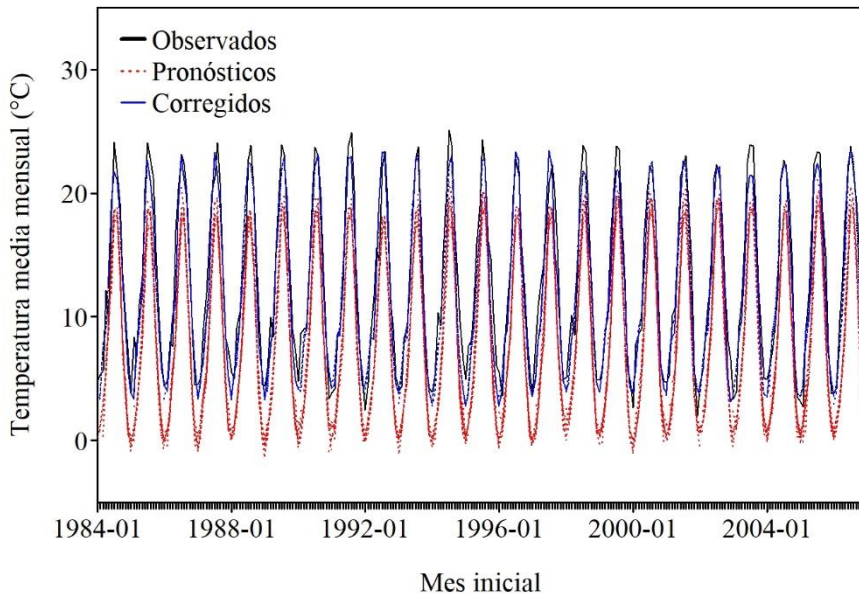


Figura 22. Corrección del sesgo de las temperaturas medias con el método LS con un periodo de control de 3 años.

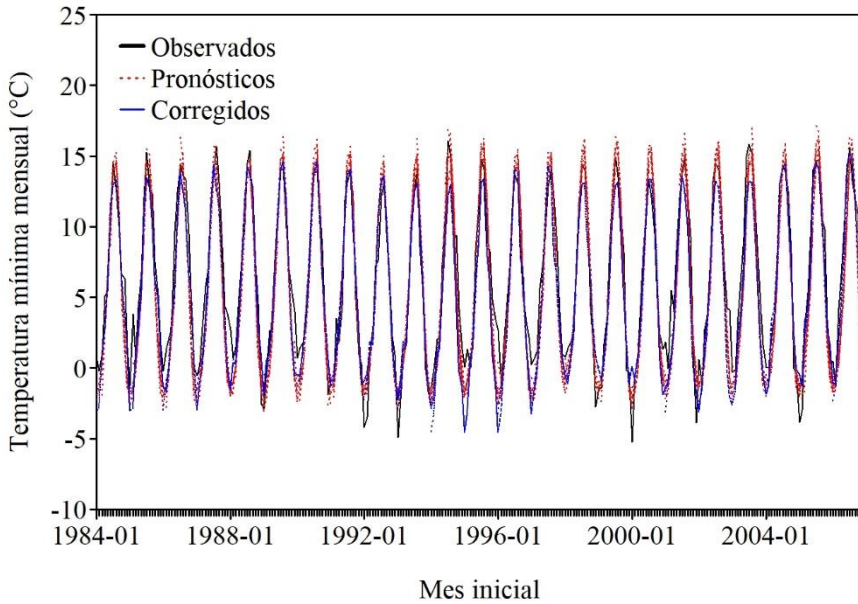


Figura 23. Corrección del sesgo de las temperaturas mínimas con el método LS con un periodo de control de 3 años.

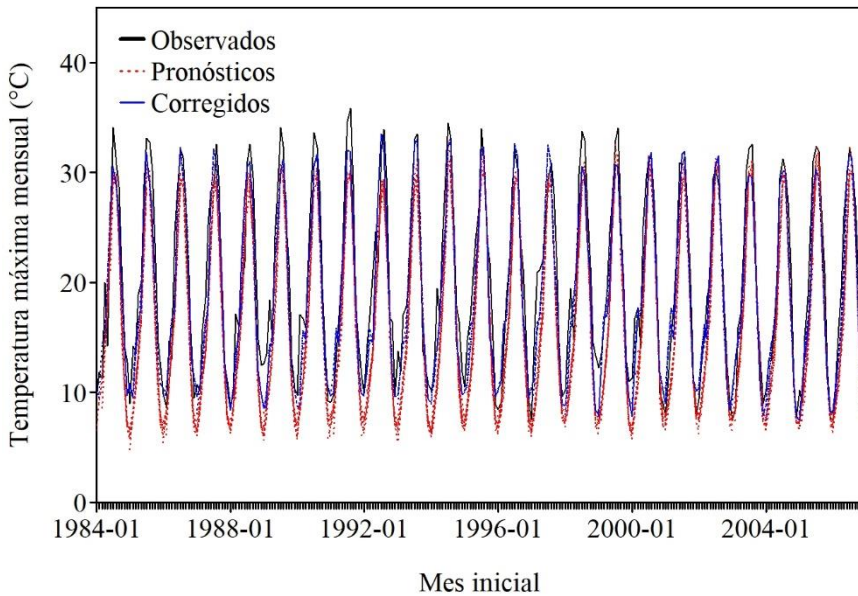


Figura 24. Corrección del sesgo de las temperaturas máximas con el método LS con un periodo de control de 3 años.

En las figuras anteriores se muestran las medias mensuales de las temperaturas media, mínima y máxima. En estos gráficos, tanto los pronósticos originales como los corregidos, corresponden a la media del ensamble del modelo System4.

Los datos pronosticados originales de las tres variables analizadas presentan un comportamiento similar al de los datos observados; sin embargo, en todos los casos estos pronósticos infravaloran las temperaturas entre dos y cuatro grados centígrados. Los resultados obtenidos con la corrección del sesgo con el método LS utilizando un periodo de control de tres años muestran una mejora considerable ya que la tendencia se mantiene y la infravaloración se disminuye de forma notoria.

Con los resultados obtenidos, queda de manifiesto que los modelos climáticos tienen más capacidad de pronosticar la temperatura que la precipitación, lo cual ha sido demostrado en trabajos como Cash et al. y Lang et al. (2019; 2014). También ha quedado demostrado que la corrección del sesgo de las temperaturas media, mínima y máxima se puede realizar con métodos simples como lo es el método LS.

4.4 CONCLUSIONES

Sí bien es cierto que los modelos climáticos han evolucionado a gran velocidad en las últimas décadas, aún falta mucho trabajo por realizar para lograr predicciones confiables, sobre todo a escala estacional (largo plazo). La precipitación es difícil de pronosticar por la gran variabilidad tanto en la escala espacial como en la temporal, caso contrario para la temperatura. Ésta última se pronostica con mayor habilidad por parte de los modelos climáticos.

Al igual que en los datos de cambio climático, los pronósticos estacionales suelen presentar un sesgo sistemático que debe ser corregido, y puesto que las predicciones originales carecen de variabilidad, es necesario utilizar métodos de corrección que puedan modificar esta propiedad. No es posible definir un único método dado

que cada variable climática y cada zona geográfica hace que esta labor no sea posible. Sin embargo, se debe trabajar en establecer el tipo de método o grupo de métodos que pueda ser aplicado con mayor eficacia para cada variable.

En el caso de pronósticos estacionales es importante determinar el periodo de control con el cual se deben contrastar los pronósticos para determinar la medida del sesgo, es decir, determinar la magnitud de corrección. A diferencia de las estimaciones de cambio climático, en los pronósticos estacionales se debe considerar un periodo de contraste móvil en donde, sin importar la longitud de éste, se deben considerar los años previos al pronóstico que se desea corregir. Con base en los resultados obtenidos, se concluye que mientras mayor sea el número de años considerado en los periodos de contraste, los pronósticos corregidos tienden a la media perdiendo la variabilidad del ensamble. Por otra parte, si se utiliza solo un año, los pronósticos solo se desplazan a valores similares a los registrados en el año de contraste, con esto se pierde cualquier capacidad de predicción ya que los valores corregidos serían solo una reproducción del año previo. De acuerdo con las distintas correcciones de sesgo realizadas a la precipitación, el método LS da mejores resultados al utilizar un periodo de control de tres años, mientras que el método QM da mejor resultado con diez años. En cuanto a las correcciones de las temperaturas media, mínima y máxima, éstas presentan un sesgo menor respecto al de las precipitaciones y son más sencillas de corregir ya que la tendencia es similar a la de los datos observados. Se probó para las tres variables el método LS con un periodo de control de 3 años obteniéndose buenos resultados.

En la presente tesis se ha demostrado que, para pronósticos estacionales de precipitación, el método de mapeo de cuantiles (QM) da mejores resultados que el método de escalamiento lineal (LS), debido a que el método QM aumenta la dispersión del ensamble mientras que el método LS la elimina. El mayor problema de la corrección de la precipitación con el método QM es que la banda de incertidumbre crece al tener picos muy elevados en la parte superior de la banda. El método LS no es adecuado para la corrección de la precipitación, pues elimina por

completo la banda de incertidumbre, dando como resultado un pronóstico determinístico, lo cual no es real. En el caso de las temperaturas, la banda de incertidumbre no resulta importante, ya que, desde los datos originales, ésta es prácticamente inexistente debido a que los pronósticos de los quince miembros del ensamble son muy similares entre sí.

Los pronósticos climáticos a largo plazo (estacionales) no tienen como objetivo predecir con certeza un evento específico como una tormenta o la temperatura máxima en un día determinado, lo que buscan es poder pronosticar las anomalías a escala mensual o estacional de una variable para que estas posibles anomalías puedan ser utilizadas en diferentes ámbitos como puede ser la gestión de recursos hídricos, la economía o la gestión de un sistema ante posibles riesgos de sequías o inundaciones. Desde este punto de vista, la corrección del sesgo no debe enfocarse en la mejora del pronóstico, sino en la mejora de la tendencia de la serie, es decir, que la variabilidad de los datos observados se vea reflejada en los pronósticos corregidos. Como se puede observar en los resultados de la corrección del sesgo, las medias de los pronósticos se corrigen con los dos métodos analizados. Además, se logró una mejora en la variabilidad de los pronósticos de precipitación con el método QM. Los pronósticos de temperatura presentaban una tendencia de subestimación, la cual se pudo corregir con el método LS.

CAPÍTULO 5

EVALUACIÓN DE UN MODELO CLIMÁTICO PARA PRONÓSTICOS DE SEQUÍAS METEOROLÓGICAS

En este capítulo se describe la metodología propuesta para verificar los pronósticos de inicios de sequía meteorológica de un modelo climático, a través del cálculo de un Índice Agregado a escala de cuenca, el cual se obtiene mediante el empleo de tablas de contingencia modificadas. La verificación de las previsiones del modelo System4 se realiza con los pronósticos originales para cada mes de entrega y para los datos con el sesgo corregido. Finalmente se muestra una comparativa del Índice Agregado con respecto a un modelo autorregresivo.

5.1 ANÁLISIS DE LOS TIEMPOS DE ENTREGA DE LOS PRONÓSTICOS

5.1.1 Tratamiento de los datos

En la evaluación de los modelos hidrológicos se utilizan índices para determinar su capacidad de reproducir la realidad. Estos análisis se realizan sobre series temporales de la variable en estudio, ya sea precipitación, temperatura o caudales. En el ámbito de la gestión de los recursos hídricos, estas series temporales suelen tener longitudes mayores a los treinta años. Sin embargo, como se ha mencionado en capítulos anteriores, los pronósticos estacionales tienen longitudes que van de los seis meses a un año. Por lo tanto, es difícil poder hacer un análisis comparativo con la serie histórica de datos observados de cualquier variable.

En el caso del modelo analizado en esta investigación, el modelo System4, se tiene un periodo histórico de pronósticos (hindcast) que inicia en enero de 1981 y culmina en diciembre de 2015. De este periodo de información, se trabajó con el periodo que va de 1981 a 2006, como se explicó en el apartado del caso de estudio. El modelo System4 genera pronósticos a partir de la información del primer día de cada mes y cada serie de predicciones tiene una longitud de siete meses, es decir, un periodo de entrega de seis meses (Figura 25).

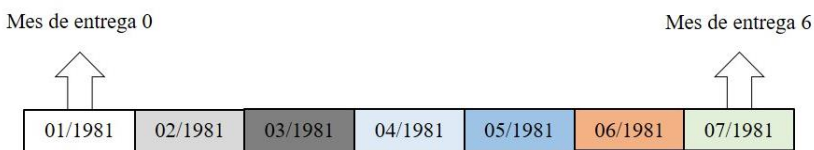


Figura 25. Periodos de entrega de los pronósticos estacionales del modelo System4. Pronósticos iniciados en enero de 1981.

Con la finalidad de evaluar los pronósticos comparándolos con las series históricas observadas de las distintas variables (precipitación y temperatura media, mínima y máxima), se generaron series históricas continuas con las previsiones del modelo System4. Para poder generar estas series se tomaron los pronósticos correspondientes al mismo mes de entrega de cada serie de pronósticos, es decir, para generar la serie continua para el mes de entrega cero, se tomó el primer mes de cada

índices que permitan determinar la capacidad predictiva del modelo climático. En la Tabla 4 se muestran los periodos de cada una de estas series continuas, donde se observa que los pronósticos inician el segundo día de cada mes, esto se debe, como se ha mencionado anteriormente, a que el modelo genera los pronósticos a partir de la información disponible el primer día de cada mes, es decir, al primer día de cada mes se le asignan las condiciones iniciales de las distintas simulaciones (Molteni et al., 2011).

Tabla 4. Periodos de las series continuas de los pronósticos del modelo System4.

Mes de entrega	Inicio de la serie	Final de la serie
0	02/01/1981	31/12/2006
1	02/02/1981	31/01/2007
2	02/03/1981	28/02/2007
3	02/04/1981	31/03/2007
4	02/05/1981	30/04/2007
5	02/06/1981	31/05/2007
6	02/07/1981	30/06/2007

Puesto que cada serie de predicciones está compuesta por quince miembros, surge el cuestionamiento sobre cuál es la forma de trabajar con el ensamble. En la presente investigación se propone analizar todos los miembros del ensamble de forma conjunta, con la finalidad de incluir toda la incertidumbre asociada a los pronósticos. Para incluir todos los miembros del ensamble se contrasta cada una de las simulaciones del modelo climático con los datos observados, considerando así, un resultado conjunto de las quince comparaciones.

Para lograr la comparación conjunta del ensamble se proponen los siguientes pasos:

1. Repetir los datos observados tantas veces como miembros del ensamble se tengan para posteriormente concatenarlos.
2. Concatenar las simulaciones del modelo climático.

De esta forma se tendrán dos series (observados y pronósticos) con una longitud igual al número de datos en el periodo analizado multiplicado por el número de miembros del ensamble. En la Figura 27 se muestra esquemáticamente la concatenación para el análisis conjunto del ensamble.

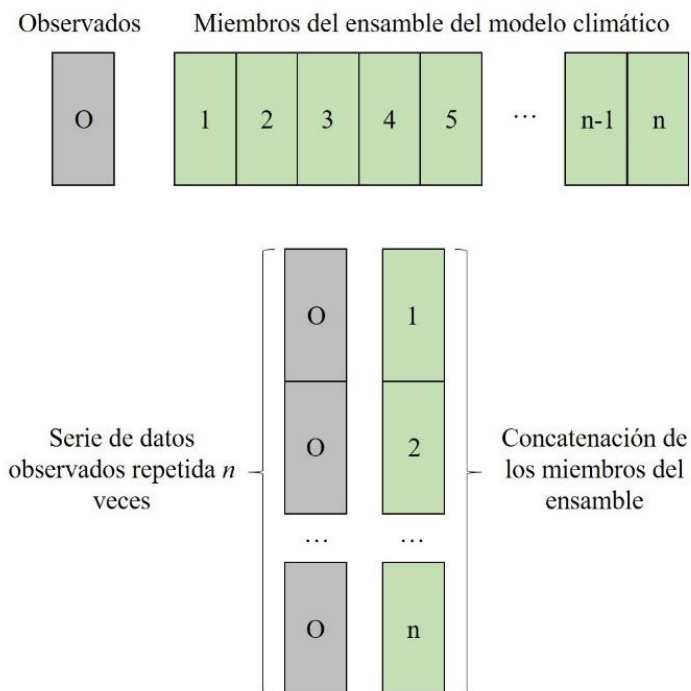


Figura 27. Concatenación de los miembros del ensamble de un modelo climático. n es el número de miembros que integran el ensamble.

5.1.2 Análisis paramétrico de los pronósticos

Para realizar un primer análisis de la calidad de los pronósticos, se calculó el índice de Eficiencia de Nash-Sutcliffe (NSE) y el índice de Eficiencia de Kling-Gupta Modificado (KGM) para los datos de precipitación. Estos dos índices se seleccionaron debido a que son ampliamente utilizados en la gestión de los recursos hídricos para evaluar la calidad de las simulaciones de variables hidrológicas como la

precipitación, la temperatura y los caudales (Kling et al., 2012; Moriasi et al., 2007; Spalding-Fecher et al., 2016).

El NSE determina la magnitud relativa de la varianza de los datos modelados con la varianza observada (Nash y Sutcliffe, 1970). La expresión que describe este índice se muestra en la Ecuación [4].

$$NSE = 1 - \left[\frac{\sum_{n=1}^N (O_n - P_n)^2}{\sum_{n=1}^N (O_n - \overline{O_n})^2} \right] \quad [4]$$

Donde, N es el número total de pasos de tiempo, O_n es el valor observado en el paso de tiempo n , P_n es el valor del pronóstico en el paso de tiempo n , y $\overline{O_n}$ es la media de los datos observados. Los posibles valores de este índice van de $-\infty$ a 1, siendo 1 el valor óptimo.

El índice NSE se puede descomponer en tres elementos que indican las relaciones entre los datos simulados y los observados: el coeficiente de correlación, la relación de las medias y la relación de las desviaciones estándar. Esta descomposición se conoce como índice de Eficiencia de Kling-Gupta (KGE) (Gupta et al., 2009). En la Ecuación [5] se muestra el índice KGM que es una modificación del índice KGE, en el que la relación de las desviaciones estándar se sustituye por la relación de los coeficientes de variación (Kling et al., 2012).

$$KGM = 1 - \sqrt{(r - 1)^2 + (\beta - 1)^2 + (\gamma - 1)^2} \quad [5]$$

En la expresión anterior, r es el coeficiente de correlación, β es la relación de medias y γ es la relación de los coeficientes de variación.

$$\beta = \frac{\mu(P)}{\mu(O)} \quad [6]$$

$$\gamma = \frac{CV(P)}{CV(O)} \quad [7]$$

El rango de índice KGM va de $-\infty$ a 1 y el valor óptimo tanto del índice como de los tres parámetros (r , β y γ) es 1.

Los índices se calcularon para las siete series continuas de precipitación del modelo climático, agrupando los datos diarios en datos mensuales. En las Tablas 5, 6 y 7 se muestran los resultados obtenidos para la comparación de los datos originales, los corregidos por el método Linear Scaling (LS) con un periodo de control de tres años y los corregidos con el método Quantile Mapping (QM) con un periodo de control de diez años, respectivamente, tomando como ejemplo la subcuenca Alarcón (el resto de las subcuencas se muestran en el Anexo C).

Tabla 5. NSE y KGM para los pronósticos de precipitación originales.

ME	NSE	KGM	r	β	γ
0	-0.01	0.34	0.38	0.81	0.87
1	-0.28	0.17	0.20	0.79	0.90
2	-0.32	0.16	0.19	0.79	0.91
3	-0.33	0.14	0.17	0.83	0.86
4	-0.31	0.16	0.18	0.85	0.88
5	-0.30	0.17	0.19	0.84	0.88
6	-0.28	0.18	0.21	0.86	0.87

Tabla 6. NSE y KGM para los pronósticos de precipitación corregidos por el método LS con un periodo de control de tres años.

ME	NSE	KGM	r	β	γ
0	-0.14	0.27	0.30	0.96	0.80
1	-0.24	0.23	0.25	1.00	0.80
2	-0.25	0.22	0.24	1.00	0.80
3	-0.30	0.17	0.20	1.00	0.79
4	-0.26	0.22	0.24	1.00	0.80
5	-0.27	0.22	0.24	1.01	0.81
6	-0.26	0.22	0.25	1.01	0.81

Tabla 7. NSE y KGM para los pronósticos de precipitación corregidos por el método QM con un periodo de control de diez años.

ME	NSE	KGM	r	β	γ
0	-0.24	0.35	0.36	0.98	0.98
1	-0.63	0.17	0.17	0.96	1.02
2	-0.64	0.17	0.17	0.95	1.03
3	-0.70	0.15	0.16	0.99	1.01
4	-0.66	0.17	0.18	1.00	1.00
5	-0.65	0.17	0.17	1.00	1.00
6	-0.67	0.19	0.19	1.02	1.00

De acuerdo a los resultados obtenidos de los índices NSE y KGM (Tabla 5), los mejores valores se obtienen para los pronósticos con un mes de entrega cero, lo cual es previsible en una serie de pronósticos ya que los modelos climáticos son muy sensibles a las condiciones iniciales de las simulaciones y a mayor distancia del dato de inicio, los pronósticos tienden a presentar un comportamiento más errático. Por otra parte, los elementos del índice KGM muestran que la relación de medias (β) y de coeficientes de variación (γ) tienen valores en torno a 0.80 y 0.90, lo cual no es un problema significativo partiendo del hecho de que el valor óptimo es la unidad, lo que indicaría que ambas series tienen la misma media y el mismo coeficiente de variación. En cuanto al coeficiente de correlación (r), los resultados están muy alejados del valor óptimo, lo que indica que no existe una correlación entre los datos de ambas series.

Al analizar los pronósticos corregidos por el método LS (Tabla 6), se observa claramente lo explicado en el capítulo anterior, las medias se ajustan, pero la relación de los coeficientes de variación disminuye respecto a los datos originales. En cuanto a los índices NSE, KGM y al coeficiente de correlación, los valores empeoran para el mes de entrega cero y para el resto de periodos de entrega mejoran ligeramente.

En cuanto a los datos corregidos por el método QM (Tabla 7), la relación de medias mejora respecto a los datos originales aunque quedan por debajo de los resultados del método LS para los meses de entrega 1, 2,

3 y 6. La relación de los coeficientes de variación mejora alcanzando en algunos casos el valor óptimo, y pasando la unidad en otros casos, lo que indica que se tiene incremento en la variabilidad de los pronósticos, cosa que había quedado de manifiesto en el capítulo anterior. Los valores del índice KGM y del coeficiente de correlación no cambian de forma considerable con respecto a los datos originales. Finalmente, el NSE presenta peores resultados con este método de corrección del sesgo.

En la Figura 28 se muestra el comportamiento de los tres elementos del índice KGM para las series de cero meses de entrega de las cinco subcuencas, donde se observa que el coeficiente de correlación disminuye ligeramente en todas las subcuencas al aplicar los métodos de corrección del sesgo. La relación de medias mejora en todas las zonas al corregir los datos con el método LS, mientras que con el método QM solo mejoran en las subcuencas Alarcón y Contreras, empeorando en el resto de las subcuencas al obtenerse valores mayores a los de las medias de los datos observados. La relación de los coeficientes de variación empeora cuando se emplea el método de corrección LS y mejora con el método QM, existiendo un incremento de la variabilidad excesivo en las subcuencas con clima litoral mediterráneo. Esta deficiencia, tanto en los datos originales como en los corregidos en las subcuencas Tous y Huerto Mulet, se debe a que hay una fuerte influencia de los fenómenos convectivos costeros mediterráneos y a que existe menor influencia de las circulaciones atmosféricas a mayor escala que en los climas continentales, lo que disminuye la capacidad de pronóstico de los modelos climáticos (Chirivella Osma et al., 2015).

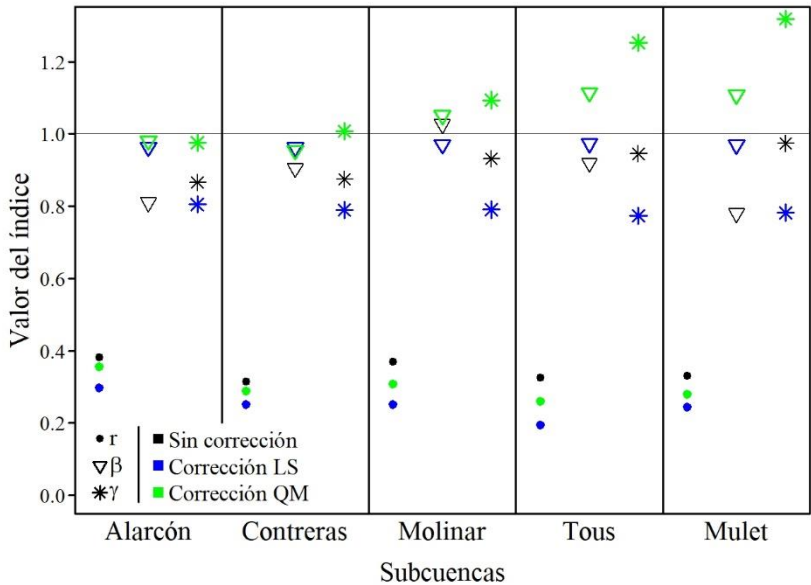


Figura 28. Elementos del KGM para el mes de entrega cero.

5.2 VERIFICACIÓN DE LAS PREVISIONES DE SEQUÍAS METEOROLÓGICAS

5.2.1 Tablas de contingencia

En la gestión de los recursos hídricos es muy importante predecir las sequías, con la finalidad de adoptar medidas que permitan reducir los impactos de estos eventos (Haro et al., 2014). Por tal razón, en esta investigación se evalúa la capacidad del modelo climático System4 para predecir sequías meteorológicas.

Las sequías tienen tres características principales: intensidad, duración y superficie afectada (Wilhite, 2000). La intensidad se refiere a la disminución de las precipitaciones y los impactos que esa disminución puede causar, y se mide aplicando el índice de gravedad de la sequía de Palmer o a través de un umbral, que puede ser un porcentaje de la precipitación media y puede ser seleccionado arbitrariamente. La

duración es el período de tiempo en que la precipitación está por debajo del umbral establecido.

Para la verificación de las previsiones de eventos de sequía meteorológica, se establecieron cinco escenarios que corresponden al 20 % (E1), 40 % (E2), 60 % (E3), 80 % (E4) y 100 % (E5) de la precipitación media mensual. En cada uno de ellos, el evento ocurre cuando el valor de la precipitación para cada mes es menor que el valor del umbral correspondiente. La finalidad de analizar distintos umbrales es incluir la intensidad de las sequías en la verificación de los pronósticos.

Al establecer los umbrales de sequía, tanto los pronósticos como los datos observados, a escala mensual, éstos pasan de ser variables continuas a ser variables categóricas, puesto que se convierten en una variable dicotómica que solo puede tomar los valores de “sí” o “no” dependiendo de si el mes analizado está o no en sequía.

Una vez que los pronósticos y los datos observados se transforman en variables dicotómicas, se realiza un emparejamiento de ambas variables, pudiendo encontrar cuatro posibles combinaciones. Si al comparar las dos variables en un mes determinado, ambas presentan situación de sequía se tiene un *Éxito* en el pronóstico. Si el dato observado es sequía y la previsión no, el resultado es un *Fallo*, si por el contrario el valor observado es ausencia de sequía mientras que el pronóstico sí está en sequía, el resultado es una *Falsa alarma*. Finalmente, cuando en ambas variables se está en un mes húmedo, se tiene un *Correcto negativo*. Los valores obtenidos del emparejamiento de las dos series de datos dicotómicos (no probabilísticos) se pueden representar mediante una tabla de contingencia de 2x2 dimensiones en la que se muestran las frecuencias absolutas de las cuatro posibles combinaciones pronóstico/observado (Wilks, 2006), tal como se muestra en la Tabla 8.

Tabla 8. Tabla de contingencia. Adapta de Wilks (2006).

		Observados	
		Sí	No
Pronósticos	Sí	Éxitos (a)	Falsas alarmas (b)
	No	Fallos (c)	Correctos negativos (d)

Las tablas de contingencia tienen atributos escalares que permiten evaluar el rendimiento de los pronósticos: *exactitud* o *precisión*, *sesgo*, *discriminación*, *fiabilidad* y *resolución*. En la presente investigación se evaluaron diferentes medidas de los atributos escalares de las tablas de contingencia, las cuales se describen a continuación.

- Proporción correcta (PC). Este índice es la más directa e intuitiva medida de la *precisión* de pronósticos no probabilísticos y establece la porción de los pronósticos acertados, tanto para la presencia como para la ausencia del evento evaluado (Ecuación [8]). Este índice no distingue entre *Éxitos* y *Correctos negativos*, por lo que es necesario emplear, adicionalmente, otros índices que ayuden a evaluar los pronósticos.
- Índice de amenaza (TS). Determina la cantidad de aciertos con respecto al total de valores donde se presenta el evento, tanto en los pronósticos como en los datos observados (Ecuación [9]). El rango de este índice es de 0 a 1, siendo la unidad la mejor puntuación posible.
- Sesgo (BIAS). Es la comparación del promedio de los pronósticos con el promedio de los datos observados (Ecuación [10]). Esta métrica no proporciona información sobre la correspondencia directa de las dos series comparadas, por lo que no se considera una medida de la *precisión* de las previsiones. El valor óptimo es la unidad. Los valores inferiores a uno indican que el evento fue pronosticado con menor frecuencia que en la serie observada. Caso contrario, valores

mayores a uno indican que el evento se pronosticó con mayor frecuencia que en los datos observados.

- Índice de falsas alarmas (FAR). Es una medida de la *fiabilidad* y la *resolución* de las previsiones. Representa la fracción de los pronósticos de “sí” que resultan erróneos, es decir, es la proporción de eventos pronosticados que no se materializan (Ecuación [11]). Puesto que es un índice con orientación negativa, su mejor valor es 0 y su peor puntuación es 1.
- Índice de éxitos (SR). Proporciona información sobre la probabilidad de que un evento observado sea predicho (Ecuación [12]). El SR es sensible a las *Falsas alarmas* e ignora los *Fallos* y es complementario al FAR.
- Probabilidad de detección (POD). Es una medida de *discriminación* y representa las ocasiones en que el pronóstico ocurrió (Ecuación [13]).
- Probabilidad de falsa detección (POFD). Al igual que el POD, este índice es una medida de la *discriminación* e indica la relación entre las *Falsas alarmas* y el número total de no ocurrencia del evento (Ecuación [14]).

$$PC = \frac{\text{Éxitos} + \text{Correctos negativos}}{n} \quad [8]$$

$$TS = \frac{\text{Éxitos}}{\text{Éxitos} + \text{Fallos} + \text{Falsas alarmas}} \quad [9]$$

$$BIAS = \frac{\text{Éxitos} + \text{Falsas alarmas}}{\text{Éxitos} + \text{Fallos}} \quad [10]$$

$$FAR = \frac{\text{Falsas alarmas}}{\text{Éxitos} + \text{Falsas alarmas}} \quad [11]$$

$$SR = \frac{\acute{E}xitos}{\acute{E}xitos + Falsas alarmas} \quad [12]$$

$$POD = \frac{\acute{E}xitos}{\acute{E}xitos + Fallos} \quad [13]$$

$$POFD = \frac{Falsas alarmas}{Correctos negativos + Falsas alarmas} \quad [14]$$

A pesar de la diversidad de índices descritos anteriormente, existe información que éstos no pueden recoger. La tabla de contingencia solo considera la predicción de la sequía, por lo que la única información que se podría analizar hasta el momento es si un pronóstico mensual fue acertado en cuanto a la cantidad de precipitación ocurrida en un mes determinado. Sin embargo, existe la posibilidad de que el hecho de que exista un fallo en la previsión no sea del todo un error en el modelo climático ya que podría ser que el modelo este prediciendo un evento de sequía con antelación o con retraso. Por tanto, se debe evaluar la predicción de sequías estudiando los siguientes eventos: Inicio, Inicio anticipado, Inicio tardío y Permanencia. De esta manera, se estará evaluando el modelo climático con mayor robustez al descomponer la variable dicotómica existencia/ausencia de sequía en tres posibilidades: Inicio de sequía, Permanencia de sequía y No sequía (Tabla 9).

Tabla 9. Tabla de contingencia modificada de 3x3 dimensiones.

		Observados		
		Inicio de sequía	Permanencia en sequía	No sequía
Pronósticos	Inicio de sequía	<i>Éxitos en inicio (e)</i>	<i>Inicios tardíos (f)</i>	<i>Falsos inicios (g)</i>
	Permanencia en sequía	<i>Inicios anticipados (h)</i>	<i>Éxitos de permanencia (i)</i>	<i>Falsas permanencias (j)</i>
	No sequía	<i>Fallos (k)</i>	<i>Salidas anticipadas (l)</i>	<i>Éxitos de no sequías (m)</i>

Con la tabla de contingencia modificada (Tabla 9), se pueden presentar nueve combinaciones distintas entre las series de los miembros del ensamble del modelo climático y la serie de los datos observados. Estas combinaciones se describen a continuación:

- (e). Se presentan cuando en los pronósticos y en la serie de datos observados se tiene un inicio de sequía en el mes evaluado.
- (f). Si en los pronósticos se tiene un inicio de sequía mientras que en los observados se está en sequía pero el evento inició con antelación, la combinación corresponde a un inicio tardío.
- (g). Cuando en los pronósticos inicia una sequía en el mes evaluado y en los datos observados no existe un evento, se tiene un falso inicio.
- (h). Un inicio anticipado se presenta cuando en los datos observados se presenta el inicio de una sequía mientras que en los pronósticos inició con anterioridad.
- (i). Si en ambas series se está en sequía pero ninguna de ellas inicia en el mes evaluado se tiene un éxito en la permanencia del evento.
- (j). Las falsas permanencias se presentan cuando en los datos del modelo climático se permanece en un evento de sequía y en los datos observados no existe dicho evento.

- (k). Al presentarse un inicio de sequía en los observados mientras que en los pronósticos no existe el evento en el mes evaluado, se tiene un fallo.
- (l). Cuando en los observados se permanece en sequía mientras que en los pronósticos no existe el evento, se presenta una salida anticipada.
- (m). Se presenta cuando en ninguna de las dos series se muestra una sequía en el mes evaluado.

Puesto que las métricas descritas anteriormente se emplean a partir de los datos de tablas de contingencia de 2x2 dimensiones, la tabla de contingencia modificada (Tabla 9) debe adaptarse con base a lo establecido en Wilks (2006), pasando de 3x3 a una tabla de 2x2 para cada evento que se desee analizar, que como se había mencionado anteriormente, en este caso son: Inicio, Inicio anticipado, Inicio tardío y Permanencia.

Para pasar de una tabla de contingencia de 3x3 a una de 2x2 se siguen los pasos que a continuación se describen:

1. Se aísla el evento que se desea analizar y se coloca en la celda correspondiente a los *Éxitos*.
2. El resto de valores de la columna donde se encuentra el evento analizado se suman y se colocan en la posición de los *Fallos*.
3. Los valores de la fila del evento en cuestión se suman, correspondiendo el resultado a las *Falsas alarmas*.
4. Los datos restantes corresponden a los *Correctos negativos*.

Siguiendo los pasos anteriores, las tablas de contingencia para los cuatro eventos analizados quedan de la siguiente manera:

Tabla 10. Tabla de contingencia para el evento *Éxito en inicio.*

		Observados	
		Sí	No
Pronósticos	Sí	$(a') = (e)$	$(b') = (f) + (g)$
	No	$(c') = (h) + (k)$	$(d') = (i) + (j) + (l) + (m)$

Tabla 11. Tabla de contingencia para el evento *Inicio anticipado.*

		Observados	
		Sí	No
Pronósticos	Sí	$(a') = (h)$	$(b') = (i) + (j)$
	No	$(c') = (e) + (k)$	$(d') = (f) + (g) + (l) + (m)$

Tabla 12. Tabla de contingencia para el evento *Inicio tardío.*

		Observados	
		Sí	No
Pronósticos	Sí	$(a') = (f)$	$(b') = (e) + (g)$
	No	$(c') = (i) + (l)$	$(d') = (h) + (j) + (k) + (m)$

Tabla 13. Tabla de contingencia para el evento *Permanencia* en sequía.

		Observados	
		Sí	No
Pronósticos	Sí	$(a') = (i)$	$(b') = (h) + (j)$
	No	$(c') = (f) + (l)$	$(d') = (e) + (g) + (k) + (m)$

Como primer análisis, se realizó la evaluación de los pronósticos de precipitación para el mes de entrega cero del modelo climático. En las Tablas 14 y 15 se muestran los resultados de los índices calculados para la subcuenca Alarcón (los resultados del resto de las subcuencas se muestran en el Anexo C). El análisis se realizó con los datos de precipitación sin corrección del sesgo.

Tabla 14. Índices de las tablas de contingencia para los eventos *Éxito en inicio* y *Permanencia* de sequía.

Evento	Éxitos en el inicio de la sequía					Permanencia en sequía				
	E1	E2	E3	E4	E5	E1	E2	E3	E4	E5
PC	0.87	0.77	0.72	0.71	0.71	0.98	0.90	0.80	0.72	0.63
TS	0.10	0.14	0.18	0.21	0.20	0.04	0.09	0.14	0.23	0.32
BIAS	0.69	0.89	1.00	1.09	1.14	0.52	0.49	0.74	0.92	0.90
FAR	0.78	0.73	0.69	0.67	0.68	0.90	0.75	0.71	0.61	0.49
SR	0.22	0.27	0.31	0.33	0.32	0.10	0.25	0.29	0.40	0.51
POD	0.16	0.24	0.31	0.36	0.36	0.05	0.12	0.22	0.36	0.46
POFD	0.05	0.13	0.18	0.20	0.20	0.01	0.03	0.10	0.17	0.26

Tabla 15. Índices de las tablas de contingencia para los eventos *Inicio anticipado* e *Inicio tardío* de sequía.

Evento	Inicio anticipado de la sequía					Inicio tardío en sequía				
Escenario	E1	E2	E3	E4	E5	E1	E2	E3	E4	E5
PC	0.90	0.81	0.72	0.65	0.57	0.93	0.82	0.72	0.64	0.55
TS	0.02	0.02	0.07	0.10	0.12	0.03	0.10	0.12	0.13	0.15
BIAS	0.10	0.25	0.56	1.00	1.63	3.75	1.79	1.32	1.00	0.63
FAR	0.82	0.88	0.82	0.82	0.83	0.96	0.86	0.81	0.76	0.66
SR	0.18	0.12	0.18	0.18	0.17	0.04	0.14	0.19	0.24	0.34
POD	0.02	0.03	0.10	0.19	0.27	0.15	0.26	0.26	0.24	0.21
POFD	0.01	0.04	0.12	0.23	0.35	0.06	0.13	0.19	0.24	0.25

Como queda de manifiesto en las tablas anteriores, considerando los siete índices, los cinco escenarios y las cinco subcuencas; se tiene un total de 175 valores para cada uno de los cuatro eventos. Lo anterior provoca que la verificación de las previsiones a escala de cuenca se torne difícil, por lo que es evidente la necesidad de plasmar los resultados de forma que puedan apreciarse en su conjunto y que puedan ayudar a tomar una decisión sobre la capacidad del modelo climático. Por otra parte, es necesario poder reducir los resultados obtenidos para una mejor y más sencilla evaluación de la capacidad del modelo climático de pronosticar eventos de sequía.

5.2.2 Análisis gráfico

Un primer análisis gráfico a partir de los datos obtenidos con las tablas de contingencia, es estudiar la evolución de los siete índices calculados al pasar de un escenario a otro, es decir, al intensificarse la sequía. En las Figuras 29, 30, 31 y 32 se muestra el comportamiento de los índices obtenidos para la subcuenca Alarcón.

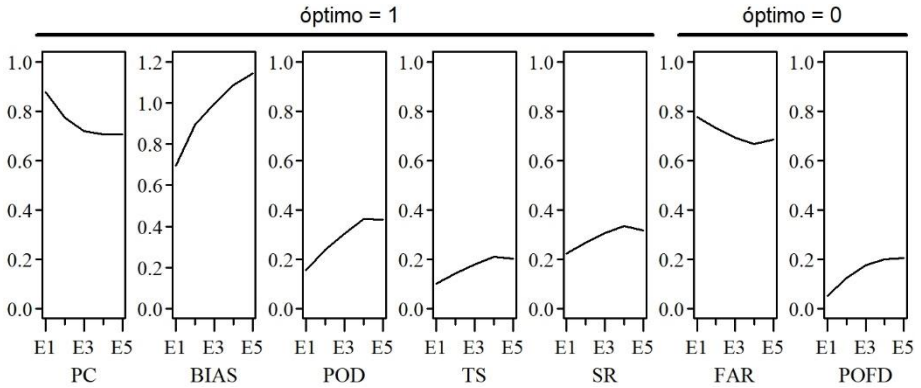


Figura 29. Índices para el evento Éxito en el inicio de una sequía, para la subcuenca Alarcón. El eje de las ordenadas corresponde al valor de cada índice. El eje de las abscisas representa los diferentes escenarios (umbrales).

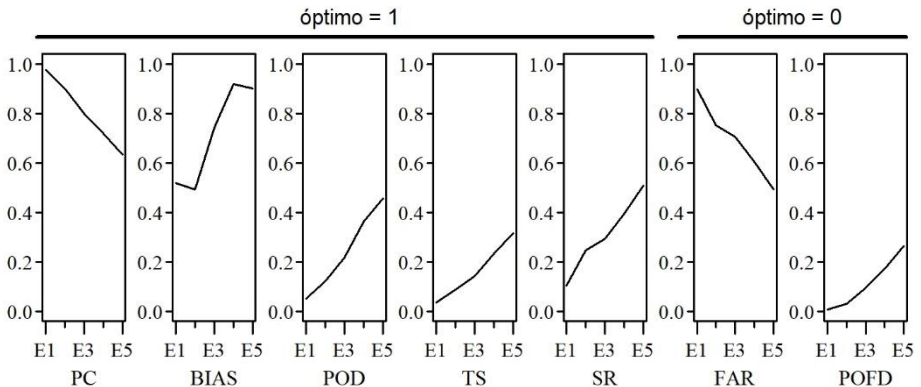


Figura 30. Índices para el evento Permanencia en sequía, para la subcuenca Alarcón. El eje de las ordenadas corresponde al valor de cada índice. El eje de las abscisas representa los diferentes escenarios (umbrales).

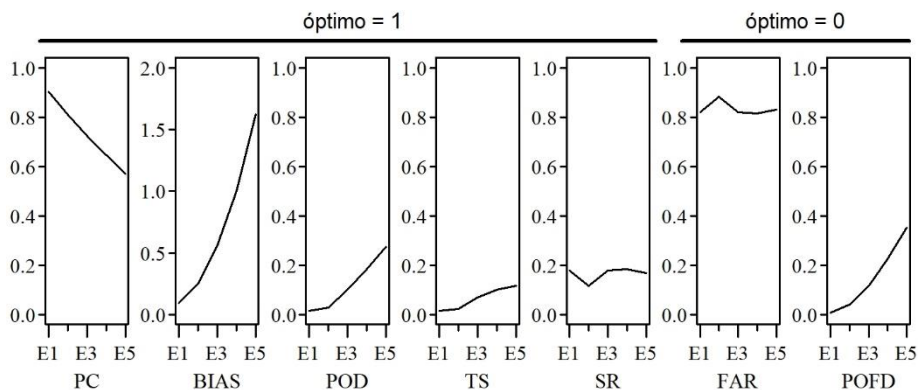


Figura 31. Índices para el evento Inicio anticipado de sequía, para la subcuenca Alarcón. El eje de las ordenadas corresponde al valor de cada índice. El eje de las abscisas representa los diferentes escenarios (umbrales).

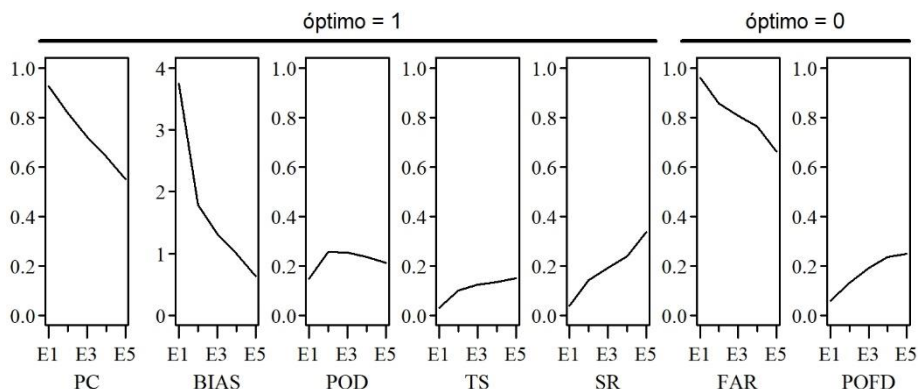


Figura 32. Índices para el evento Inicio tardío de sequía, para la subcuenca Alarcón. El eje de las ordenadas corresponde al valor de cada índice. El eje de las abscisas representa los diferentes escenarios (umbrales).

En las Figuras anteriores, el valor óptimo de los primeros cinco índices es 1 (PC, BIAS, POD, TS y SR), mientras que para los dos últimos, el óptimo es 0 (FAR y POFD).

La porción correcta (PC) en los cuatro eventos resulta mayor mientras disminuye la intensidad de la sequía, alcanzando su máximo valor para un umbral del 20 % (E1) de la precipitación media mientras que para el umbral correspondiente al 100 % (E5), se presenta el menor valor. Este

comportamiento se debe a que al ser muy bajo el porcentaje de la precipitación considerado para determinar cuándo se presenta una sequía, los eventos presentados son pocos teniendo de esta manera un gran número de aciertos en los correctos negativos. Por su parte, el sesgo (BIAS) presenta un buen comportamiento, excepto en los eventos Permanencia e Inicio tardío, en este último alcanza valores cercanos a cuatro, lo cual indica un sobrepronóstico del evento. El BIAS se acerca más al valor óptimo cuando se está en el escenario E5. La probabilidad de detección (POD) no alcanza valores superiores a 0.50 en ninguno de los eventos, lo mismo pasa con los índices de amenaza (TS) y de éxitos (SR), los cuales se quedan muy por debajo del valor óptimo. El índice de falsas alarmas (FAR) y la probabilidad de falsa detección (POFD) tienen como valor óptimo 0, debido a que lo que contabilizan son porciones de errores de los pronósticos. Sin embargo, en los resultados obtenidos se puede observar que el índice FAR tiene valores muy altos lo cual refleja una tendencia del modelo climático a pronosticar sequías que no se presentan.

Puesto que el análisis de los índices de forma individual resulta complejo, se han diseñado métodos gráficos que permiten analizar varios índices a la vez. Uno de estos métodos gráficos es el Diagrama de Rendimiento, el cual permite graficar de forma conjunta los índices BIAS, SR, TS y POD (Roebber, 2009). Para realizar este diagrama se seleccionan los índices que tienen como valor óptimo la unidad, dejando fuera del análisis el PC puesto que como se ha mencionado anteriormente, puede resultar engañoso al no diferenciar entre los aciertos en la ocurrencia del evento y en la ausencia del mismo. En el Diagrama de Rendimiento, un pronóstico perfecto se ubica en la esquina superior derecha y los incrementos en la precisión de las previsiones se obtienen desplazándose hacia la derecha siguiendo la línea a 45 grados, ya que esta línea indica ausencia de sesgo.

Además de los valores puntuales, en el diagrama se puede agregar la variabilidad de los índices mediante un bootstrapping. Esta metodología crea una nueva muestra de la misma longitud que la original, con el mismo número de “sí” y de “no” para los datos observados y para los

pronósticos, pero de forma aleatoria representando una especie de previsión climática. Se realizan 1,000 muestreos y se clasifican eliminando los primeros y los últimos 25 valores para quedarse con el rango del percentil 95. Esta variabilidad para los índices POD y SR se indica en el diagrama con dos líneas perpendiculares en cada punto.

En las Figuras 33, 34 35 y 36 se muestran los Diagramas de Rendimiento para los cuatro eventos analizados, en los que, los valores del sesgo se indican con líneas punteadas que parten de forma radial desde el origen del diagrama (0,0), sus valores se indican en los ejes secundarios y van desde cero hasta diez. Los valores del índice de amenaza (TS) se localizan con curvas dentro del diagrama.

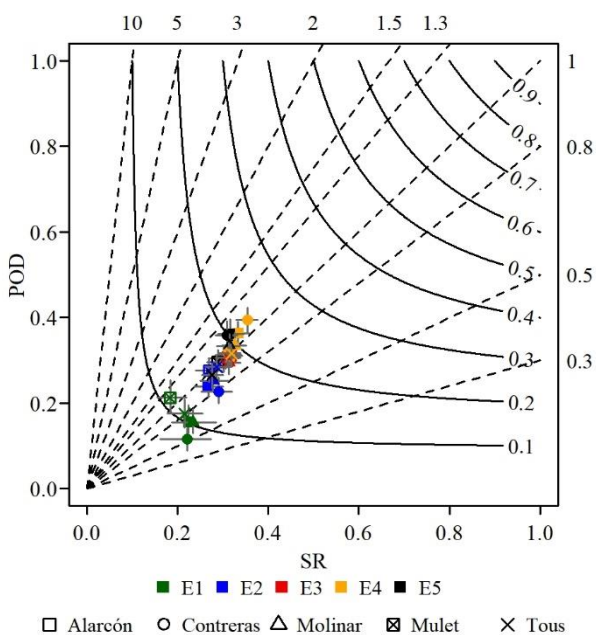


Figura 33. Diagrama de rendimiento para el evento *Éxito en inicio de sequía*.

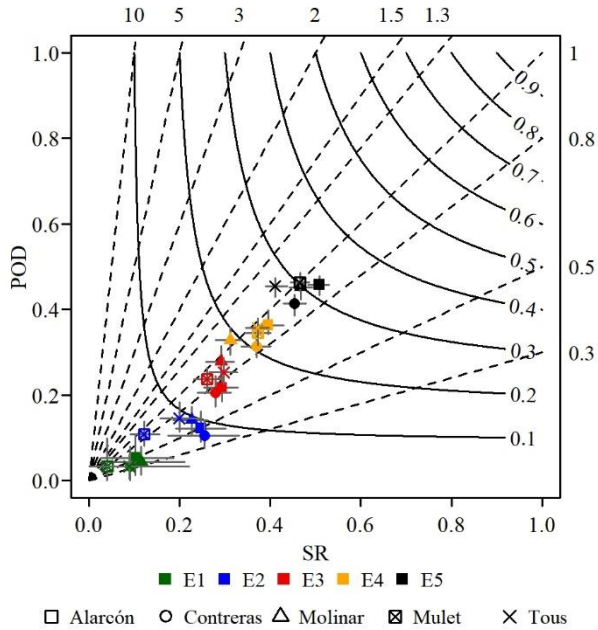


Figura 34. Diagrama de rendimiento para el evento *Permanencia* en sequía.

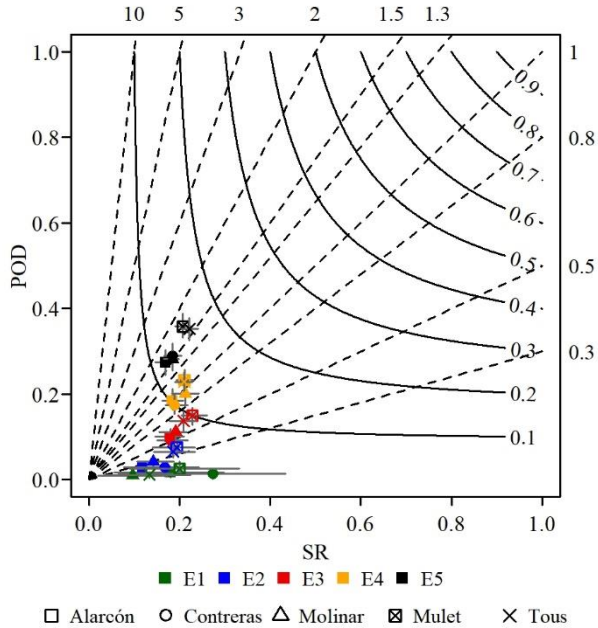


Figura 35. Diagrama de rendimiento para el evento *Inicio anticipado* de sequía.

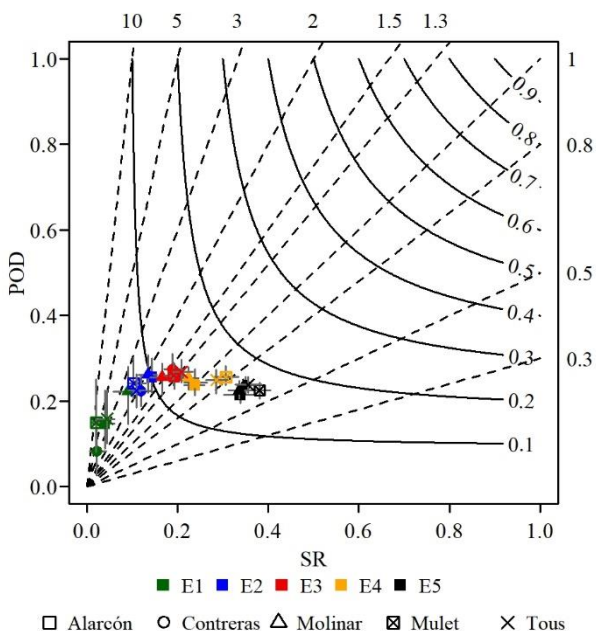


Figura 36. Diagrama de rendimiento para el evento *Inicio tardío* de sequía.

En los diagramas de las figuras anteriores se puede observar que en los cuatro casos los mejores pronósticos se presentan para sequías menos intensas (E4 y E5), esto se aprecia con mayor claridad en el evento *Permanencia* en sequía (Figura 34) en donde se observa que en general los resultados presentan poco sesgo para los umbrales de 60 %, 80 % y 100 %, para el resto de los umbrales se tiene un sesgo inferior a uno que indica menor ocurrencia en las previsiones que en los datos observados. En general, el escenario de sequías más intensas (E1) presenta más sesgo que el resto de los umbrales. Al realizar el remuestreo con el bootstrapping en los cuatro eventos, se observa que existe mayor variabilidad en el umbral del 20 % y en el del 40 %. Por otra parte, no se aprecian diferencias significativas en cuanto a la calidad de los pronósticos entre las cinco subcuencas analizadas.

De los cuatro eventos analizados el que presenta un mejor comportamiento es el *Éxito en inicio*, lo cual es importante recalcar ya que lo que se busca es que las previsiones del modelo climático sean capaces de pronosticar con antelación el inicio de una sequía.

Otro método gráfico ampliamente utilizado para la verificación de los pronósticos es el área bajo la curva ROC (Característica Operativa del Receptor), en la cual se emplean los índices POD y POFD. Este método se presenta en el Anexo C.

5.2.3 Propuesta de Índice Agregado

Al presentar los índices obtenidos en los Diagramas de Rendimiento se tiene un mejor análisis de la verificación de las previsiones. Sin embargo, aún son muchos los valores que se tienen, sobre todo considerando que son cinco las subcuencas que conforman la cuenca de estudio y en otros casos, dependiendo de las características de las cuencas, esta división podría ser mayor lo que haría aún difícil el análisis de la calidad de los datos del modelo climático.

Por tanto, se propone obtener un Índice Agregado de evaluación de pronósticos de sequías meteorológicas (IA), que permita determinar un promedio ponderado de los índices obtenidos y que proporcione la posibilidad de incluir la dimensión espacial de las sequías, característica que hasta el momento no se ha considerado. De esta forma se tendrá un solo valor para toda la cuenca que incluirá tanto la intensidad como la espacialidad de las sequías.

El primer paso para determinar el Índice Agregado, es establecer cuáles son los índices que se utilizarán en el promedio y determinar si es necesario considerar todos los umbrales. Al igual que en el Diagrama de Rendimiento, se consideran solo los índices que tienen una métrica positiva, descartando con esto el FAR y el POFD. Por otra parte, el BIAS no se considera ya que al poder tomar valores mayores a la unidad puede provocar un propio sesgo en el resultado del promedio. Los tres índices restantes miden la porción de éxitos respecto cierta cantidad de eventos ocurridos; sin embargo, la relación de éxitos que mide el SR es respecto al total de las ocasiones en que el evento se presentó en los pronósticos y esto puede no ser de suficiente ayuda puesto que sería una evaluación de éxitos del modelo climático respecto a sí mismo y la información que proporciona se enfoca más en las falsas alarmas. Por tanto, se seleccionan únicamente el POD y el TS para realizar el

promedio. El POD se seleccionó porque determina la porción de aciertos respecto al total de los eventos presentados en los datos observados, mientras que el TS se consideró debido a que determina la cantidad de éxitos respecto al total de los eventos presentados en ambas series.

El siguiente paso es determinar cuáles son los umbrales con los que se calculará el Índice Agregado. En el marco de esta tesis se propusieron cinco umbrales que corresponden al 20 %, 40 %, 60 %, 80 % y 100 % de las precipitaciones medias mensuales. Sin embargo, puesto que el índice de explotación de la cuenca del río Júcar es del 87 % (Pedro-Monzónis et al., 2014), el umbral del 100 % queda fuera del Índice Agregado ya que al ser mayor a la explotación del recurso en la cuenca, aun estando en sequía en este umbral el recurso sería mayor que la demanda.

Finalmente, para considerar la característica de espacialidad de las sequías se realiza un promedio ponderado de los índices agregados por subcuenca, tomando la precipitación media anual como parámetro de ponderación. De esta manera se obtendrá un IA para toda la cuenca para cada uno de los eventos analizados.

A continuación, se enlistan los pasos de la metodología propuesta para la obtención del IA.

1. Establecer las subcuencas de la zona de estudio.
2. Determinar los umbrales de las sequías. Deberán ser porcentajes de las medias mensuales y ser inferiores al porcentaje de explotación de la cuenca.
3. Comparar los pronósticos con los datos observados considerando los miembros del ensamble como una única serie. La comparación se hace mediante una variable dicotómica “sí” o “no” se está en sequía y se realiza para cada umbral.
4. Obtener las tablas de contingencia para los eventos que se deseen evaluar a partir de la estructura de la tabla de contingencia modificada de 3x3 dimensiones.
5. Calcular los índices POD y TS para cada subcuenca y para cada umbral.
6. Promediar los índices para cada subcuenca.

7. Obtener un índice ponderado considerando como parámetro de ponderación la precipitación media anual.

Con base en la metodología propuesta, los valores del índice POD para la subcuenca Alarcón y para los umbrales correspondientes al 20 %, 40 %, 60 % y 80 % del evento *Éxito en inicio* de sequía son: 0.16, 0.24, 0.31 y 0.36, respectivamente. Los valores del índice TS son: 0.10, 0.14, 0.18 y 0.21. Al promediar los índices de todos los umbrales considerados se tiene que el POD es de 0.268 y el TS de 0.158. Finalmente se promedian los dos índices obtenidos para determinar un único valor para la subcuenca, el cual resulta de 0.213. El proceso seguido para la subcuenca Alarcón se aplica para el resto de las subcuencas, dando como resultado los siguientes valores de los promedios de los índices: 0.209, 0.209, 0.216, 0.219, para las subcuencas Contreras, Molinar, Tous y Mulet, respectivamente.

Para obtener el IA propuesto se calcula el promedio ponderado de toda la cuenca, considerando las precipitaciones medias anuales de cada subcuenca en milímetros: 616.31, 584.62, 424.4, 427.63 y 524.67, para Alarcón, Contreras, Molinar, Tous y Mulet, respectivamente. Al calcular la media ponderada se obtiene un valor de 0.213, el cual corresponde al IA propuesto para el evento *Éxito en inicio* de sequía para la cuenca del río Júcar. Este proceso se aplica de igual forma para los eventos *Permanencia*, *Inicio anticipado* e *Inicio tardío* de eventos de sequías.

En la Tabla 16 se muestran los resultados obtenidos de los Índices Agregados para la verificación de los pronósticos de sequías del modelo climático System4 para la cuenca del río Júcar.

Tabla 16. Índices Agregados para la cuenca del río Júcar.

Evento	Éxito en inicio	Permanencia	Inicio anticipado	Inicio tardío
Índice Agregado	0.213	0.152	0.079	0.162

De los cuatro eventos estudiados, el de mayor importancia es el *Éxito en inicio* de sequía ya que éste es el que puede determinar si las previsiones tienen la capacidad de anticipar la ocurrencia de una sequía. Los otros tres eventos son complementarios y se analizaron para determinar si una posible baja capacidad del modelo de pronosticar el inicio de un periodo seco se debía a que se estuviera pronosticando el evento con anticipación o con retraso. Con base en los resultados obtenidos, y una vez que el valor óptimo del Índice Agregado es de 1, se puede concluir que el modelo climático analizado no tiene habilidad para predecir los inicios de un periodo de sequía. Sin embargo, esta aseveración se debe tomar con reserva, ya que, a pesar de haber obtenido un Índice Agregado de 0.213, se deberá comparar con otras herramientas utilizadas para el pronóstico de sequías.

5.2.4 Análisis del Índice Agregado para distintos meses de entrega

La metodología propuesta en esta investigación para la verificación del modelo climático desde el punto de vista del inicio de una sequía meteorológica se ha empleado únicamente para la serie construida a partir de los pronósticos de mes de entrega cero, por lo que en este apartado se muestran los resultados para el resto de los meses de entrega de las series de pronósticos (Tabla 17).

Tabla 17. Índices Agregados para la cuenca del río Júcar para distintos meses de entrega de los pronósticos.

Evento	Éxito en inicio	Permanencia	Inicio anticipado	Inicio tardío
Mes de entrega 0	0.213	0.152	0.079	0.162
Mes de entrega 1	0.160	0.138	0.122	0.160
Mes de entrega 2	0.162	0.140	0.128	0.142
Mes de entrega 3	0.154	0.140	0.116	0.144
Mes de entrega 4	0.158	0.154	0.136	0.114
Mes de entrega 5	0.152	0.124	0.114	0.154
Mes de entrega 6	0.163	0.132	0.117	0.156

En la Tabla 17 se observa que valores de los IA son inferiores para todos los meses de entrega de las previsiones climáticas comparadas con los datos correspondientes al mes de entrega cero. Los valores obtenidos en cada evento para los meses de entrega uno al seis, son muy similares entre sí. Esto se debe a que el modelo climático alcanza rápidamente la media de la tendencia de cada miembro del ensamble después del primer mes de pronósticos.

5.2.5 Análisis de los pronósticos acumulados a siete meses

El valor acumulado de precipitación a escala estacional podría ser un indicador más significativo dada la inercia del sistema de explotación del río Júcar por la regulación superficial en los embalses, así como por la regulación subterránea. Por tanto, se evalúa la serie de pronósticos acumulada a siete meses.

Al realizar el análisis de las precipitaciones acumuladas se encontró que para el evento *Éxito en inicio* de sequía, el índice SR resulta de cero para las sequías más intensas (umbrales E1 y E2), sin llegar a mejorar para el resto de los umbrales ya que alcanza solo un valor cercano a 0.20 para los umbrales E4 y E5 en algunas de las subcuencas. En términos generales, los resultados indican un sobre pronóstico puesto que el BIAS se encuentra por encima de 2.80 (Subcuenca Tous, umbral E5), esto se muestra en la Figura 37.

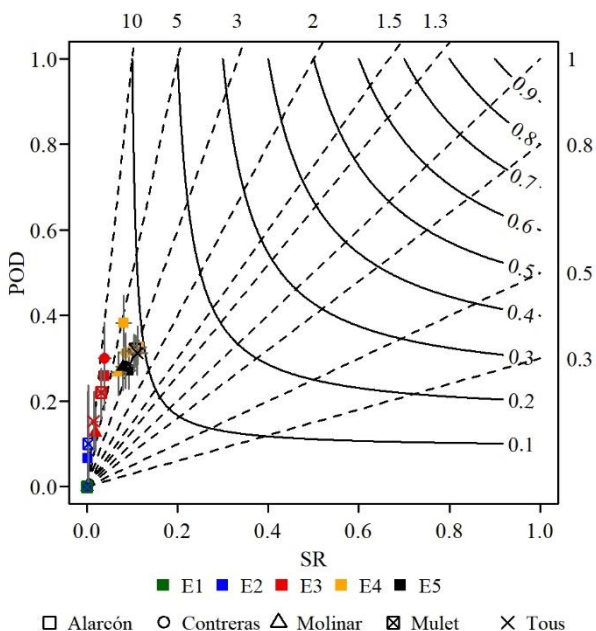


Figura 37. Diagrama de rendimiento para el evento *Éxito en inicio* de sequía para las precipitaciones acumuladas a siete meses.

El bajo rendimiento de las previsiones acumuladas se debe a que existe una gran cantidad de valores pronosticados en los que se está por debajo de los valores observados, lo que provoca que se tenga un número elevado de eventos de sequías en los pronósticos que no se presentan en los datos observados (*Falsas alarmas*) y esto genera un sobre pronósticos del evento. Las *Falsas alarmas* llegan a ser más del 22 % de los valores de la tabla de contingencia para la subcuenca Huerto Mulet en el umbral del 60 % de las precipitaciones medias acumuladas.

En la Figura 38 se muestran las precipitaciones acumuladas a siete meses para la subcuenca Alarcón, en donde las líneas grises representan los quince miembros del ensamble y la línea azul representa su media. La media del ensamble muestra la tendencia a pronosticar mayor número de sequías en los pronósticos que en los datos observados.

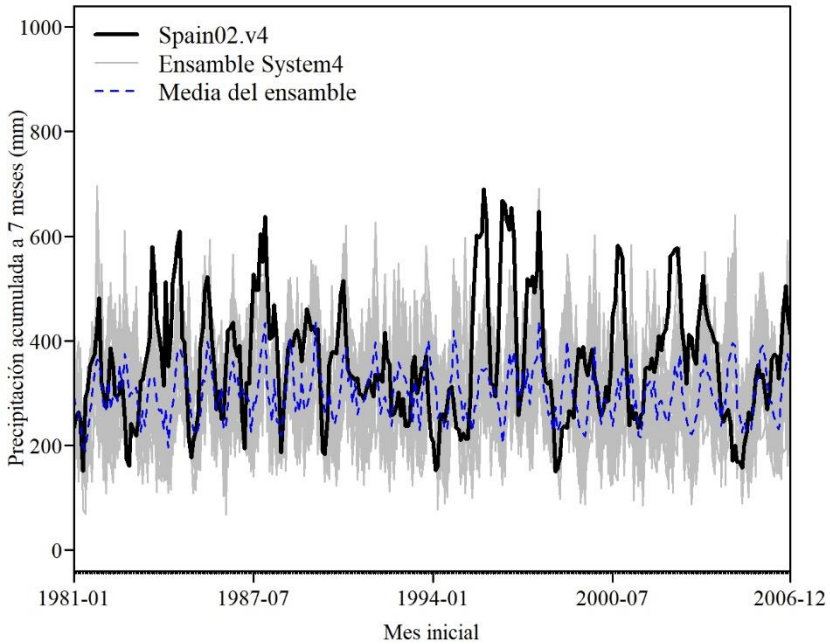


Figura 38. Precipitación acumulada a siete meses para la subcuenca Alarcón.

El IA para las precipitaciones acumuladas no se puede calcular considerando todos los umbrales propuestos debido a que para el 20 % y 40 % de las precipitaciones medias mensuales no se puede determinar el índice POD al no haber coincidencias en el inicio de sequías. La razón por la cual no existen *Éxitos en inicio* es porque para los datos observados no se presentan sequías intensas dada la acumulación de altas precipitaciones, como puede apreciarse en la figura anterior.

Al calcular el IA para los umbrales de 60 % y 80 %, se obtuvo un valor de 0.16, el cual es muy similar a los correspondientes a los datos mensuales para todos los meses de entrega, excepto para el mes de entrega cero, el cual tiene en valor más alto (0.213).

5.2.6 Análisis del Índice Agregado con datos con sesgo corregido

En el Capítulo 4 de esta tesis se explica la importancia de corregir el sesgo sistemático de las previsiones de variables climáticas y se muestran los resultados obtenidos al corregir las precipitaciones y las temperaturas pronosticadas por el modelo climático System4. Al

realizar la corrección del sesgo de las precipitaciones se observó que los mejores resultados se obtienen al utilizar el método de mapeo de cuantiles (QM) con un periodo de contraste de diez años. Al utilizar el método de corrección de escalamiento lineal (LS) se observó que los resultados pierden la variabilidad al centrarse en la media de los pronósticos.

En este apartado se realiza una evaluación de los datos corregidos desde el punto de vista del pronóstico de las sequías. La metodología descrita en la sección 5.2.3 se aplica a los datos corregidos por el método QM para un periodo de control de diez años. En la Tabla 18 se presentan los Índices agregados para los distintos meses de entrega de los pronósticos corregidos.

Tabla 18. Índices Agregados para la cuenca del río Júcar para distintos meses de entrega de los pronósticos corregido por el método QM.

Evento	Éxito en inicio	Permanencia	Inicio anticipado	Inicio tardío
Mes de entrega 0	0.229	0.171	0.094	0.145
Mes de entrega 1	0.149	0.091	0.097	0.156
Mes de entrega 2	0.155	0.090	0.111	0.136
Mes de entrega 3	0.136	0.093	0.093	0.125
Mes de entrega 4	0.155	0.096	0.093	0.142
Mes de entrega 5	0.135	0.085	0.098	0.141
Mes de entrega 6	0.159	0.106	0.095	0.140

La capacidad del modelo climático de pronosticar el inicio de un evento de sequía mejoró levemente al corregir el sesgo de los datos, pues para el mes de entrega cero pasó de un 0.213 con los datos originales, a un 0.229 con los datos corregidos y, al analizar el resto de los meses de entrega los resultados no presentan una mejora en ninguno de los casos.

Se realizó un análisis del primer mes de entrega (mes cero) de los datos corregidos con el método LS, con la finalidad de contrastar los

resultados con los obtenidos por el método QM. Los resultados se muestran en la Tabla 19.

Tabla 19. Índices Agregados para la cuenca del río Júcar para distintos meses de entrega de los pronósticos corregido por el método LS.

Evento	Éxito en inicio	Permanencia	Inicio anticipado	Inicio tardío
Mes de entrega 0	0.094	0.056	0.062	0.133

Los resultados obtenidos con los datos corregidos con el método de escalamiento lineal (LS) son inferiores a los obtenidos con el método de mapeo de cuantiles (QM), incluso son inferiores a los calculados con los datos sin corregir. Esto confirma lo concluido en el Capítulo 4, en donde se explica que, debido a la pérdida de variabilidad, el método LS no es recomendable para corregir datos de precipitación.

5.2.7 Comparativa del modelo climático con un método estocástico clásico

Los resultados obtenidos en el análisis de la capacidad predictiva de inicios de eventos de sequías del modelo climático System4 pueden considerarse poco optimistas puesto que los Índices Agregados fueron de 0.213 y 0.229 para los datos sin corrección del sesgo y con corrección, respectivamente. Esta conclusión era predecible dada la conocida incertidumbre en el pronóstico de la precipitación. Sin embargo, estos resultados no pueden ser juzgados por sí mismos, deben ser comparados con otras alternativas para obtener pronósticos de sequías.

Existen dos tipos de modelos estocásticos que han sido utilizados en la generación de series temporales, los modelos autorregresivos (AR) y los de media móvil (MA) (Box et al., 1977). Existen combinaciones de estos modelos que han sido utilizados en la hidrología, tal es el caso de los modelos ARMA, ARIMA, SARIMA, DARIMA o ARMAX (Claps et al., 1993; Frain, 1992; Valipour, 2015).

Para poder realizar una comparación de la verificación de los pronósticos se seleccionó un método estocástico del tipo AR(1) Multivariado (Peel et al., 2004; Yevjevich, 1987), ya que este tipo de modelos se ha utilizado en algunas ocasiones en la gestión de la cuenca del río Júcar (Andreu et al., 2013; Haro-Montegudo et al., 2017; Suárez-Almiñana et al., 2017).

Se calibró un modelo estocástico AR(1) multivariado (Ecuación [15]), para las cinco series temporales obtenidas del modelo Spain02.v4.

$$z_t = \varphi_1 \cdot z_{t-1} + \theta_0 \cdot \varepsilon \quad [15]$$

Donde, z_t y z_{t-1} son vectores que representan las aportaciones intermedias en el mes t , previamente transformadas mediante normalización y estandarización, φ_1 es una matriz de autocorrelación, θ_0 es una matriz de coeficientes que multiplica los valores aleatorios de $N(0,1)$ representados por el vector ε (Anexo E).

Con el modelo AR(1) se generaron pronósticos mensuales para el mismo período histórico con el que se analizó el modelo System4. El número de series generadas fue igual al número de miembros del ensamble, es decir, quince series. Una vez obtenidas las series, se aplicó la metodología propuesta en el apartado 5.2.3. Los resultados obtenidos se muestran en la Tabla 20.

Tabla 20. Índices Agregados para la cuenca del río Júcar. Pronósticos generados con un modelo AR(1).

Evento	Éxito en inicio	Permanencia	Inicio anticipado	Inicio tardío
Índice Agregado	0.164	0.108	0.086	0.137

El valor obtenido del IA para el evento de *Éxito en inicio* de una sequía fue menor al obtenido con el modelo climático, el cual fue de 0.213 antes de corregir el sesgo y de 0.229 después de corregirlo con el método QM. Este resultado puede entenderse como indicador de que los

modelos climáticos pueden aportar mejoras a la capacidad predictiva de las sequías con respecto a métodos clásicos más simples.

5.3 CONCLUSIONES

Las sequías son un fenómeno natural que ocasiona grandes daños ambientales y socio-económicos, y es por esta razón que es importante poder pronosticar con suficiente antelación su ocurrencia con la finalidad de desarrollar medidas de gestión del recurso hídrico que mitiguen los impactos de estos fenómenos.

Con el auge de los pronósticos estacionales procedentes de modelos acoplados océano-atmosfera, se genera la posibilidad de utilizar estas previsiones en el ámbito de la gestión de los recursos hídricos. Una de las aplicaciones que pueden tener estos datos, es predecir la ocurrencia de un evento de sequía. Sin embargo, debido a las dificultades de los modelos climáticos de representar los procesos atmosféricos a escalas pequeñas en las que se desarrollan los modelos hidrológicos, es preciso verificar las previsiones para determinar su confiabilidad.

La verificación de las previsiones de modelos climáticos se suele realizar mediante análisis estadísticos no paramétricos como lo es el uso de las tablas de contingencia. En esta investigación se ha demostrado que este tipo de verificaciones puede ser empleado desde el punto de vista de la gestión de los recursos hídricos, específicamente, evaluando la posibilidad de pronosticar una sequía.

Al evaluar la capacidad predictiva de sequías de un modelo climático se genera un gran número de índices que provoca que sea compleja la verificación, por ello se han generado métodos gráficos como el Diagrama de Rendimiento o la curva ROC. A pesar de la información que pueden proporcionar estos métodos, el número de valores a analizar sigue siendo alto y además no permiten considerar de forma directa la espacialidad de la sequía. Por esta razón, se propone la obtención de un Índice Agregado para toda la cuenca, que al ser un único valor, hace más simple determinar la capacidad predictiva del modelo climático.

Con respecto al caso de estudio:

El Índice Agregado (IA) para el evento *Éxito en inicio* de sequía, obtenido para los pronósticos sin corrección del sesgo fue de 0.213 para el mes de entrega cero y de entre 0.152 y 0.163 para el resto de los periodos de entrega. Al evaluar los datos corregidos con el método de mapeo de cuantiles considerando un periodo de control de diez años, el Índice Agregado para el mes de entrega cero resultó de 0.229, lo que representa una ligera mejora en el valor del Índice respecto a los datos sin corrección.

Los resultados obtenidos en la verificación de las previsiones del modelo System4, indican que la corrección del sesgo de la variable puede mejorar la calidad de los pronósticos, aunque no de manera significativa. Como se determinó en el Capítulo 4 de esta tesis, el método de corrección de sesgo de escalamiento lineal (LS) no es adecuado para datos de precipitación debido a la pérdida de variabilidad. El método QM sí mejora la distribución de los datos, sin embargo, tampoco corrige el problema de la rápida convergencia a la media del modelo original.

El Índice Agregado para las precipitaciones acumuladas muestra que el modelo climático presenta una disminución en la capacidad predictiva de inicio de sequías respecto a los datos mensuales. Este resultado se debe a la acumulación de las diferencias mensuales entre los pronósticos y los datos de contraste. Sin embargo, debe considerarse que el análisis de los valores acumulados representa una mayor dificultad de pronóstico debido a la naturaleza de las propias previsiones, las cuales pierden fiabilidad al incrementarse el periodo de entrega. Puesto que al hacer la acumulación de las precipitaciones a siete meses, los datos observados incrementan su desviación estándar al tener picos muy alejados de la media y no se presentan sequías para umbrales muy bajos.

Al contrastar los resultados del Índice Agregado de los pronósticos del modelo climático con los generados por un modelo autorregresivo AR(1), se determinó que a pesar de que el Índice Agregado obtenido en el primer caso fue bajo (0.229), resulta ser mejor que el modelo AR(1) ya que con éste, el Índice resultó de 0.164.

La metodología propuesta en esta investigación tiene una importante aplicación en la evaluación de la capacidad de modelos climáticos para predecir eventos de sequía, ya que se ha demostrado que con su implementación es posible determinar un valor único que evalúe la calidad del pronóstico a nivel de cuenca.

Con independencia de los resultados, las predicciones climáticas son un instrumento potencialmente valioso en la gestión de cuencas, y es necesario seguir trabajando en la mejora de la generación de sus pronósticos, así como en el post-proceso de la información.

Este capítulo de la tesis se desarrolló en el marco del proyecto europeo IMPREX (IMproving PRedictions and management of hydrological EXtremes), correspondiente al Programa Marco de Investigación e Innovación (H2020) de la Comisión Europea.

La metodología propuesta, así como algunos de los resultados obtenidos, se publicaron en el artículo científico “*Skill assessment of a seasonal forecast model to predict drought events for water resource systems*”, en la revista *Journal of Hydrology*, volumen 564 (218), con el DOI: 10.1016/j.jhydrol.2018.07.046. Los resultados también se presentaron en el X Congreso Ibérico de Gestión y Planificación del Agua (2018) y en la IV edición de las Jornadas Internacionales sobre Sistemas Soporte a la Decisión para Planificación y Gestión de Cuencas Hidrográficas (2018).

CAPÍTULO 6

EVALUACIÓN DE PRONÓSTICOS DINÁMICOS DE CAUDALES

En este capítulo se describe la metodología utilizada para la generación de caudales a partir de la información de los modelos System4 y Spain02.v4 y posteriormente se realiza el análisis de los caudales generados. Finalmente, se evalúan los caudales utilizando métodos determinísticos y probabilísticos. En la verificación probabilística se propone una metodología para la evaluación de pronósticos de caudales mediante terciles y tablas de contingencia. De esta manera se consigue obtener un Índice Agregado (IAT) a escala de cuenca a partir de la metodología propuesta en el Capítulo 5, con la finalidad de determinar la capacidad predictiva de sequías hidrológicas del modelo climático.

6.1 GENERACIÓN DE CAUDALES Y ANÁLISIS GRÁFICO

6.1.1 Modelo hidrológico

Las sequías meteorológicas provocan una disminución en la escorrentía y en la infiltración, lo que, además de repercutir directamente en la humedad del suelo, pueden provocar episodios de sequías hidrológicas al reducir la disponibilidad de agua en ríos, manantiales y zonas húmedas. Las sequías hidrológicas, a su vez, afectan a los sistemas de explotación de recursos hídricos ocasionando fallos al no satisfacer las demandas totales (sequía operativa). Los efectos de las sequías pueden minimizarse diseñando reglas de operación óptimas de forma anticipada que consideren la posibilidad de que se produzca una sequía o que se permanezca en una ya iniciada (Sánchez Quispe et al., 2001).

Estas reglas de operación se elaboran a partir de simulaciones de modelos de gestión de recursos hídricos que evalúan el riesgo de fallos en el sistema para múltiples escenarios. Las simulaciones se realizan con series sintéticas de aportaciones obtenidas con modelos estocásticos como los Autorregresivos de Media Móvil (ARMA), de desagregación espacial, de desagregación temporal y las Cadenas de Markov entre otros (Chowdhury et al., 2017; Cowden et al., 2008; Sparks et al., 2018; Steinschneider y Brown, 2013; Supit et al., 2012; te Linde et al., 2010). Estas series sintéticas han sido utilizadas de forma amplia en la gestión de los recursos hídricos, en el análisis de riesgos ante eventos extremos y en la evaluación del impacto del cambio climático. Estas series pueden generarse a partir de las series históricas o de proyecciones de modelos climáticos.

Los pronósticos estacionales de variables climáticas como la precipitación y temperatura, pueden ser una herramienta para generar series de caudales que puedan utilizarse en la gestión de recursos hídricos. Este tipo de pronósticos dinámicos de caudales han sido estudiados en las últimas décadas, y se ha encontrado que el potencial de los modelos climáticos para generar series de caudales depende de la zona de estudio (Bazile et al., 2017).

En la presente tesis, se obtuvieron series de pronósticos dinámicos de caudales a partir de las previsiones climáticas del modelo System4

(PDC). Además, se generaron series de caudales con los datos del modelo Spain02.v4 (CS).

Para calcular las series de caudales se utilizó el modelo hidrológico HBV (Hydrologiska Byråns Vattenbalansavdelning), diseñado por el Instituto Meteorológico e Hidrológico de Suecia (SMHI) (Bergström, 1976; Bergström, 1995). El modelo HBV fue seleccionado debido a que representa de forma fiable los caudales aforados en la cuenca del río Júcar, especialmente los caudales bajos (García-Romero, 2020). Estos caudales tienen gran importancia en la gestión de los recursos hídricos debido a que pueden provocar fallos en el sistema.

El modelo hidrológico HBV es un modelo conceptual y agregado, ampliamente utilizado en previsiones hidrológicas y balances hídricos. HBV está compuesto por ocho parámetros para la lluvia y dos parámetros más para la modelación de nieve (J. Paredes et al., 2017), y se divide en cuatro módulos: fusión y acumulación de nieve, humedad del suelo, precipitación efectiva y estimación de la escorrentía. Los parámetros que definen al modelo son los siguientes:

- Capacidad de campo (FC). Limita el contenido máximo de humedad del suelo en la zona superficial. Las unidades de este parámetro son milímetros.
- Beta (β). Modifica el porcentaje de filtración para el mismo grado de humedad relativa del suelo y es adimensional.
- Punto de marchitez del suelo (Pwp). Es el límite de humedad en el suelo por debajo del cual la evapotranspiración real es menor que la potencial. Se expresa en milímetros.
- Umbral de descarga (Lmax). Es el umbral de descarga extra de la zona superior. Al igual que el FC y el Pwp, se expresa en milímetros.
- Coeficiente K0. Coeficiente de descarga rápida en el depósito superior.
- Coeficiente K1. Coeficiente de recesión del depósito superior de la celda superficial.

- Coeficiente K2. Coeficiente de recesión del depósito inferior de la celda superficial.
- Coeficiente (Kperc). Coeficiente de máxima percolación a la zona inferior.

Las unidades de K0, K1, K2 y Kperc son unidades de tiempo⁻¹.

Además de los ocho parámetros, el modelo cuenta con tres variables de estado: humedad inicial en el suelo (SM), almacenamiento inicial en la celda superficial (S1) y almacenamiento inicial en la celda subterránea (S2). Estas variables de estado, a diferencia de los ocho parámetros del modelo, no son estacionarias por lo que en cada simulación se deben indicar los valores que estas variables tienen en la fecha de inicio de dicha simulación. Sin embargo, no existen valores medidos de estas variables por lo que los datos a utilizarse se deben calcular a partir de los datos generados en la calibración del modelo.

La escorrentía total en el modelo HBV se determina con la Ecuación [16].

$$Q_T = (Q_S + Q_0 + Q_1 + Q_2) \cdot A \quad [16]$$

Donde Q_T es la escorrentía total, Q_S la escorrentía directa, Q_0 la descarga rápida, Q_1 la descarga lenta, Q_2 la escorrentía subterránea y A es la superficie de la cuenca.

En la Figura 39 se muestra esquemáticamente el funcionamiento del modelo.

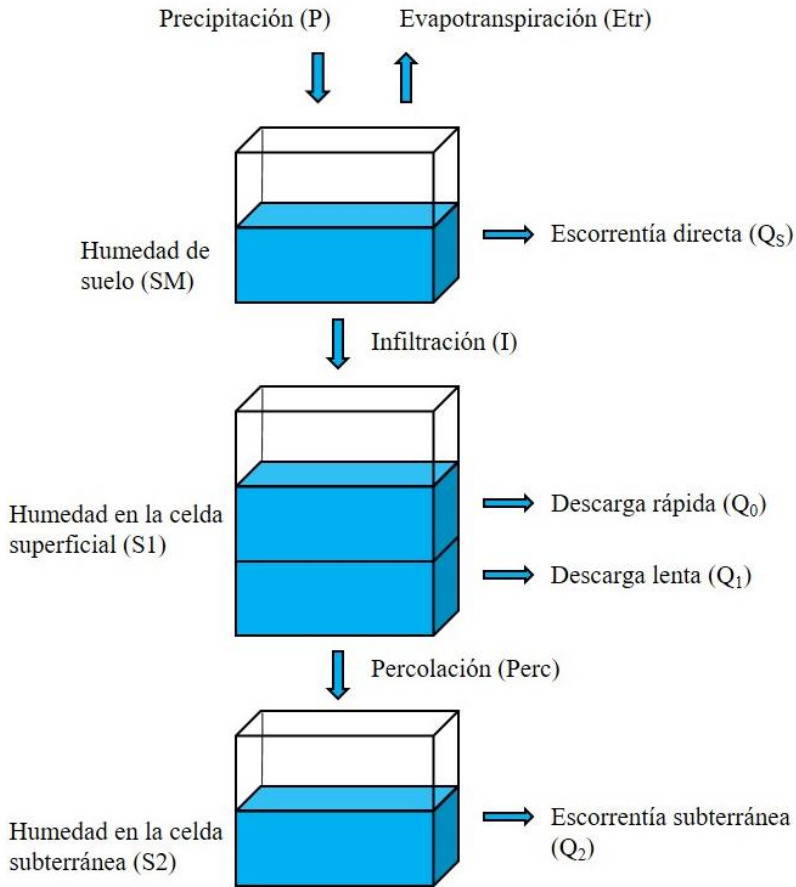


Figura 39. Esquema general del modelo HVB. Adaptado de Paredes et al. (2017).

6.1.2 Generación de caudales

El modelo HBV requiere de dos datos de entrada, la precipitación y la evapotranspiración. Las series de precipitación se obtienen directamente de los modelos Spain02.v4 y System4, para los CS y PDC respectivamente. Por su parte, la evapotranspiración se determina a partir de las temperaturas media, mínima y máxima, utilizando el método de Hargreaves (Hargreaves y Samani, 1985), de acuerdo a la expresión mostrada en las Ecuación [17].

$$ET_0 = 0.0135 (t_{med} + 17.78) \cdot R_s \quad [17]$$

Donde, ET_0 es la evapotranspiración potencial diaria expresada en mm/día, t_{med} es la temperatura media diaria en °C y R_s es la radiación solar incidente en mm/día.

La radiación solar incidente se evalúa a partir de la radiación que llega a la parte exterior de la atmósfera y está en función de la latitud del lugar de interés y del mes del año en que se desea calcular la evapotranspiración. De acuerdo con Samani (2000), la radiación solar incidente se puede determinar con la Ecuación [18].

$$R_s = R_0 \cdot KT (t_{max} - t_{min})^{0.5} \quad [18]$$

Donde, R_0 es la radiación solar extraterrestre, t_{max} es la temperatura máxima diaria, t_{min} es la temperatura mínima diaria y KT es un coeficiente empírico que se calcula a partir de la presión atmosférica, pero se recomienda utilizar un valor de 0.162 para regiones interiores y de 0.19 para zonas costeras (Samani, 2000).

En la Figura 40 se muestran las evapotranspiraciones acumuladas a siete meses obtenidas para los modelos System4 y Spain02.v4. La acumulación a siete meses se realizó con la finalidad de mostrar las diferencias acumuladas de la longitud de cada pronóstico con respecto a la serie de referencia (Spain02.v4).

Las evapotranspiraciones acumuladas son muy similares en ambas series a pesar de que al acumular los siete meses se suman las diferencias de toda la serie pronosticada. Esto se debe, como se mencionó en capítulos anteriores, a que los pronósticos de temperaturas del modelo System4 son muy similares a los datos observados y a que las diferencias de subestimación se ajustan al corregir el sesgo sistemático de las previsiones.

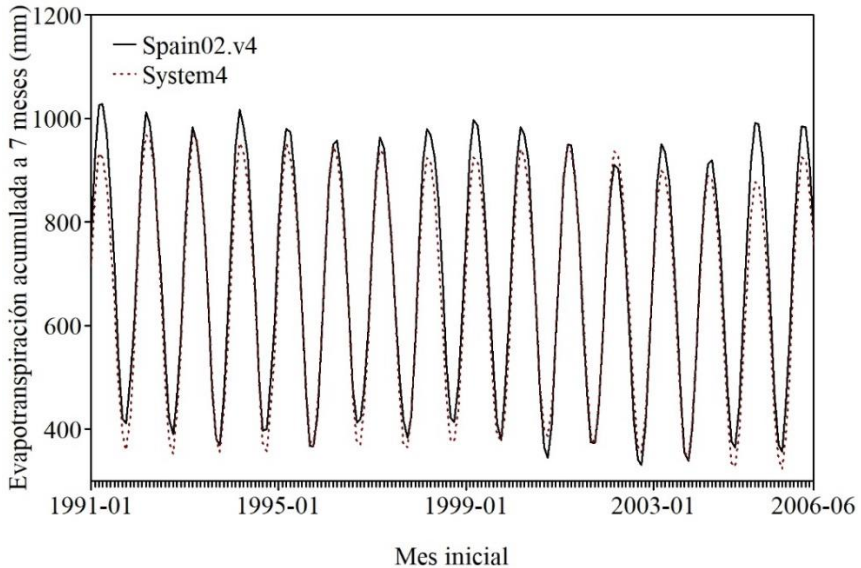


Figura 40. Evapotranspiración acumulada a siete meses para la subcuenca Alarcón.

El comportamiento que se muestra para la subcuenca de Alarcón en la Figura 40, es similar para el resto de las subcuencas, lo que puede consultarse en el Anexo D.

Una vez que se tienen las series de precipitación y evapotranspiración, que son los datos de entrada del modelo precipitación-escorrentía, se realizó la modelación a través del software EVALHID (Evaluación de los recursos hídricos) desarrollado por el Grupo de Ingeniería de Recurso Hídricos de la Universidad Politécnica de Valencia (J. Paredes et al., 2017), el cual cuenta con módulos de cálculo para diversos modelos precipitación-escorrentía como el modelo HBV.

Para la obtención de los PDC se emplearon los datos de precipitación y temperatura del modelo climático, corregidos por los métodos de mapeo de cuantiles y escalado lineal, respectivamente. Puesto que los pronósticos de precipitación fueron corregidos con un periodo de control de diez años, las series de caudales generadas inician en enero 1991 y terminan en diciembre de 2006.

Para poder realizar la modelación se debe contar con datos aforados y restituidos a régimen natural que sirvan de contraste, lo cual permite

poder calibrar los parámetros del modelo hidrológico. En la Tabla 21 se indican los puntos de aforo considerados y las superficies de cálculo.

Tabla 21. Puntos de aforo de la cuenca del río Júcar.

Subcuenca	Punto de aforo	Superficie (km ²)
Alarcón	Alarcón	2,937
Contreras	Contreras	3,343
Molinar	Alarcón-Molinar	6,457
Tous	Tous	3,686
Huerto Mulet	Sueca	1,700

Los parámetros del modelo HBV utilizados en esta investigación son los reportados por García-Romero (2020), en donde se encontraron los parámetros óptimos para la cuenca del río Júcar utilizando un calibrador automático basado en dos algoritmos de optimización. El primer algoritmo es el Shuffled Complex Evolution (SCE-UA) y el segundo es la combinación del Hipercono Latino y el algoritmo de Rosenbrock (HLR) (García-Romero et al., 2019). La calibración se realizó utilizando como datos de entrada al modelo precipitación-escorrentía, los generados por el modelo Spain02.v4.

Los pronósticos de caudales se obtuvieron con los valores de los parámetros mostrados en la Tabla 22 y con los datos de precipitación y evapotranspiración de los modelos System4. Además, para obtener los pronósticos de caudales son muy relevantes los datos iniciales de las variables de estado (humedad en el suelo SM, humedad en la celda superficial SI y humedad en la celda subterránea S2). Las cuales no es factible obtenerlas de datos medidos, por lo que se han suplido por los valores simulados con las series históricas de precipitación y evapotranspiración obtenidas de Spain02.v4. Los pronósticos de caudales fueron contrastados con los aforos restituidos a régimen natural (RRN) para determinar la calidad de los caudales simulados con ambos modelos. Los datos RRN fueron proporcionados por la Confederación Hidrográfica del Júcar.

Tabla 22. Parámetros de modelación precipitación-escorrentía.

Parámetro	Alarcón	Contreras	Molinar	Tous	H. Mulet
FC	301.101	346.412	799.987	399.860	177.830
β	2.043	1.200	1.080	1.499	1.106
Pwp	268.884	137.832	139.349	165.940	149.029
Lmax	574.034	516.420	24.314	302.810	84.525
K0	0.5720	0.3280	0.3847	0.5200	0.4540
K1	0.1220	0.0260	0.0355	0.0300	0.0950
K2	0.0095	0.0070	0.0005	0.0002	0.0240
Kperc	0.1230	0.4890	0.4951	0.4070	0.2030

6.1.3 Comparativa de caudales a escala mensual

En las Figuras 41, 42, 43, 44 y 45 se muestran los aforos RRN, los PDC y los CS obtenidos. Es importante recalcar que, en cuanto a los pronósticos, en estas figuras se muestra únicamente la media del ensamble, esto con la finalidad de mostrar más claramente el comportamiento de las tres series de caudales. Puesto que las series de pronósticos de caudales de siete meses inician cada mes, se tiene un empalme de siete PDC en cada paso de tiempo.

En la Figura 41 se observa que los CS en la subcuenca Alarcón muestran un comportamiento similar a los caudales RRN. Esta similitud entre ambas series se debe a que la calibración de los parámetros fue realizada, precisamente, contrastando la serie de Spain02.v4 con los datos RRN y al ser una cuenca de cabecera resulta más sencillo determinar los parámetros óptimos del modelo hidrológico. Por su parte, los PDC muestran una tendencia similar a los datos RRN, aunque con una variabilidad notoria en cada mes de entrega. Por lo tanto, se debe realizar un análisis de la capacidad del modelo climático por cada periodo de entrega. Por otra parte, se deben analizar de forma conjunta los quince miembros del ensamble para considerar la incertidumbre del modelo climático.

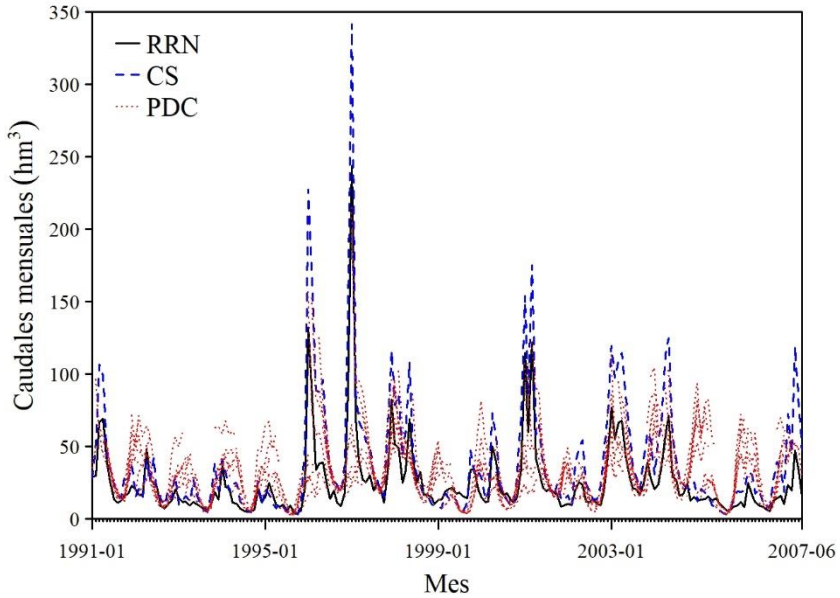


Figura 41. Caudales mensuales para la subcuena Alarcón.

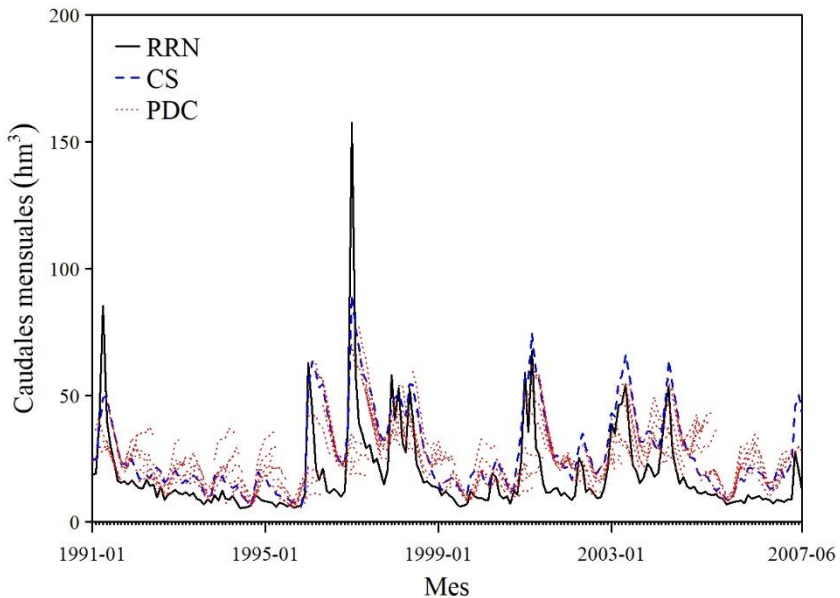


Figura 42. Caudales mensuales para la subcuena Contreras.

En la Figura 42 se observa que los caudales RRN de la subcuena Contreras es representada de forma clara por los CS y por los PDC.

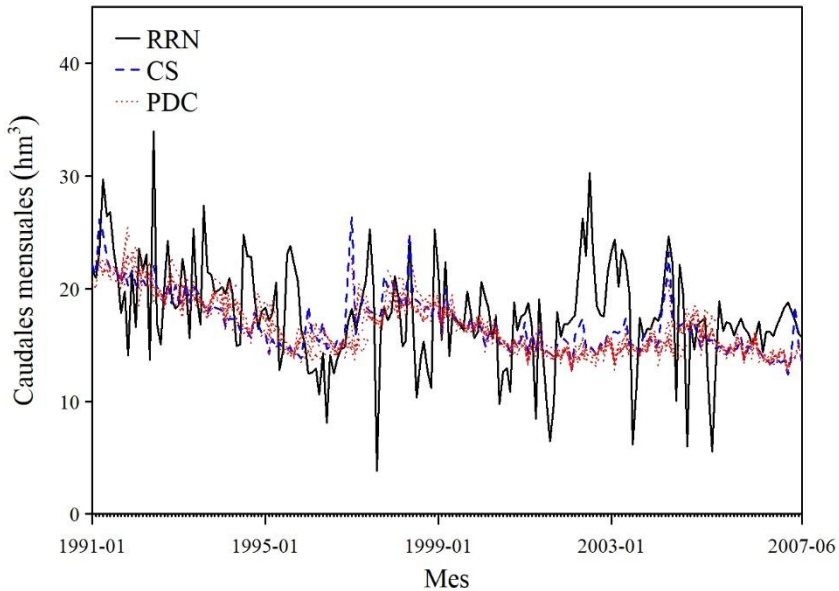


Figura 43. Caudales mensuales para la subcuenca Molinar.

Respecto a la subcuenca Molinar, en la Figura 43 se observa que los caudales generados con el modelo HBV no representan de forma correcta los caudales RRN, aunque sí sigue la tendencia de la serie. El determinar los parámetros óptimos del modelo hidrológico en esta subcuenca es una tarea complicada debido a que no se puede realizar una restitución a régimen natural adecuada por dos razones principales; la primera de ellas es que en la subcuenca se encuentra la masa de agua subterránea Mancha Oriental, la cual además de tener una gran superficie, soporta una alta explotación del recurso hídrico, y la segunda razón es que existe una íntima relación entre el acuífero y el río Júcar, esto provoca que al tener una alta explotación en el acuífero, las aportaciones al río disminuyen de forma considerable y esta disminución no es posible plasmarla en la restitución a régimen natural de los caudales que circulan por el río (CHJ, 2015). Los CS y los PDC en la subcuenca Molinar reproducen la tendencia de la serie de caudales aforados RRN.

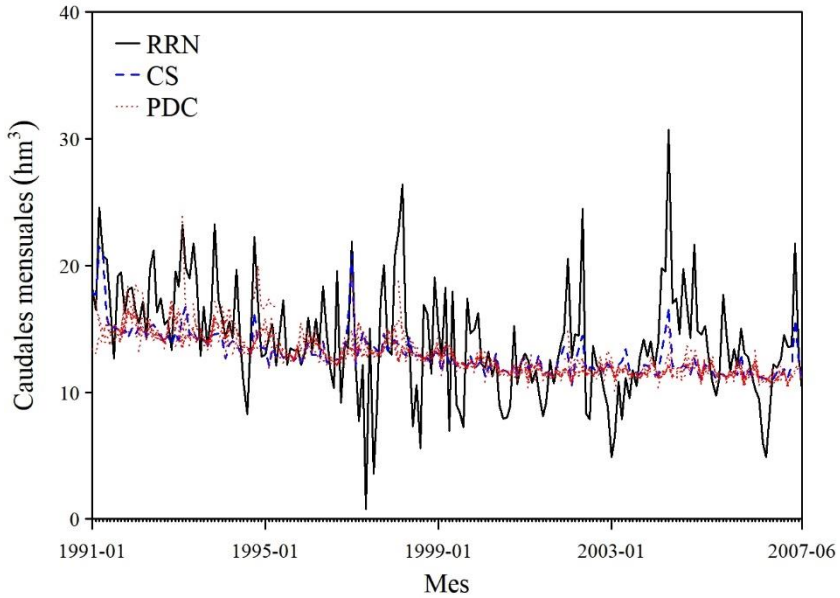


Figura 44. Caudales mensuales para la subcuenca Tous.

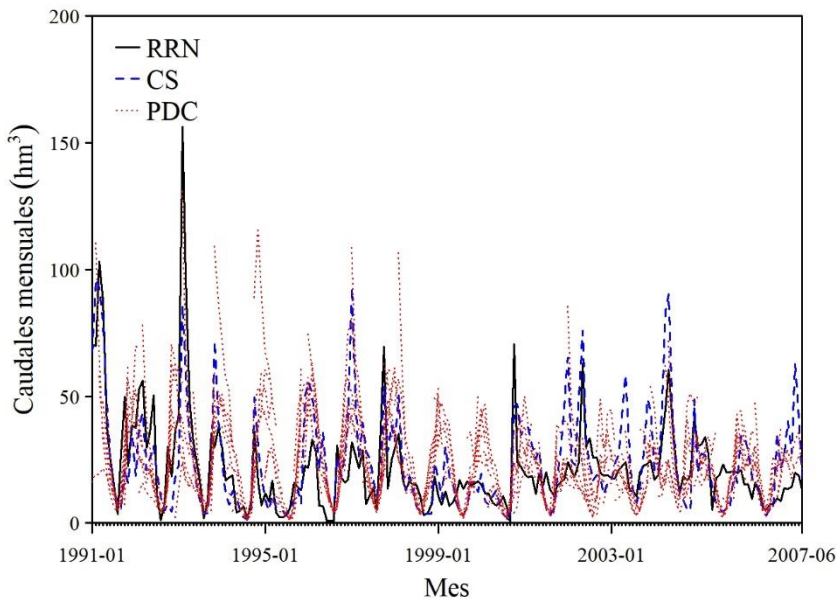


Figura 45. Caudales mensuales para la subcuenca Huerto Mulet.

La subcuenca Tous presenta un comportamiento errático al igual que la subcuenca Molinar (Figura 44), debido a que el acuífero de la Mancha Oriental abarca, con los problemas descritos anteriormente, la zona de la subcuenca Tous.

La subcuenca Huerto Mulet (Figura 45), en la que se miden los caudales en la estación de aforo Sueca, tanto los PDC como los CS representan de forma adecuada los datos aforados RRN. Los PDC en algunos puntos sobre pronostican los caudales.

En las Figuras 41, 42, 43, 44 y 45 se aprecia que los PDC muestran una variación notoria para los distintos meses de entrega de la media del ensamble.

6.1.4 Comparativa de caudales acumulados a siete meses

Considerando que se pretende tener la capacidad de pronosticar las sequías con suficiente anticipación para tomar medidas de mitigación, es conveniente realizar un análisis de los siete meses de entrega. Para esto, se realiza un acumulado de cada serie de previsiones, es decir, un acumulado de siete meses. Para poder comparar los PDC con los CS y con los aforos RRN, estos últimos también se acumularon a siete meses. En las Figuras 46, 47, 48, 49 y 50 se muestran estos valores acumulados, en donde el área en color gris representa la variación de los caudales obtenidos con los 15 miembros del ensamble del modelo climático.

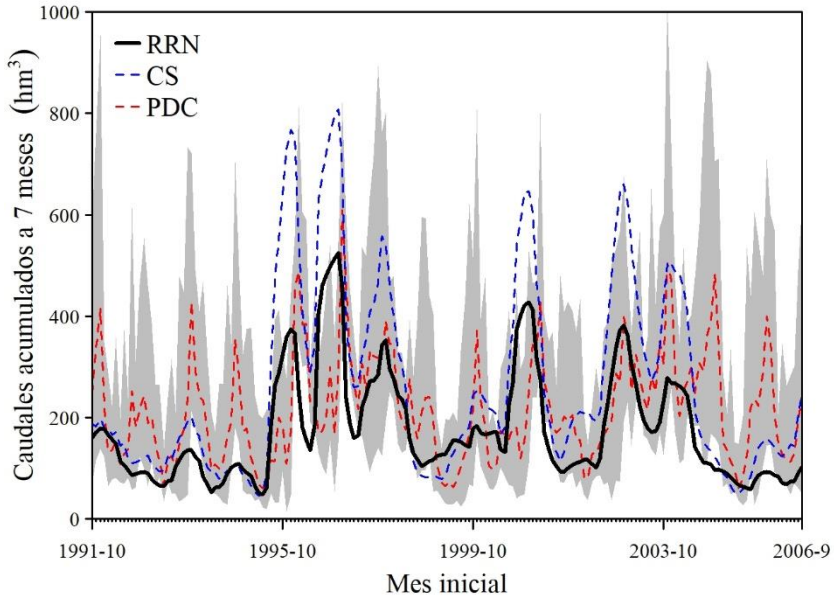


Figura 46. Caudales acumulados a siete meses para la subcuenca Alarcón. El área en color gris representa la variación de los caudales obtenidos con los 15 miembros del ensamble del modelo System4.

En la Figura 46 se observa que los CS reproducen bien la tendencia de los aforos RRN, sobre todo los caudales bajos que resultan, precisamente, los más importantes desde el punto de vista de las sequías hidrológicas. El comportamiento de los CS es errático cuando existen caudales acumulados con valores más elevados, esto se debe a que el modelo precipitación-escorrentía no es capaz de modelar los picos de los caudales mensuales, tal como se observa en la Figura 41. Los PDC mantienen una tendencia similar a los aforos RRN, aunque con una banda de incertidumbre grande que tiende a sobre pronosticar los caudales en invierno.

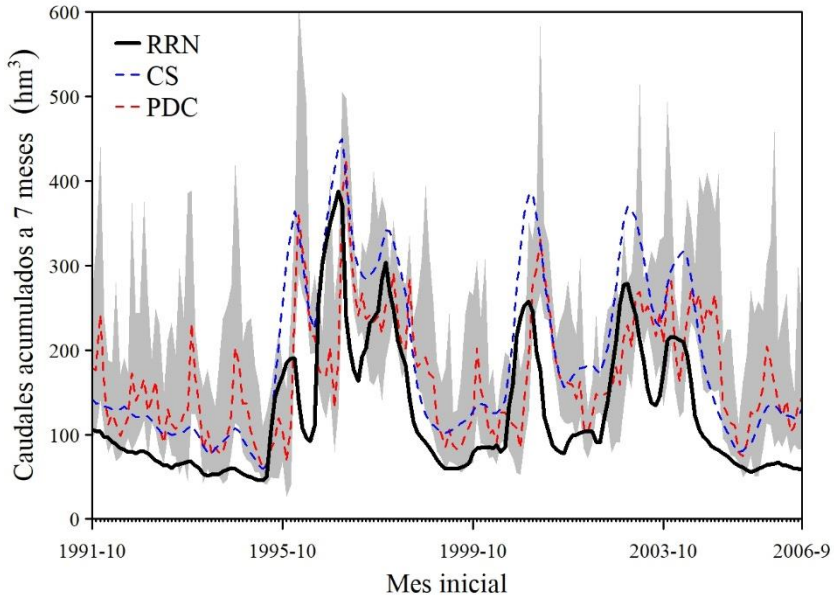


Figura 47. Caudales acumulados a siete meses para la subcuenca Contreras. El área en color gris representa la variación de los caudales obtenidos con los 15 miembros del ensamble del modelo System4.

En el caso de la subcuenca Contreras ocurre lo mismo que en Alarcón, los CS se comportan bien para valores bajos y muestran cierto comportamiento errático en valores altos, mientras que los PDC mantienen la tendencia de los datos observados con una franja de incertidumbre que sobre pronostica los caudales.

Como se había mencionado anteriormente, en las subcuencas de Molinar y Tous se tienen problemas con los valores observados ya que es difícil realizar una correcta restitución de los caudales a régimen natural (Figuras 48 y 49). Por este motivo, el análisis se centra en la tendencia de la serie, misma que tanto los CS como los PDC logran reproducir parcialmente en ambas subcuencas.

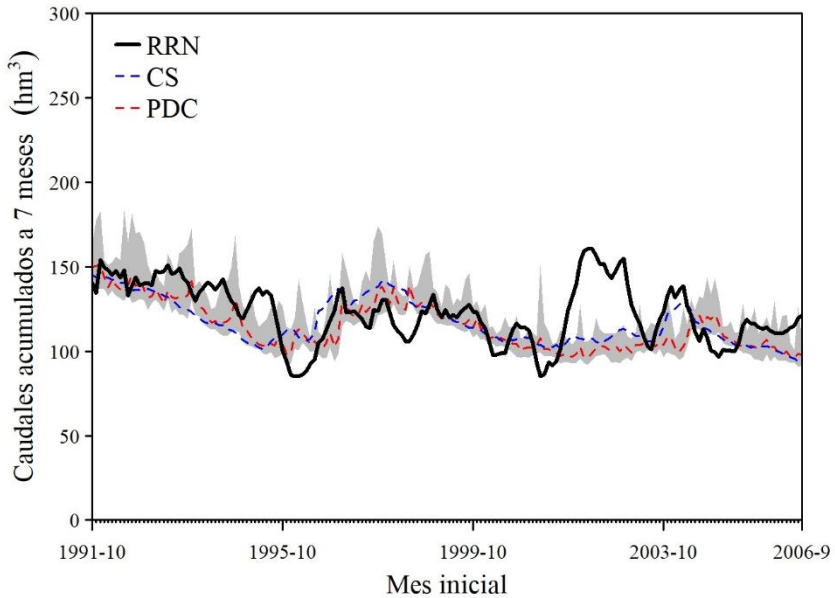


Figura 48. Caudales acumulados a siete meses para la subcuenca Molinar. El área en color gris representa la variación de los caudales obtenidos con los 15 miembros del ensamble del modelo System4.

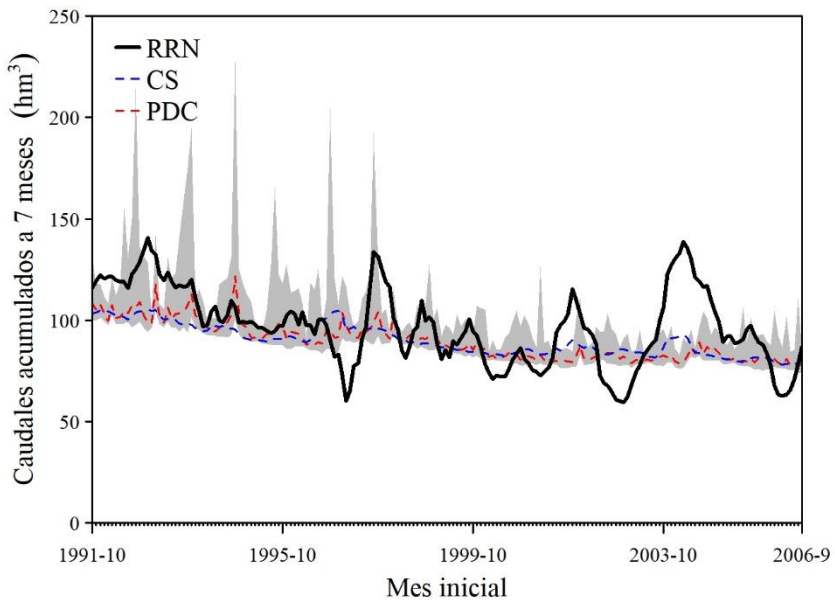


Figura 49. Caudales acumulados a siete meses para la subcuenca Tous. El área en color gris representa la variación de los caudales obtenidos con los 15 miembros del ensamble del modelo System4.

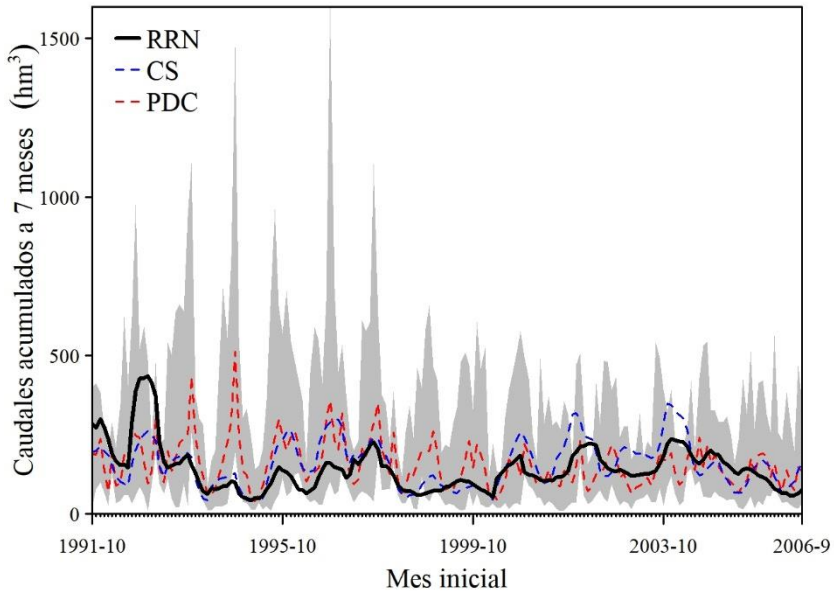


Figura 50. Caudales acumulados a siete meses para la subcuenca Mulet. El área en color gris representa la variación de los caudales obtenidos con los 15 miembros del ensamble del modelo System4.

Finalmente, en la subcuenca Huerto Mulet los CS reproducen los valores observados con mayor eficiencia que en los dos casos anteriores, aunque siguen presentando errores en los caudales picos. Los PDC presentan una mayor variabilidad en esta subcuenca al ser la más cercana al mar Mediterráneo lo que conlleva problemas en el pronóstico de las precipitaciones como se mencionó en el Capítulo 3.

6.2 ANÁLISIS DETERMINÍSTICO DE LOS CAUDALES

Para evaluar la relación de los caudales generados con el modelo precipitación-escorrentía con respecto a los datos aforados RRN, se calculó el coeficiente de Eficiencia de Nash-Sutcliffe (NSE), descrito en el Capítulo 5. Para poder realizar este cálculo, se construyeron series de PDC para cada mes de entrega (ME) y se concatenaron los valores de los 15 miembros del ensamble para considerar la incertidumbre del modelo climático, siguiendo la metodología descrita en el apartado 5.1.1

de esta tesis. Los resultados obtenidos de este índice de bondad de ajuste se muestran en la Tabla 23.

Tabla 23. Índices de ajuste NSE para los caudales obtenidos con los datos de los modelos Spain02.v4 (CS) y System4 (PDC). *ME* representa el mes de entrega del modelo System4.

Subcuenca	Spain02	System4						
		ME0	ME1	ME2	ME3	ME4	ME5	ME6
Alarcón	0.78	0.15	-0.69	-0.92	-0.94	-1.09	-1.06	-1.28
Contreras	0.50	0.25	-0.25	-0.43	-0.43	-0.49	-0.52	-0.61
Molinar	-0.11	-0.13	-0.17	-0.19	-0.18	-0.23	-0.43	-0.28
Tous	0.25	0.10	-0.07	-0.20	-0.09	-0.08	-0.14	-0.11
H. Mulet	0.33	-1.30	-2.79	-2.94	-2.73	-2.80	-2.92	-3.21

Considerando que el rango del índice va de $-\infty$ a 1 y de acuerdo con lo establecido por Moriasi et al. (2007), los índices de los CS dan buenos resultados para las subcuencas Alarcón y Contreras, mientras que las subcuencas Molinar, Tous y Huerto Mulet dan valores muy bajos, esto se había mostrado en las figuras de los gastos mensuales, donde se aprecia que las tres subcuencas mencionadas presentan diferencias notorias entre ambas series en los caudales pico y dado que el índice NSE evalúa la capacidad de reproducir esos valores altos, el resultado de este índice es deficiente.

Los resultados de los PDC son bajos en todas las subcuencas, esto se debe a que los errores en las previsiones de la precipitación se propagan en toda la superficie de cada subcuenca, incrementando dicho error. Se observa también que en el modelo climático pierde capacidad predictiva de forma rápida al incrementarse el tiempo de entrega.

A pesar de obtener valores muy bajos del índice NSE al analizar de forma conjunta todos los miembros del ensamble del modelo climático en todas las subcuencas y para todos los meses de entrega, es necesario observar el comportamiento individual de cada miembro del ensamble, una vez que en los gráficos de los caudales acumulados a siete meses se observó que al tenerse una banda de incertidumbre demasiado ancha,

existe la posibilidad de que alguno de los miembros pueda reproducir de mejor manera los caudales históricos.

Para analizar el comportamiento de cada miembro del ensamble se calcularon los coeficientes de correlación de Pearson (Ecuación [19]), comparando los caudales de los modelos System4 y Spain02 con los aforos RRN.

$$r = \frac{\sum(S - \bar{S})(O - \bar{O})}{\sqrt{\sum(S - \bar{S})^2} \sqrt{\sum(O - \bar{O})^2}} \quad [19]$$

Donde, S y \bar{S} representan los caudales simulados y la media de los caudales simulados respectivamente, tanto para los PDC como para los CS. O y \bar{O} representan los caudales observados y la media de los caudales observados, respectivamente.

El rango del coeficiente de correlación es de -1 a 1, siendo el valor de 1 indicativo de una correlación perfecta positiva, es decir, son proporcionales ambas variables. El valor de -1 indica una correlación perfecta negativa lo que indica que las variables son inversamente proporcionales entre sí.

En la Figura 51 se muestran los resultados de los coeficientes de correlación de Pearson para la subcuenca Alarcón correspondientes al mes de entrega cero.

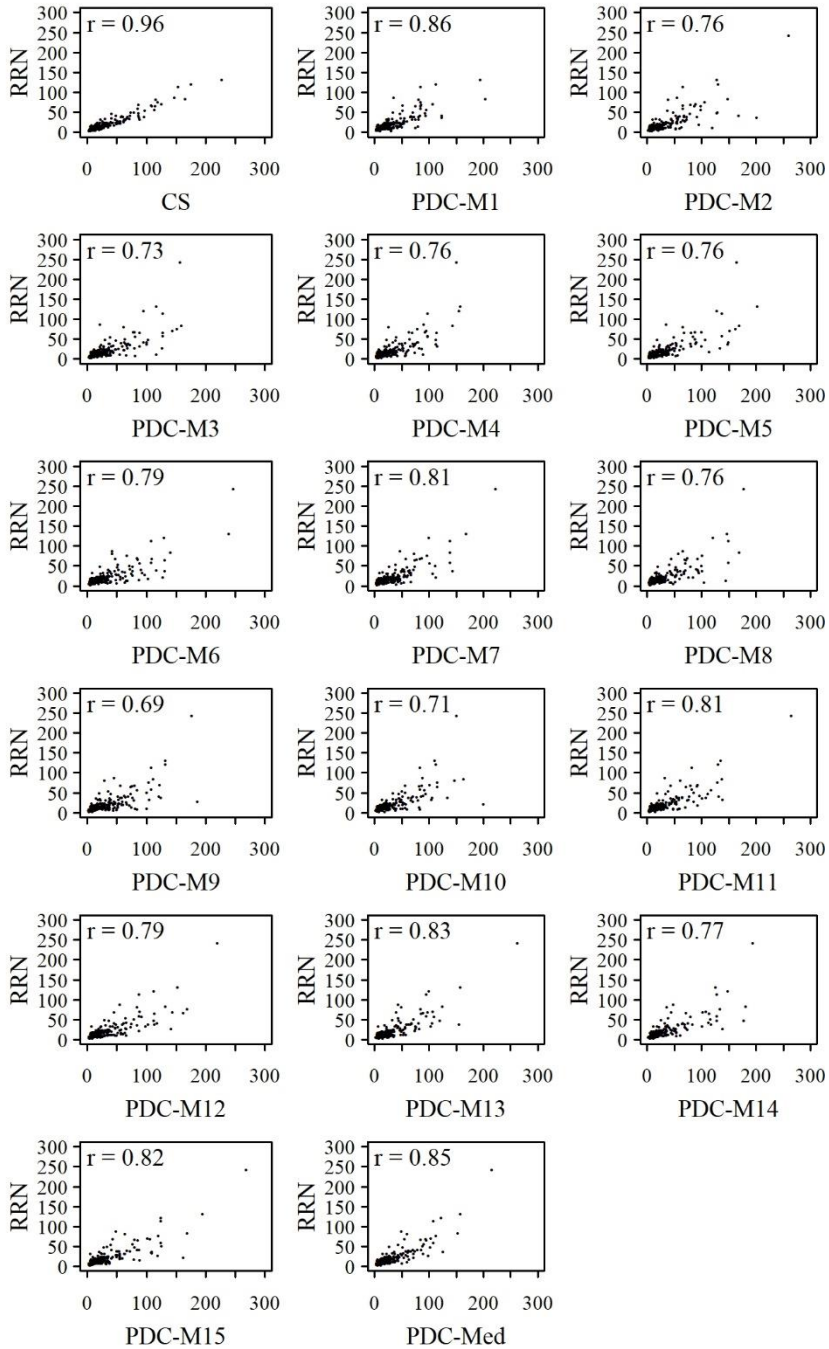


Figura 51. Coeficientes de correlación de Pearson para la subcuenca Alarcón. PDC-M indica el miembro del ensamble del modelo climático.

Los CS tienen una alta correlación con los aforos RRN con un r de 0.96 en el periodo analizado. Los PDC también tienen una alta correlación en todos los miembros del ensamble y en su media. La mayor correlación se tiene en el miembro del ensamble 1 (PDC-M1) con un valor del coeficiente de 0.86 y el menor valor del coeficiente es de 0.69 para el noveno miembro del ensamble (PDC-M9). La media del ensamble presenta un valor del coeficiente de 0.85. Los PDC sobre pronostican los caudales bajos, lo que se debe a que las precipitaciones pronosticadas tienen una banda de incertidumbre con picos muy elevados respecto a los datos observados. Esto último, puede ser un problema en los pronósticos de las sequías hidrológicas.

Con los resultados obtenidos se puede concluir que en general todos los miembros del ensamble tienen una correlación similar, la cual oscila entre 0.69 y 0.86, con un valor promedio de 0.78. Por otro lado, al evaluar de forma conjunta los quince miembros del ensamble para incluir la incertidumbre del modelo, la correlación obtenida es de 0.77.

6.3 ANÁLISIS PROBABILÍSTICO DE LOS CAUDALES

6.3.1 Diagramas de rendimiento

Para realizar el análisis probabilístico de los caudales se empleó la metodología propuesta en el apartado 5.2 de esta tesis, referente a la verificación de las previsiones de sequías meteorológicas.

En primer lugar, se analizaron los CS contrastándolos con los aforos RRN. Al realizar esta comparativa se encontró que en algunas subcuencas no es posible determinar los índices de evaluación de las tablas de contingencia considerando todos los umbrales propuestos dado que para sequías intensas (umbrales de 20 % de las aportaciones medias mensuales) no se tiene ningún *Éxito*, debido a que en ninguna de las dos series se presentan sequías bajo dicho umbral. Por tanto, se estudiaron únicamente los umbrales correspondientes al 80 %, 60 % y 40% de los caudales medios mensuales. En la Figura 52 se muestra el diagrama de

rendimiento de los CS de las cinco subcuencas para el evento *Éxito en inicio*.

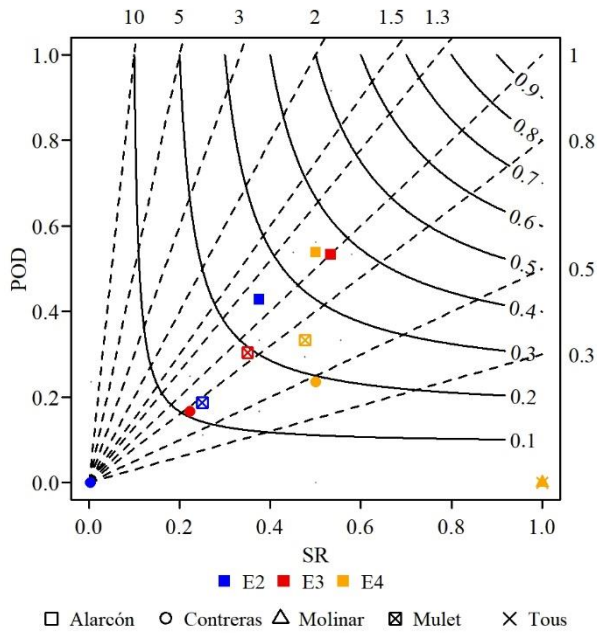


Figura 52. Diagrama de rendimiento para el evento *Éxito en inicio* de sequía hidrológica, correspondiente a los CS.

En el diagrama de rendimiento se aprecia que Alarcón es la subcuenca que presenta menos sesgo ya que para los tres umbrales, este índice se encuentra cercano a 1. Los índices POD y SR muestran valores entre 0.2 y 0.6 a excepción la subcuenca Contreras para el umbral del 20 % en donde se tiene un valor de cero para ambos índices. Los mejores resultados se obtienen para Alarcón considerando sequías no muy intensas (E3 y E4), esto se debe a que al ser una cuenca de cabecera la calibración del modelo hidrológico es más certera.

En las Figuras 43 y 44 se observa que los caudales mensuales simulados para las cuencas Molinar y Tous no tienen variabilidad por lo explicado en el apartado 6.1.3. Esta falta de variabilidad provoca que en ambas subcuencas no se presenten sequías en las series simuladas dado que se mantienen siempre en torno a la media, y al no presentar eventos de sequías los valores de los *Éxitos* y las *Falsas alarmas* de las tablas de contingencia son iguales a cero. Esto provoca que el valor de los índices

POD, BIAS y TS sea cero, mientras que el valor del índice SR al ser el resultado de la relación de los *Éxitos* entre la totalidad de los eventos de sequía de la serie simulada, resulta indeterminado.

Dado que el Índice Agregado propuesto se calcula a partir de los valores de los índices POD y TS, al considerar las cinco subcuencas éste resulta de 0.17. Sin embargo, el hecho de que tanto para Molinar como para Tous los valores de del POD y del TS sean cero, provocan una subestimación del Índice Agregado. Si no se consideran las dos subcuencas mencionadas, el valor del índice resulta de 0.26.

En la Figura 53 se muestra el diagrama de rendimiento para los PDC correspondientes al mes de entrega cero y para el evento *Éxito en Inicio* de sequía.

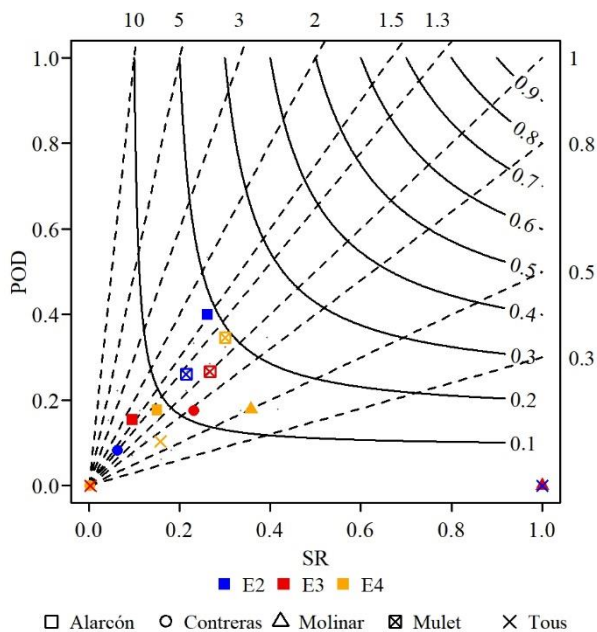


Figura 53. Diagrama de rendimiento para el evento *Éxito en inicio* de sequía hidrológica, correspondiente al mes de entrega cero de los PDC.

Al aplicar la metodología a los PDC, se observa que en general los resultados son más bajos que en el caso de los CS. Se obtuvieron valores del sesgo entre 0.5 y 1.5. Tanto el POD como el SR muestran resultados entre 0 y 0.4. El índice con peores resultados es el TS ya que en ningún

caso supera el 0.2, esto debido a que son pocos los *Éxitos* respecto a las *Falsas alarmas* y los *Fallos*. A diferencia de los CS, los PDC en la subcuenca Tous se pudo determinar el índice SR para los umbrales correspondientes al 60 % y 80 % (E4 y E5), con valores de 0 y 0.16, respectivamente.

El Índice Agregado para la totalidad de la cuenca resulta de 0.12, mientras que al eliminar las subcuencas Molinar y Tous, el valor asciende a 0.16. El índice Agregado para los PDC de 0.16 resulta menor al 0.26 obtenido con los CS, lo cual era lo esperado una vez visto el menor rendimiento de los PDC en la Figura 53.

6.3.2 Análisis por terciles

Debido a que la atmósfera es poco predecible en latitudes medias y en la parte suroeste de Europa, donde se ubica la Península Ibérica, es habitual emplear enfoques probabilísticos robustos basados en terciles para pronosticar precipitaciones y temperaturas (Doblas-Reyes, 2010; Kirtman & Pirani, 2008; S. J. Mason, 2018; Sánchez et al., 2014). Los terciles se determinan dividiendo los registros históricos en tres categorías, de las cuales una contendrá el tercio de valores más altos, otra tendrá el tercio de los valores más bajos y los datos restantes son valores intermedios. Con estas tres categorías se pronostica la probabilidad de que la ocurrencia de un evento pertenezca a estos terciles. Por ejemplo, se puede pronosticar que el próximo invierno tenga una probabilidad de que sea seco en un 20 % respecto a la información histórica para esa época del año y para un sitio determinado, mientras que la posibilidad de que sea normal es de 30 %, lo que deja una probabilidad de 50 % de que sea húmedo. Este tipo de pronósticos se emplea ampliamente para temperatura y precipitación.

En esta tesis se realizó una categorización en terciles de los caudales observados (RRN) para el periodo comprendido entre el año hidrológico 1991/92 y el 2005/06, considerando el tercil superior como Húmedo, el tercil medio como Normal y el tercil inferior como Seco. Esta categorización se estableció de forma mensual, obteniendo así dos umbrales por mes y por cada una de las cinco subcuencas.

Por ejemplo, si se consideran los pronósticos de los quince miembros del ensamble del modelo climático System4 para la subcuenca Alarcón y solo para el mes de entrega cero, los valores que delimitan los terciles para los meses de enero en el periodo comprendido entre los años hidrológicos 1991/92 y 2004/05 son 23.69 hm³ y 76.55 hm³, y dados los PDC de enero de 2006 que se muestran en la Tabla 24, existía una probabilidad de 26.67 % de que enero de 2006 fuese húmedo, mientras que la probabilidad de que fuese normal era de 66.67 % y de 6.66 % de que se presentará un enero seco, dado que de los quince miembros del ensamble en diez miembros se pronosticaba que fuese normal, en cuatro que fuese húmedo y en uno que fuese seco.

Tabla 24. Pronósticos dinámicos de caudales iniciados en enero de 2006.

Mes	2006/01	2006/02	2006/03	2006/04	2006/05	2006/06	2006/07	2006/01
M1	42.35	154.47	77.63	49.88	52.72	29.08	23.47	<i>Normal</i>
M2	120.31	78.29	51.01	102.80	115.89	45.65	32.63	<i>Húmedo</i>
M3	116.44	62.22	131.34	125.40	80.70	47.08	37.85	<i>Húmedo</i>
M4	88.89	40.17	55.20	75.71	48.20	36.54	20.70	<i>Húmedo</i>
M5	39.87	23.21	35.11	37.34	52.46	25.50	16.11	<i>Normal</i>
M6	39.44	24.38	66.96	82.59	47.99	26.77	18.82	<i>Normal</i>
M7	67.49	20.51	47.10	43.21	28.37	32.93	15.87	<i>Normal</i>
M8	22.91	103.84	35.71	27.40	47.15	36.25	21.10	<i>Seco</i>
M9	81.11	72.37	78.65	56.83	60.26	38.20	22.95	<i>Húmedo</i>
M10	47.86	74.97	76.47	60.66	72.80	44.57	35.84	<i>Normal</i>
M11	60.09	74.14	75.00	60.62	52.36	35.48	20.90	<i>Normal</i>
M12	66.01	105.04	62.81	61.40	85.56	37.11	25.98	<i>Normal</i>
M13	35.80	38.19	30.96	21.66	20.29	15.45	8.79	<i>Normal</i>
M14	60.71	67.00	34.15	45.70	61.30	25.22	22.46	<i>Normal</i>
M15	25.54	18.17	24.49	15.68	40.65	13.07	9.83	<i>Normal</i>

De acuerdo con los aforos RRN, en la subcuenca Alarcón se presentó un caudal en enero de 2006 de 11.88 hm³, que de acuerdo a la

clasificación por terciles de los propios caudales RRN, fue un mes seco puesto que el umbral que delimita el tercio seco del normal es de 15.01 hm³.

El acierto o fallo en el pronóstico por terciles debe ser verificado con la finalidad de determinar la confiabilidad de dichas previsiones. Para realizar esta evaluación se propone una metodología basada en tablas de contingencia, de acuerdo a lo propuesto en el Capítulo 5 de esta tesis, referente a las sequías meteorológicas. La metodología propuesta para evaluar la capacidad predictiva de sequías hidrológicas del modelo climático es la siguiente.

- Los caudales RRN se clasifican en las tres categorías, Húmedo, Normal y Seco, de acuerdo a los valores que delimitan los terciles de la serie histórica. Esta categorización se realiza para cada uno de los doce meses del año y para cada subcuenca.
- Las series de caudales RRN categorizadas se repiten tantas veces como número de miembros contenga el ensamble del modelo climático, que en este caso son quince.
- A partir de los PDC generados a escala mensual, se obtienen series continuas para cada mes de entrega.
- Se concatenan los quince miembros del ensamble de cada mes de entrega para obtener un total de siete series por subcuenca que incluya la variabilidad de los pronósticos.
- Los PDC se clasifican en las tres categorías mencionadas anteriormente, con base en los umbrales que delimitan los terciles de los propios datos de los PDC.
- Una vez que los caudales RRN y los PDC se han categorizado con base a sus propios umbrales, se transforman las categorías Húmedo, Normal y Seco en una variable dicotómica que establece si cada mes de la serie es seco o no lo es.
- Se contrastan las series dicotómicas de los caudales RRN y los PDC para obtener las tablas de contingencia.
- Con los valores de las tablas de contingencia se obtienen los índices POD y TS para promediarlos en cada subcuenca.

- Finalmente, los promedios por subcuenca de los índices POD y TS se ponderan para toda la cuenca del río Júcar, tomando como dato de ponderación las aportaciones anuales de cada zona.

De esta forma se determina un Índice Agregado como se propuso en la verificación de los pronósticos de sequías meteorológicas en el capítulo anterior, este índice se denomina Índice Agregado por Terciles (IAT).

La comparativa descrita se aplicó también para los CS, con la finalidad de tener un dato de contraste de la capacidad predictiva del modelo climático.

En la Tabla 25 se muestran las tablas de contingencia para la comparativa de los CS respecto a los aforos RRN de las cinco subcuencas. Con los valores de las tablas de contingencia se calculan los índices POD y TS para posteriormente determinar el Índice Agregado por Terciles para toda la cuenca.

Tabla 25. Tablas de contingencia para la comparativa RRN-CS.

Combinación	Alarcón	Contreras	Molinar	Tous	Mulet
Éxitos	46	42	27	34	36
Fallos	14	18	33	26	24
Falsas alarmas	14	18	33	26	24
Correctos negativos	106	102	87	94	96
POD	0.77	0.70	0.45	0.57	0.60
TS	0.62	0.54	0.29	0.40	0.43
Prom (POD y TS)	0.70	0.62	0.37	0.48	0.52

En la tabla anterior se muestra que el mejor resultado se obtiene para la subcuenca Alarcón debido a que al ser una cuenca de cabecera, la calibración del modelo precipitación-escorrentía es más certera. Por otra parte, las subcuencas con los peores resultados son Molinar y Tous, puesto que, como se vio en el apartado 6.1.2, la calibración del modelo hidrológico no fue óptima. Con estos resultados de los índices POD y TS y con las aportaciones anuales de cada subcuenca, se obtiene el

Índice Agregado (IAT) que resultó de 0.54. Este resultado es considerablemente alto tomando en cuenta que el rango del Índice va de cero a uno, siendo la unidad el valor óptimo. Las dificultades de reproducir los caudales debido a la complejidad de las variables del ciclo hidrológico a escala de cuenca y de los sistemas de recursos hídricos con alta regulación, hacen que el valor obtenido del IAT sea considerado como *Bueno*. La razón por la cual resulto un valor alto del IAT es que la calibración del modelo hidrológico se realizó con las precipitaciones y temperaturas del modelo Spain02.v4, mismo que se compara con los aforos RRN en estas tablas de contingencia.

Para contrastar los PDC con los aforos RRN se consideraron en primer lugar los pronósticos del primer mes del modelo climático, es decir, el mes de entrega cero. En la Tabla 26 se presentan las tablas de contingencia de la comparativa PDC respecto a los aforos RRN.

Tabla 26. Tablas de contingencia para la comparativa RRN-PDC, para el mes de entrega cero.

Combinación	Alarcón	Contreras	Molinar	Tous	Mulet
Éxitos	556	611	340	492	445
Fallos	344	289	560	408	455
Falsas alarmas	344	293	561	415	459
Correctos negativos	1456	1507	1239	1385	1341
POD	0.62	0.68	0.38	0.55	0.49
TS	0.45	0.51	0.23	0.37	0.33
Prom (POD y TS)	0.53	0.60	0.31	0.46	0.41

Los PDC para el mes de entrega cero tienen un alto rendimiento tanto para el POD como para el TS, ya que al promediar ambos índices el valor sobre pasa el 0.40 en todas las subcuencas, a excepción de Molinar donde el promedio de los índices es de 0.31. El IAT resulta en este análisis de 0.46. En la Figura 54 se muestran los valores de los IAT para todos los meses de entrega, donde se observa que los CS tienen un valor mayor a los obtenidos con los PDC lo que era esperable dado que se

había mostrado anteriormente que los PDC representaban con menor capacidad que los CS a los aforos RRN. En cuanto al comportamiento por mes de entrega de los PDC, se observa que el primer mes tiene el mayor índice, aunque no es significativamente mayor al resto de los meses. La variabilidad entre los meses de entrega es prácticamente nula.

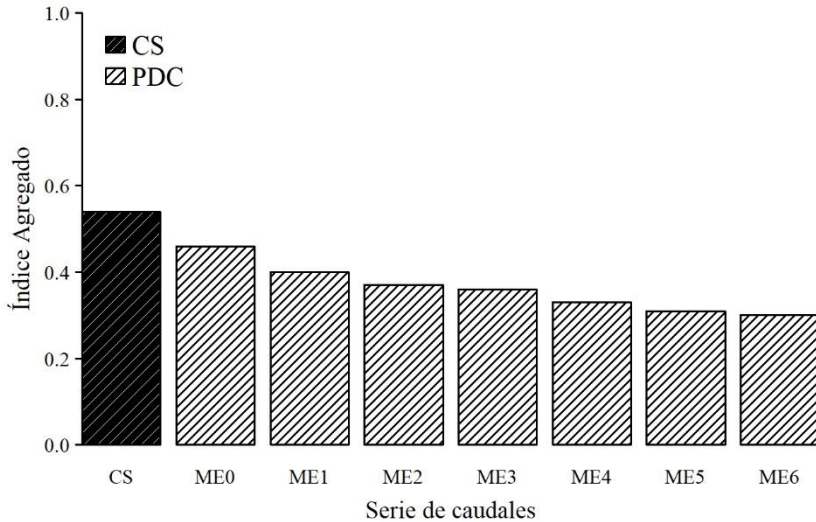


Figura 54. Índice Agregado por Terciles para los PDC por mes de entrega.

Es importante realizar la misma verificación para los valores acumulados de los caudales a siete meses para determinar la capacidad de pronóstico de las sequías hidrológicas a escala temporal.

En el análisis de los caudales acumulados a siete meses, los Índices Agregados por Terciles resultan de 0.65 y 0.40 para los CS y los PDC, respectivamente.

Al pasar del análisis mensual al análisis de los caudales acumulados, los valores del IAT para los CS aumenta de 0.54 a 0.65, mientras que para los PDC disminuye de 0.46 para el mes de entrega cero a 0.40.

6.3.3 Análisis por terciles de las sequías históricas en la cuenca

A pesar de que los caudales obtenidos a partir de las previsiones del modelo climático System4 arrojaron un valor del IAT a escala mensual similar al de los CS, es importante analizar el comportamiento de los

pronósticos durante las sequías históricas que se han presentado en la cuenca.

Para realizar dicho análisis, se graficaron los caudales aforados y restituidos a régimen natural en los periodos donde se produjeron las sequías y se colocaron las probabilidades por terciles que los PDC marcaron para cada mes de dicho periodo, considerando los datos del mes de entrega cero. En las Figuras 55, 56 y 57 se muestran los resultados para la subcuenca Alarcón, el resto de las subcuencas se muestran en el Anexo D. En estas figuras, en la parte inferior se muestra la categorización en terciles de los caudales aforados RRN, mientras que en la parte superior se muestran las probabilidades por terciles de los PDC. En los caudales PDC la longitud de la barra representa una probabilidad de 1.00.

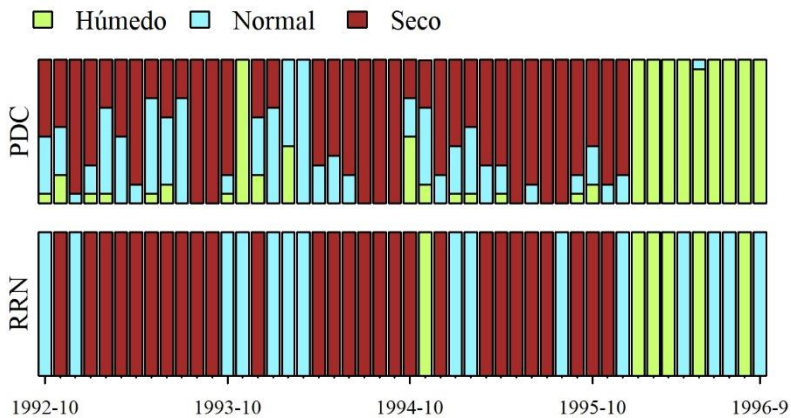


Figura 55. Caudales por terciles en la subcuenca Alarcón, durante la sequía del periodo 1992/93 a 1995/96.

En la sequía presentada en el periodo comprendido entre los años hidrológicos 1992/93 y 1995/96, el año más seco fue 1994/95 en el que se registró una precipitación inferior a los 300 mm. En la Figura 55 se observa que en la subcuenca Alarcón la sequía termina en diciembre de 1995 al presentarse un mes Normal seguido de tres meses Húmedos. Los PDC muestran consistencia en las categorías de los terciles, saliendo de la sequía aproximadamente en el mismo mes que en la serie aforada.

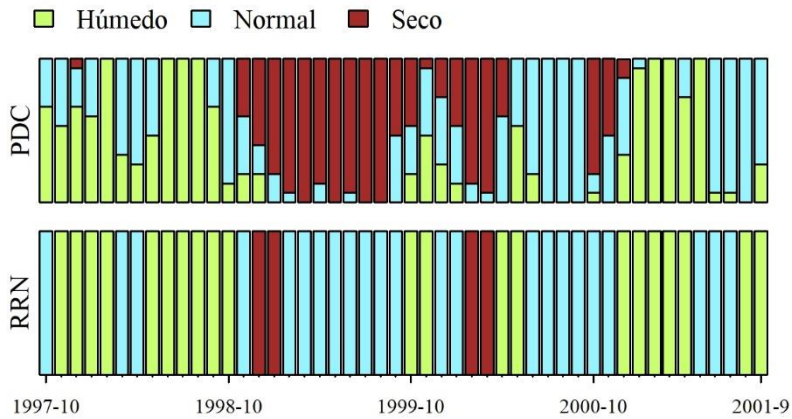


Figura 56. Caudales por terciles en la subcuenca Alarcón, durante la sequía del periodo 1997/98 a 2000/01.

La sequía presentada entre 1997/98 y 2000/01 fue menos severa que la anterior, con una precipitación media anual entre los 300 mm y los 400 mm. Los caudales pronosticados reflejan la tendencia del periodo seco de los caudales aforados aún que en este caso sobre estiman la sequía.

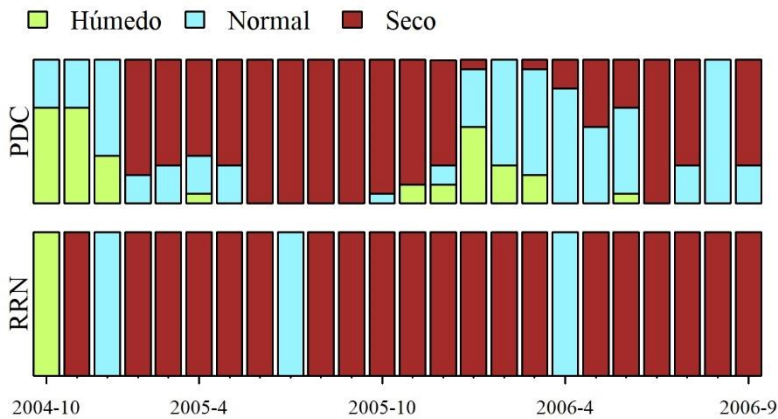


Figura 57. Caudales por terciles en la subcuenca Alarcón, durante la sequía del periodo 2004/05 a 2005/06.

La sequía que inicio en el año hidrológico 2004/05 concluyó en 2008. Sin embargo, puesto que en esta tesis se calcularon los caudales hasta diciembre de 2006, solo se muestran en la Figura 57 los datos correspondientes a los dos primeros años hidrológicos de esta sequía.

Al igual que en los periodos secos anteriores, los PDC reproducen la tendencia de reducción en los caudales.

En términos generales, se puede concluir que los PDC en la cuenca Alarcón pronosticaron la tendencia en la reducción de los caudales en las tres sequías analizadas entre 1992 y 2006.

6.4 Comparativa del modelo climático con un método estocástico clásico

Al evaluar los caudales mensuales obtenidos a partir del modelo Spain02.v4 (CS) el valor del índice Agregado en el análisis de terciles resultó mayor al obtenido en los PDC para el mes de entrega cero. Sin embargo, considerando que los CS fueron obtenidos con la calibración de un modelo hidrológico y utilizando datos observados e interpolados de precipitación y temperatura, la diferencia entre ambos índices no parece evaluar de forma negativa al modelo climático. Con la finalidad de contrastar tal diferencia, se propone obtener un análisis por terciles de caudales obtenidos con un modelo estocástico clásico.

Se utilizó un modelo autorregresivo AR1, de igual forma a lo realizado en el apartado 5.2.7 de esta tesis. Los detalles del modelo se muestran en el Anexo E.

Se generaron quince series de caudales sintéticas con el modelo AR1 a partir de los caudales aforados RRN del año hidrológico 1980/81 al 2011/12. Sin embargo, solo se utilizaron quince años para el análisis de los terciles para que las series tuvieran la misma cantidad de datos que los PDC. En la Tabla 27 se muestran los resultados del análisis por terciles de los caudales sintéticos mensuales.

Tabla 27. Tablas de contingencia para la comparativa RRN-AR1.

Combinación	Alarcón	Contreras	Molinar	Tous	Mulet
Éxitos	314	289	275	295	288
Fallos	586	610	626	603	612
Falsas alarmas	586	612	624	607	612
Correctos negativos	1214	1189	1175	1195	1188
POD	0.35	0.32	0.31	0.33	0.32
TS	0.21	0.19	0.18	0.20	0.19
Prom (POD y TS)	0.28	0.26	0.24	0.26	0.26

El IAT de los caudales sintéticos a escala mensual resulta de 0.26, mientras que el realizar el análisis de los caudales acumulados a siete meses, el índice es 0.25. Los valores obtenidos a ambas escalas resultan similares y en los dos casos son inferiores a lo obtenido por los PDC.

Para hacer un análisis más robusto de los caudales sintéticos AR1 y dada su baja capacidad predictiva respecto a los PDC, se elaboró un bootstrapping de cien conjuntos de quince series de caudales mensuales cada uno y se determinó el IAT para cada conjunto. En la Figura 58 se muestran los resultados de los índices de los cien conjuntos.

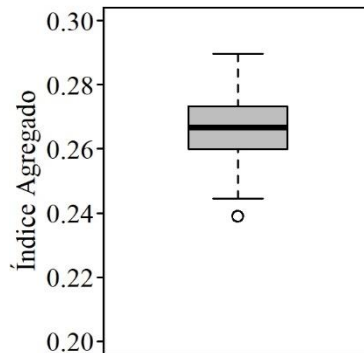


Figura 58. Índices Agregados por Terciles para los cien conjuntos de quince series sintéticas AR(1).

Como puede apreciarse en la figura anterior, los resultados obtenidos para los cien conjuntos son similares entre sí con una media de 0.27.

6.5 CONCLUSIONES

Las sequías hidrológicas provocan fallos en los sistemas de recursos hídricos al impedir que se satisfaga la totalidad de las demandas, causando graves daños socioeconómicos y ambientales. Por esta razón, es de vital importancia poder tomar medidas de mitigación de forma anticipada con la finalidad de disminuir los impactos de estos fenómenos naturales.

Los pronósticos de sequías hidrológicas se obtienen a través de la generación de series equiprobables con métodos estocásticos, ya sea a partir de los datos históricos de precipitación y temperatura o directamente de registros de caudales. En las últimas décadas se ha trabajado de forma amplia en la generación de pronósticos de caudales a partir de las proyecciones de cambio climático.

Con la evolución de los modelos climáticos acoplados océano-atmósfera han surgido pronósticos de variables climáticas a escala estacional con periodos de entrega de entre seis y trece meses. Con estas previsiones de precipitación y temperatura, pueden generarse pronósticos dinámicos de caudales (PDC), mediante la implementación de modelos precipitación-escorrentía. Sin embargo, surge la duda sobre qué tan confiables serían estos pronósticos. La verificación de los pronósticos puede realizarse mediante métodos determinísticos y probabilísticos.

En esta tesis se propone una metodología para evaluar la capacidad de modelos climáticos para pronosticar sequías hidrológicas. La metodología se basa en la obtención de un Índice Agregado (IAT) a escala de cuenca a partir del análisis por terciles de los pronósticos, contrastándolos con los aforos restituidos a régimen natural. El contraste entre los pronósticos y los aforos se realiza mediante tablas de contingencia, determinando los índices de Probabilidad de detección (POD) y de amenaza (TS). Esta metodología permite determinar si el modelo climático analizado pronostica de forma correcta los eventos de sequía. El Índice Agregado por Terciles calculado tiene un rango de cero a uno, siendo la unidad el mejor valor.

En esta investigación se generaron caudales a partir de los datos de precipitación y temperatura de los modelos Spain02.v4 y System4, utilizando el modelo hidrológico HBV. Los caudales obtenidos con información del modelo de interpolación Spain02.v4 (CS) y del modelo climático System4 (PDC) reproducen de manera fiable los caudales aforados RRN en el periodo analizado, exceptuando las subcuencas Molinar y Tous, esto debido a la dificultad de realizar la restitución a régimen natural de los caudales aforados en estas dos subcuencas. Los PDC, aunque mantienen la tendencia de los datos observados en la mayoría de las subcuencas, la banda de incertidumbre de sus datos suele sobre pronosticar los caudales.

Al acumular los caudales a siete meses, se observó que en general los CS mantienen una alta correlación con los datos observados, aunque los caudales simulados presentan algunos picos mayores a los RRN. Por otra parte, los PDC sobre pronostican los caudales sobre todo en la subcuenca del litoral (Huerto Mulet).

Los valores del NSE para los CS indican un ajuste correcto de los caudales simulados, a excepción de las subcuencas Molinar y Tous, en las que lo más importante a evaluar es la tendencia, dadas las características de los aforos RRN. En el caso de los PDC, los valores del NSE indican que no existe una buena representación de los datos aforados por ninguno de los siete meses de entrega. El hecho de que los resultados del índice sean bajos para los PDC es esperable dada su naturaleza probabilística. Por otra parte, se determinó que ninguno de los miembros del ensamble del modelo climático reproduce de mejor forma los caudales observados.

Al calcular las tablas de contingencia con base en la metodología propuesta en el Capítulo 5 de esta investigación, se observó que en algunas subcuencas no se presentan sequías hidrológicas intensas (por debajo del 20 % de los caudales mensuales). Al analizar únicamente los umbrales de 40 %, 60 % y 80 %, el Índice Agregado para el evento *Éxito en inicio* de sequía, para los CS a escala mensual es de 0.17 al considerar las cinco subcuencas que conforman la zona de estudio. Sin embargo, dado que las subcuencas Molinar y Tous no tienen una correcta

restitución de los caudales a régimen natural, no es posible determinar los índices POD y TS ya que no existen sequías bajo ninguno de los umbrales, esto se debe a que los caudales presentan nula variabilidad. Por tal razón, se propone determinar el Índice Agregado en caudales, excluyendo las subcuencas en las que no sea posible calibrar de forma aceptable el modelo precipitación-escorrentía. En el caso de la cuenca del río Júcar, al dejar fuera del cálculo del Índice Agregado las subcuencas de Molinar y Tous, éste resultó de 0.26. En el caso de los PDC, el Índice Agregado para el mes de entrega cero es de 0.12 si se consideran las cinco subcuencas y de 0.16 si se dejan fuera las subcuencas Molinar y Tous.

Al aplicar la metodología propuesta a partir de terciles, se concluye que los PDC tienen cierta capacidad predictiva al tener un valor del Índice Agregado por Terciles (IAT) de 0.46. Sin embargo, es menor al calculado para los CS, el cual resultó ser 0.54. El mes de entrega cero proporciona el mejor valor, lo cual era esperable, aunque no dista demasiado de los resultados del resto de los meses de entrega.

Al evaluar los caudales acumulados a siete meses, el Índice obtenido para los CS mejora al compensar los errores de algunos de los pronósticos mensuales, alcanzando un valor de 0.65. Por otra parte, los PDC disminuyen su rendimiento al acumular los errores mensuales; el valor del Índice resultó de 0.40.

En las sequías históricas, los PDC muestran correlación respecto a la tendencia en la disminución de los caudales, lo cual demuestra cierta capacidad de pronosticar la ocurrencia de periodos secos en la cuenca del río Júcar.

Al evaluar los pronósticos de caudales por terciles se determinó un IAT, el cual tiene un rango de cero a uno, siendo la unidad un indicativo de pronóstico perfecto. Sin embargo, al evaluar los caudales obtenidos a partir de los datos del modelo Spain02.v4 se obtuvo un valor del índice de 0.56, lo cual indicaría de cierta forma, que no es factible tener una predicción por terciles con una certeza por encima de este valor. La reducción de un posible valor óptimo del IAT de 1.00 a 0.56 es externa a la capacidad predictiva de los modelos climáticos y se debe

fundamentalmente a todas las fuentes de incertidumbre asociadas a la generación de caudales: errores en la precipitación y en la temperatura, simplificación en la generación de la evapotranspiración, imposibilidad de restituir los aforos de caudales a régimen natural de forma exacta y la complejidad de los sistemas de recursos hídricos. Por lo anterior, el índice obtenido para los PDC a escala mensual para el mes de entrega cero, el cual resultó de 0.46, se puede considerar como *Bueno*. De igual forma, el índice a escala estacional (caudales agregados a siete meses) de 0.40, puede considerarse como *Aceptable*.

Al aplicar la misma metodología de evaluación de pronósticos por terciles a cien conjuntos de quince series sintéticas de caudales cada uno, generados mediante el método estocástico AR(1), el IAT resultó de 0.27 en promedio con una desviación estándar de 0.01. Estos resultados dan mayor valor a la capacidad predictiva de sequías hidrológicas del modelo climático, ya que el IAT de este modelo estocástico queda considerablemente por debajo del obtenido con los PDC.

Dada la fuerte relación río-acuífero en la cuenca del río Júcar, puede realizarse la comparación de los PDC con series de caudales generadas con modelos autorregresivos que incluyan como variable exógena el componente subterráneo (modelos ARMAX).

CAPÍTULO 7

CONCLUSIONES GENERALES

En este capítulo se realiza una síntesis de la investigación, describiendo las principales conclusiones obtenidas en la verificación de los pronósticos climáticos estacionales desde la perspectiva de las sequías, y se presentan posibles líneas futuras de investigación.

La cuenca del río Júcar es una zona con clima semiárido, lo que genera continuos periodos de bajas precipitaciones, y esto a su vez provoca que la escorrentía en los ríos y los volúmenes embalsados disminuyan ocasionando problemas para satisfacer la totalidad de las demandas. Por otra parte, el sistema Júcar tiene un alto grado de explotación y el equilibrio entre la oferta del recurso hídrico y su demanda es muy frágil. Por lo tanto, una ligera disminución en las aportaciones puede provocar fallos en el sistema.

Es por estas razones que la cuenca del río Júcar ha sido objeto de numerosos estudios en los que se analiza la posibilidad de optimizar los recursos para evitar la aparición de sequías operativas. Puesto que este tipo de sequías está determinado por bajas precipitaciones y la consecuente reducción en las aportaciones, es de vital importancia establecer reglas de operación antes de la aparición de sequías meteorológicas e hidrológicas.

En esta investigación se analiza la capacidad de un modelo climático para pronosticar este tipo de sequías, tomando como caso de estudio la cuenca del río Júcar. El modelo de análisis es el modelo climático estacional System4, desarrollado por el Centro Europeo de Previsiones Meteorológicas a Plazo Medio (ECMWF). Los datos de contraste de precipitación, temperatura media, mínima y máxima fueron obtenidos del modelo Spain02.v4, y los datos de contraste de caudales son los aforos restituidos a régimen natural proporcionados por la Confederación Hidrográfica del Júcar.

7.1 Pronósticos estacionales y corrección del sesgo

Los modelos climáticos generan una gran cantidad de información a escala global para cada una de las variables que pronostican, y si se considera que los modelos estacionales generan previsiones una vez al mes o incluso hasta cuatro veces, esta cantidad de información crece de forma considerable. Todos estos datos generados por dichos modelos

pueden tener una importante utilidad en distintos campos; sin embargo, es complejo su tratamiento debido a su volumen.

Los modelos climáticos, sin importar su escala temporal, suelen ser analizados en mayor medida a escala global o continental. Este tipo de análisis proporciona lectura suficiente sobre la calidad de los pronósticos y sobre las condiciones futuras del clima. Sin embargo, es importante también analizar los pronósticos a escalas más pequeñas como a escala de cuenca, con la finalidad de incrementar su uso en la toma de decisiones de distintos campos como lo es la gestión de los recursos hídricos.

En esta tesis se presenta una metodología para tratar pronósticos estacionales a escala de cuenca, obteniendo un promedio de la información disponible sobre la zona de estudio (subcuencas) y concatenando las series de todos los miembros del ensamble. Con esto, se considera la incertidumbre asociada a las condiciones iniciales del modelo y se simplifica la información sobre la que se trabaja al tener series unitarias en cada subcuenca.

Como se ha mencionado en reiteradas ocasiones, los pronósticos estacionales presentan un sesgo sistemático debido a distintas razones como lo es el tamaño del mallado del modelo, el caos dinámico y la imposibilidad de conocer la totalidad de características de la atmósfera en un instante determinado. Dos de las metodologías más utilizadas en la corrección del sesgo son el Escalamiento Lineal (LS) y el Mapeo de Cuantiles (QM). Los resultados de esta investigación muestran que el método LS da resultados satisfactorios al corregir datos de temperatura, mientras que, para los datos de precipitación, no es un método adecuado. Por su parte, el método QM proporciona buenos resultados al corregir los pronósticos de precipitación. En la corrección del sesgo se propone tomar periodos de control móviles, es decir, contrastar los pronósticos en el periodo histórico con los datos observados de algunos años previos al periodo a corregir. En el caso de la corrección de la temperatura se considera que los mejores resultados se obtienen con un periodo de control móvil de tres años, mientras que para la corrección de la precipitación el periodo de control óptimo es de diez años.

7.2 Pronósticos de sequías meteorológicas e hidrológicas

En la literatura existe un gran número de índices para evaluar pronósticos, y no es tarea sencilla establecer cuál o cuáles métricas tomar para evaluar un pronóstico específico. Dado que el volumen de información con la que se trabaja al evaluar pronósticos climáticos es grande, si se añade la discretización espacial de la zona de estudio y se toman en cuenta varios índices de verificación de las previsiones, la evaluación del modelo climático resulta tedioso y poco claro.

En esta tesis se propone una metodología para realizar la verificación de los pronósticos de sequías a escala de cuenca a través de un solo Índice Agregado (IA). Este índice, además de considerar la espacialidad de las sequías, toma en cuenta la intensidad del fenómeno natural al analizar distintos umbrales, bajo los cuales se presenta dicho evento. Este IA se obtuvo para sequías meteorológicas y para sequías hidrológicas. En este último caso se realizó un análisis probabilístico por terciles (IAT).

Los resultados obtenidos muestran que el modelo climático System4, a pesar de las debilidades intrínsecas a su formulación física y matemática, dio resultados satisfactorios en la cuenca del río Júcar, una vez que sus previsiones de sequías meteorológicas e hidrológicas proporcionan un mayor Índice Agregado que un método estocástico clásico (AR(1)).

Los pronósticos del modelo System4 tienen un mayor *Exactitud* en el primer mes de entrega y al incrementarse el periodo pronosticado, el modelo pierde habilidad. Este mismo resultado se ha obtenido en diversos trabajos, en donde se ha dejado de manifiesto que los pronósticos climáticos pierden certeza en periodos más largos ya que disminuye la relación entre las previsiones y las condiciones iniciales.

Con base en los resultados de la evaluación del modelo System4, se puede concluir que los modelos climáticos pueden ser una gran herramienta en la toma de decisiones en la gestión de los recursos hídricos ya que los resultados de la investigación muestran que el modelo analizado tiene cierta capacidad para predecir sequías meteorológicas e hidrológicas a través de sus pronósticos de precipitación y temperatura.

7.3 Aportaciones originales de la tesis

Las aportaciones de esta tesis se dividen en tres apartados: corrección del sesgo, evaluación de modelos climáticos y la comparación de pronósticos dinámicos con modelos estocásticos.

- Existen diversos métodos para la corrección del sesgo de pronósticos climáticos. En esta tesis la aportación radica en determinar los métodos adecuados para corregir previsiones a escala estacional y sobre todo, cuáles son los periodos de control que podrían utilizarse.
- La evaluación de los modelos climáticos se ha enfocado en validar las previsiones de las variables climáticas como precipitación y temperatura. Sin embargo, en la literatura no existe una metodología que permita evaluar la capacidad de estos modelos en el pronóstico de sequías meteorológicas e hidrológicas. Por lo que, la principal aportación de esta investigación radica en la formulación de una metodología que permite una evaluación simple y clara a escala de cuenca de pronósticos dinámicos de sequías con la implementación de un Índice Agregado.
- La comparación de los pronósticos provenientes de los modelos climáticos respecto a datos obtenidos mediante métodos estocásticos, proporciona un claro panorama de la posible utilidad de los pronósticos dinámicos. Por tanto, esta comparativa es una aportación importante en la toma de decisiones sobre la fiabilidad de pronósticos de eventos de sequías de los modelos climáticos.

Algunos resultados sobre la corrección del sesgo se han divulgado en las VI Jornadas de Ingeniería del Agua, en las que se presentó el trabajo “Corrección del sesgo de pronósticos estacionales para su uso en la predicción de sequías”. Por otra parte, la metodología propuesta para evaluar las previsiones de sequías meteorológicas y la comparativa con modelos estocásticos se ha presentado en el X Congreso Ibérico de Gestión y Planificación del Agua, y en la IV edición de las Jornadas Internacionales sobre Sistemas Soporte a la Decisión para Planificación

y Gestión de Cuencas Hidrográficas. Los trabajos presentados en estos congresos son: “Análisis de pronósticos climáticos para su uso en gestión de recursos hídricos” y “Análisis de pronósticos climáticos para su uso en la predicción de sequías meteorológicas”, respectivamente. Además, parte de los resultados de esta investigación se publicaron en el artículo “Skill assessment of a seasonal forecast model to predict drought events for water resource systems”, en la revista Journal of Hydrology con el doi 10.1016/j.jhydrol.2018.07.046.

7.4 Líneas futuras de investigación

La evolución constante de los modelos climáticos genera una mayor capacidad de pronóstico, dado que se mejoran las formulaciones físicas de los modelos y se trabaja con mallados más finos. Estas mejoras en los modelos pueden repercutir en la calidad de sus previsiones, disminuyendo la incertidumbre y el sesgo sistemático. Por tanto, puede decirse que la evaluación de los pronósticos climáticos es y debe ser continua.

En el marco de esta tesis se evaluaron las previsiones del modelo System4, el cual está operativo desde el año 2011. Sin embargo, en noviembre de 2017 se puso en operación el sucesor de este modelo, el SEAS5. Por otra parte, existen otros modelos climáticos estacionales desarrollados por distintos centros de investigación, como los modelos GloSea5 o el CFSv2. Por tanto, una línea futura de investigación es aplicar la metodología desarrollada en esta tesis a distintos modelos con la finalidad de establecer cuál de ellos tiene mejor desempeño en la cuenca del río Júcar y determinar si ha habido una mejora del modelo SEAS5 respecto al System4.

Una línea de investigación adicional respecto a los modelos climáticos, es el análisis de su capacidad para reproducir episodios de sequía hiperanuales. Para lo cual sería necesario determinar el condicionante externo o predictor que induce la ocurrencia de estos periodos

prolongados de falta de precipitación en el clima del centro y sur de la península Ibérica.

Por otra parte, el modelo utilizado para contrastar los pronósticos climáticos, Spain02.v4, ha evolucionado y actualmente se cuenta con la versión v5. Esta nueva versión tiene un mallado ligeramente más fino que la versión v4 y los datos históricos terminan en diciembre de 2015, mientras que en la versión anterior culminaban en diciembre de 2010. Estas mejoras del modelo Spain02 permitiría realizar un análisis con pronósticos históricos (hindcasts) más actuales.

Finalmente, la metodología propuesta en esta investigación podría ser analizada desde el punto de vista de los pronósticos operacionales de los modelos climáticos, además de los pronósticos históricos. En los pronósticos operacionales los modelos suelen tener ensambles con un mayor número de miembros. El modelo System4, por ejemplo, pasa de 15 miembros en los pronósticos históricos a 51 miembros en sus previsiones operacionales. El incremento en el número de miembros en el ensamble podría proporcionar valores mayores del Índice Agregado propuesto, lo que indicaría una clara habilidad del modelo climático para pronosticar sequías.

REFERENCIAS

- Abdalla, S., Isaksen, L., Janssen, P. a. E. ., y Wedi, N. (2013). Effective spectral resolution of ECMWF atmospheric forecast models. In *ECMWF Newsletter* (Issue 137). <https://doi.org/10.21957/rue4o7ac>
- Ambrizzi, T., Reboita, M. S., da Rocha, R. P., y Llopart, M. (2019). The state-of-the-art and fundamental aspects of regional climate modeling in South America. *Annals of the New York Academy of Sciences*, 1436(1), 98–120. <https://doi.org/10.1111/nyas.13932>
- Andreu, J., Ferrer-Polo, J., Pérez, M. A., Solera, A., y Paredes-Arquiola, J. (2013). Drought in Arid and Semi-Arid Regions Drought Planning and Management in the Júcar River Basin, Spain. In Kurt Schwabe, J. Albiac, J. D. Connor, R. M. Hassan, & L. M. González (Eds.), *Drought in Arid and Semi-Arid Regions* (pp. 237–249). Springer. <https://doi.org/10.1007/978-94-007-6636-5>
- Arnal, L., Cloke, H. L., Stephens, E., Wetterhall, F., Prudhomme, C., Neumann, J., Krzeminski, B., y Pappenberger, F. (2018). Skilful seasonal forecasts of streamflow over Europe? *Hydrology and Earth System Sciences*, 22(4), 2057–2072. <https://doi.org/10.5194/hess-22-2057-2018>
- Athanasiadis, P. J., Bellucci, A., Scaife, A. A., Hermanson, L., Materia, S., Sanna, A., Borrelli, A., MacLachlan, C., y Gualdi, S. (2017). A multi-system view of wintertime NAO seasonal predictions. *Journal of Climate*, 30(4), 1461–1475. <https://doi.org/10.1175/JCLI-D-16-0153.1>
- Avissar, R. (1992). Conceptual Aspects of a Statistical-Dynamical Approach to Represent Landscape Subgrid-Scale Heterogeneities in Atmospheric Models. *Journal of Geophysical Research*, 97, 2729–2742.
- Balmaseda, M. A., Vidard, A., y Anderson, D. (2007). The ECMWF System 3 ocean Analysis system. In *ECMWF Tech. Memo.* (Vol. 208). [https://doi.org/10.1016/s0924-0136\(01\)00842-1](https://doi.org/10.1016/s0924-0136(01)00842-1)
- Barua, S., Ng, A. W. M., y Perera, B. J. C. (2012). Artificial Neural Network–Based Drought Forecasting Using a Nonlinear Aggregated Drought Index. *Journal of Hydrologic Engineering*, 17(12), 1408–1413. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)HE.1943-5584.0000574](https://doi.org/10.1061/(ASCE)HE.1943-5584.0000574)

- Bazile, R., Boucher, M.-A., Perreault, L., y Leconte, R. (2017). Verification of ECMWF System 4 for seasonal hydrological forecasting in a northern climate. *Hydrology and Earth System Sciences*, 21(11), 5747–5762. <https://doi.org/10.5194/hess-21-5747-2017>
- Bergman, D. L., Magnusson, L., Nilsson, J., y Vitart, F. (2019). Seasonal forecasting of tropical cyclone landfall using ECMWF's system 4. *Weather and Forecasting*, 34(5), 1239–1255. <https://doi.org/10.1175/WAF-D-18-0032.1>
- Bergström, S. (1976). Development and Application of a Conceptual Runoff Model for Scandinavian Catchments. SMHI, 7, 134.
- Bergström, S. (1995). The HBV Model. In Computer Models of Watershed Hydrology. Singh, V.P., Ed.. Water Resources Publications: Highlands Ranch, CO, USA. pp. 443–476.
- Bjerknes, J. (1966). A possible response of the atmospheric Hadley circulation to equatorial anomalies of ocean temperature. *Tellus*, 18(4), 820–829. <https://doi.org/10.1111/j.2153-3490.1966.tb00303.x>
- Boé, J., Terray, L., Habets, F., y Martin, E. (2007). Statistical and dynamical downscaling of the Seine basin climate for hydro-meteorological studies. *International Journal of Climatology*, 27, 1643–1655. <https://doi.org/10.1002/joc.1602>
- Bowden, J. H., Talgo, K. D., Spero, T. L., y Nolte, C. G. (2016). Assessing the Added Value of Dynamical Downscaling Using the Standardized Precipitation Index. *Advances in Meteorology*, 2016, 1–14. <https://doi.org/10.1155/2016/8432064>
- Box, G. E. P., Jenkins, G. M., y Reinsel, G. C. (1977). Time Series Analysis: Forecasting and Control. *Journal of Marketing Research*, 14(2), 269. <https://doi.org/10.2307/3150485>
- Cash, B. A., Manganello, J. V., y Kinter, J. L. (2019). Evaluation of NMME temperature and precipitation bias and forecast skill for South Asia. *Climate Dynamics*, 53(12), 7363–7380. <https://doi.org/10.1007/s00382-017-3841-4>
- Chen, J., Brissette, F. P., Chaumont, D., y Braun, M. (2013). Finding appropriate bias correction methods in downscaling precipitation for hydrologic impact studies over North America. *Water Resources Research*, 49(7), 4187–4205. <https://doi.org/10.1002/wrcr.20331>

-
- Chen, J., Brissette, F. P., Poulin, A., y Leconte, R. (2011). Overall uncertainty study of the hydrological impacts of climate change for a Canadian watershed. *Water Resources Research*, 47(12), 1–16. <https://doi.org/10.1029/2011WR010602>
- Chen, S., Shin, J. Y., y Kim, T.-W. (2017). Probabilistic forecasting of drought: a hidden Markov model aggregated with the RCP 8.5 precipitation projection. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 31(5), 1061–1076. <https://doi.org/10.1007/s00477-016-1279-6>
- Chirivella Osma, V., Capilla Romá, J. E., y Pérez Martín, M. A. (2015). Modelling regional impacts of climate change on water resources: the Júcar basin, Spain. *Hydrological Sciences Journal*, 60(1), 30–49. <https://doi.org/10.1080/02626667.2013.866711>
- CHJ. (2015). *Plan Hidrológico de la Demarcación Hidrográfica del Júcar*. www.chj.es. Confederación Hidrográfica Júcar. Último acceso marzo 2020.
- CHJ. (2018). *Plan Especial de Sequía. Demarcación Hidrográfica del Júcar*. www.chj.es. Confederación Hidrográfica Júcar. Último acceso marzo 2020.
- Chowdhury, A. F. M. K., Lockart, N., Willgoose, G., Kuczera, G., Kiem, A. S., y Manage, N. P. (2017). Development and evaluation of a stochastic daily rainfall model with long-term variability. *Hydrology and Earth System Sciences*, 21(12), 6541–6558. <https://doi.org/10.5194/hess-21-6541-2017>
- Christensen, J. H., Boberg, F., Christensen, O. B., y Lucas-Picher, P. (2008). On the need for bias correction of regional climate change projections of temperature and precipitation. *Geophysical Research Letters*, 35(20), L20709. <https://doi.org/10.1029/2008GL035694>
- Claps, P., Rossi, F., y Vitale, C. (1993). Conceptual-stochastic modeling of seasonal runoff using autoregressive moving average models and different scales of aggregation. *Water Resources Research*, 29(8), 2545–2559. <https://doi.org/10.1029/93WR00550>
- Cowden, J. R., Watkins, D. W., y Mihelcic, J. R. (2008). Stochastic rainfall modeling in West Africa: Parsimonious approaches for domestic rainwater harvesting assessment. *Journal of Hydrology*, 361(1–2), 64–77. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2008.07.025>

- Crochemore, L., Ramos, M.-H., y Pappenberger, F. (2016). Bias correcting precipitation forecasts to improve the skill of seasonal streamflow forecasts. *Hydrology and Earth System Sciences Discussions*, 1–32. <https://doi.org/10.5194/hess-2016-78>
- Doblas-Reyes, F. J. (2010). Seasonal prediction over Europe. *ECMWF Seminar on Predictability in the European and Atlantic Regions, September*, 171–185. <https://www.ecmwf.int/sites/default/files/elibrary/2012/8609-euro-atlantic-regimes-and-their-teleconnections.pdf>
- Edwards, P. N. (2011). History of climate modeling. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Climate Change*, 2(1), 128–139. <https://doi.org/10.1002/wcc.95>
- Estrela, T., y Sancho, T. A. (2016). Drought management policies in Spain and the European Union: from traditional emergency actions to Drought Management Plans. *Water Policy*, 18(S2), 153–176. <https://doi.org/10.2166/wp.2016.018>
- Farmer, G. T., y Cook, J. (2013). Climate Change Science: A Modern Synthesis. In *Climate Change Science: A Modern Synthesis*. Springer Netherlands. <https://doi.org/10.1007/978-94-007-5757-8>
- Flato, G. M. (2011). Earth system models: An overview. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Climate Change*, 2, 783–800. <https://doi.org/10.1002/wcc.148>
- Frain, J. (1992). Lecture Notes on Univariate Time Series Analysis and Box Jenkins Forecasting. In *Lecture notes* (Vol. 1992, Issue January). [http://www.tcd.ie/Economics/staff/frainj/main/MSc Material/TimeSeriesAnalysis/UNIVAR4.PDF](http://www.tcd.ie/Economics/staff/frainj/main/MSc%20Material/TimeSeriesAnalysis/UNIVAR4.PDF)
- Franchito, S. H., y Rao, V. B. (2015). Studies of Climate Change with Statistical-Dynamical Models: A Review. *American Journal of Climate Change*, 04(01), 57–68. <https://doi.org/10.4236/ajcc.2015.41006>
- García-Romero, L., Paredes-Arquiola, J., Solera, A., Belda, E., Andreu, J. y Sánchez-Quispe, S. T. (2019). Optimization of the Multi-Start Strategy of a Direct-Search Algorithm for the Calibration of Rainfall–Runoff Models for Water-Resource Assessment. *Water*, 11(9), 1876. <https://doi.org/10.3390/w11091876>

- García-Romero L. (2020). Propuesta y análisis de metodologías para la evaluación de recursos hídricos en sistemas complejos. (Doctorado). Universidad Politécnica de Valencia. En proceso de evaluación.
- Great Britain Meteorological Office. (1951). *The Meteorological Glossary*. Chemical Publishing Co.
- Gudmundsson, L., Bremnes, J. B., Haugen, J. E., y Engen-Skaugen, T. (2012). Technical Note: Downscaling RCM precipitation to the station scale using statistical transformations - a comparison of methods. *Hydrology and Earth System Sciences*, 16(9), 3383–3390. <https://doi.org/10.5194/hess-16-3383-2012>
- Gudmundsson, L. (2016). Statistical Transformations for Post-Processing Climate Model Output. R package. Version 1.0-4
- Gupta, H. V., Kling, H., Yilmaz, K. K., y Martinez, G. F. (2009). Decomposition of the mean squared error and NSE performance criteria: Implications for improving hydrological modelling. *Journal of Hydrology*, 377(1–2), 80–91. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2009.08.003>
- Halley, E. (1686). An historical account of the trade winds, and monsoons, observable in the seas between and near the Tropicks, with an attempt to assign the physical cause of the said winds. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London*, 1, 153–168. <https://doi.org/10.1098/rstl.1686.0026>
- Hargreaves, G. H., y Samani, Z. A. (1985). Reference Crop Evapotranspiration from Temperature. *Applied Engineering in Agriculture*, 1(2), 96–99. <https://doi.org/10.13031/2013.26773>
- Haro-Monteagudo, D., Solera, A., y Andreu, J. (2017). Drought early warning based on optimal risk forecasts in regulated river systems: Application to the Jucar River Basin (Spain). *Journal of Hydrology*, 544, 36–45. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2016.11.022>
- Haro, D., Solera, A., Paredes, J., y Andreu, J. (2014). Methodology for drought risk assessment in within-year regulated reservoir systems. Application to the Orbigo River system (Spain). *Water Resources Management*, 28(11), 3801–3814. <https://doi.org/10.1007/s11269-014-0710-3>
- Harrigan, S., Prudhomme, C., Parry, S., Smith, K., y Tanguy, M. (2018).

- Benchmarking ensemble streamflow prediction skill in the UK. *Hydrology and Earth System Sciences*, 22(3), 2023–2039. <https://doi.org/10.5194/hess-22-2023-2018>
- Hasanean, H. M. (2004). Precipitation variability over the Mediterranean and its linkage with El Niño Southern Oscillation (ENSO). *Journal of Meteorology*, 29(289), 151–160.
- Hernández Bedolla, J., Solera, A., Paredes Arquiola, J., y Roblero Escobar, C. X. (2019). Análisis del cambio en las aportaciones hidrológicas en la cuenca del río Júcar a partir de 1980 y sus causas. *Ingeniería Del Agua*, 23(2), 141–155. <https://doi.org/10.4995/ia.2019.10582>
- Herrera, S., Fernández, J., y Gutiérrez, J. M. (2016). Update of the Spain02 gridded observational dataset for EURO-CORDEX evaluation: Assessing the effect of the interpolation methodology. *International Journal of Climatology*, 36(2), 900–908. <https://doi.org/10.1002/joc.4391>
- Herrera, S., Gutiérrez, J. M., Ancell, R., Pons, M. R., Frías, M. D., y Fernández, J. (2012). Development and analysis of a 50-year high-resolution daily gridded precipitation dataset over Spain (Spain02). *International Journal of Climatology*, 32(1), 74–85. <https://doi.org/10.1002/joc.2256>
- Higgins, R. W., Leetmaa, A., Xue, Y., y Barnston, A. (2000). Dominant factors influencing the seasonal predictability of U.S. precipitation and surface air temperature. *Journal of Climate*, 13(22), 3994–4017. [https://doi.org/10.1175/1520-0442\(2000\)013<3994:DFITSP>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0442(2000)013<3994:DFITSP>2.0.CO;2)
- Hill, H. S. J., y Mjelde, J. W. (2002). Challenges and Opportunities Provided by Seasonal Climate Forecasts: A Literature Review. *Journal of Agricultural and Applied Economics*, 34(3), 603–632. <https://doi.org/10.1017/s1074070800009330>
- Hisdal, H., y Tallaksen, L. M. (2000). Technical Report No . 6 Drought Event Definition. In *Assessment of the Regional Impact of Droughts in Europe*.
- Hoerling, M., Eischeid, J., Perlwitz, J., Quan, X., Zhang, T., y Pegion, P. (2012). On the Increased Frequency of Mediterranean Drought. *Journal of Climate*, 25(6), 2146–2161. <https://doi.org/10.1175/JCLI-D-11-00296.1>

-
- Holton, J. R. (2004). *An Introduction to DYNAMIC METEOROLOGY* (Fourth edi). Elsevier Academic Press.
- Ines, A. V. M., y Hansen, J. W. (2006). Bias correction of daily GCM rainfall for crop simulation studies. *Agricultural and Forest Meteorology*, 138(1–4), 44–53.
<https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2006.03.009>
- Johnson, F., y Sharma, A. (2011). Accounting for interannual variability: A comparison of options for water resources climate change impact assessments. *Water Resources Research*, 47(4).
<https://doi.org/10.1029/2010WR009272>
- Johnson, S. J., Stockdale, T. N., Ferranti, L., Balmaseda, M. A., Molteni, F., Magnusson, L., Tietsche, S., Decremer, D., Weisheimer, A., Balsamo, G., Keeley, S. P. E., Mogensen, K., Zuo, H., y Monge-Sanz, B. M. (2019). SEAS5: The new ECMWF seasonal forecast system. *Geoscientific Model Development*, 12(3), 1087–1117.
<https://doi.org/10.5194/gmd-12-1087-2019>
- Jolliffe, I. T., y Stephenson, D. B. (2005). Comments on “Discussion of verification concepts in forecast verification: A practitioner’s guide in atmospheric science.” *Weather and Forecasting*, 20(5), 796–800.
<https://doi.org/10.1175/WAF877.1>
- Kim, H. M., Webster, P. J., y Curry, J. A. (2012). Seasonal prediction skill of ECMWF System 4 and NCEP CFSv2 retrospective forecast for the Northern Hemisphere Winter. *Climate Dynamics*, 39(12), 2957–2973.
<https://doi.org/10.1007/s00382-012-1364-6>
- Kirtman, B., y Pirani, A. (2008). WCRP Position Paper on Seasonal Prediction: Report from the First WCRP Seasonal Prediction Workshop, June 4-7, 2007. In *IPCO Publication No. 127* (Issue WCRP Informal Report No. 3/2008).
http://www.clivar.org/organization/wgsip/spw/spw_main.php
- Kling, H., Fuchs, M., y Paulin, M. (2012). Runoff conditions in the upper Danube basin under an ensemble of climate change scenarios. *Journal of Hydrology*, 424–425, 264–277.
<https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2012.01.011>
- Kluft, L., Dacie, S., Buehler, S. A., Schmidt, H., y Stevens, B. (2019). Re-examining the first climate models: Climate sensitivity of a modern radiative–convective equilibrium model. *Journal of Climate*, 32(23),

- 8111–8125. <https://doi.org/10.1175/JCLI-D-18-0774.1>
- Lang, Y., Ye, A., Gong, W., Miao, C., Di, Z., Xu, J., Liu, Y., Luo, L., y Duan, Q. (2014). Evaluating Skill of Seasonal Precipitation and Temperature Predictions of NCEP CFSv2 Forecasts over 17 Hydroclimatic Regions in China. *Journal of Hydrometeorology*, 15(4), 1546–1559. <https://doi.org/10.1175/jhm-d-13-0208.1>
- Lazoglou, G., Anagnostopoulou, C., Skoulikaris, C., y Tolika, K. (2019). Bias Correction of Climate Model’s Precipitation Using the Copula Method and Its Application in River Basin Simulation. *Water*, 11(3), 600. <https://doi.org/10.3390/w11030600>
- Lenderink, G., Buishand, A., y van Deursen, W. (2007). Estimates of future discharges of the river Rhine using two scenario methodologies: direct versus delta approach. *Hydrology and Earth System Sciences*, 11(3), 1145–1159. <https://doi.org/10.5194/hess-11-1145-2007>
- Lewis, J. M. (2003). Ooishi’s Observation: Viewed in the Context of Jet Stream Discovery. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 84(3), 357–369. <https://doi.org/10.1175/BAMS-84-3-357>
- Li, D., Feng, J., Xu, Z., Yin, B., Shi, H., y Qi, J. (2019). Statistical Bias Correction for Simulated Wind Speeds Over CORDEX-East Asia. *Earth and Space Science*, 6(2), 200–211. <https://doi.org/10.1029/2018EA000493>
- Liu, H., Chen, J., Zhang, X.-C., Xu, C.-Y., y Hui, Y. (2020). A Markov Chain-Based Bias Correction Method for Simulating the Temporal Sequence of Daily Precipitation. *Atmosphere*, 11(1), 109. <https://doi.org/10.3390/atmos11010109>
- Lorenz, E. N. (1963). Deterministic Nonperiodic Flow. *Journal of The*, 20, 130–141.
- Lorenz, E. N. (1967). The Nature and Theory of the general circulation of the atmosphere. *World Meteorological Organization*.
- Luo, L., y Wood, E. F. (2006). Assessing the idealized predictability of precipitation and temperature in the NCEP Climate Forecast System. *Geophysical Research Letters*, 33(4). <https://doi.org/10.1029/2005GL025292>
- Macedo, L. R., Basso, J. L. M., y Yamasaki, Y. (2016). Evaluation of the

- WRF Weather Forecasts over the Southern Region of Brazil. *American Journal of Climate Change*, 05(01), 103–115. <https://doi.org/10.4236/ajcc.2016.51011>
- Maclachlan, C., Arribas, A., Peterson, K. A., Maidens, A., Fereday, D., Scaife, A. A., Gordon, M., Vellinga, M., Williams, A., Comer, R. E., Camp, J., Xavier, P., y Madec, G. (2015). Global Seasonal forecast system version 5 (GloSea5): A high-resolution seasonal forecast system. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 141(689), 1072–1084. <https://doi.org/10.1002/qj.2396>
- Madec, G. (2008). NEMO reference manual, ocean dynamics component: NEMO-OPA. In *Note du Pole de modelisation* (Issue 27). <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S027823911401074X>
- Mahmood, R., Jia, S., Tripathi, N. K., y Shrestha, S. (2018). Precipitation extended linear scaling method for correcting GCM precipitation and its evaluation and implication in the transboundary Jhelum River basin. *Atmosphere*, 9(5). <https://doi.org/10.3390/atmos9050160>
- Mann, M. E., y Kump, L. R. (2015). *Dire Predictions: Understanding Climate Change. The Visual Guide to the Findings of the IPCC* (Pearson (ed.); 2nd editio). <https://ncse.com/files/pub/evolution/excerpt--dire.pdf%0Ahttps://books.google.com/books?id=SlrgoAEACAAJ&pqis=1>
- Maraun, D. (2013). Bias correction, quantile mapping, and downscaling: Revisiting the inflation issue. *Journal of Climate*, 26(6), 2137–2143. <https://doi.org/10.1175/JCLI-D-12-00821.1>
- Marcos, R., Llasat, M. C., Quintana-Seguí, P., y Turco, M. (2017). Use of bias correction techniques to improve seasonal forecasts for reservoirs — A case-study in northwestern Mediterranean. *Science of the Total Environment*, 610–611, 64–74. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2017.08.010>
- Mason, I. (1982). A Model for Assessment of Weather Forecasts. *Australian Meteorological Magazine*, 30, 291–303.
- Mason, S. J. (2018). Guidance on Verification of Operational Seasonal Climate Forecasts. In *World Meteorological Organization* (Issue WMO-No. 1220). [http://www.seevccc.rs/SEECOF/SEECOF-10/SEECOF-LRF-TRAINING/November 13th 2013/CCI verification](http://www.seevccc.rs/SEECOF/SEECOF-10/SEECOF-LRF-TRAINING/November%2013th%202013/CCI%20verification)

recommendations.pdf

- McGuffie, K., y Henderson-Sellers, A. (2005). A Climate Modeling Primer. In L. John Wiley & Sons (Ed.), *Journal of Chemical Information and Modeling* (Third Edit, Vol. 53, Issue 9).
- Meng, L., Ford, T., y Guo, Y. (2017). Logistic regression analysis of drought persistence in East China. *International Journal of Climatology*, 37(3), 1444–1455. <https://doi.org/10.1002/joc.4789>
- Merryfield, W. J., Lee, W. S., Boer, G. J., Kharin, V. V., Scinocca, J. F., Flato, G. M., Ajayamohan, R. S., Fyfe, J. C., Tang, Y., y Polavarapu, S. (2013). The canadian seasonal to interannual prediction system. part I: Models and initialization. *Monthly Weather Review*, 141(8), 2910–2945. <https://doi.org/10.1175/MWR-D-12-00216.1>
- Mishra, A. K., y Singh, V. P. (2010). A review of drought concepts. *Journal of Hydrology*, 391(1–2), 202–216. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2010.07.012>
- Molteni, F., Stockdale, T., Balmaseda, M., Balsamo, G., Buizza, R., Ferranti, L., Magnusson, L., Mogensen, K., Palmer, T., y Vitart, F. (2011). The New ECMWF Seasonal Forecast System (System 4). In *ECMWF Tech. Memo.* (Vol. 656).
- Moriasi, D. N., Arnold, J. G., Van Liew, M. W., Bingner, R. L., Harmel, R. D., y Veith, T. L. (2007). Model Evaluation Guidelines for Systematic Quantification of Accuracy in Watershed Simulations. *Transactions of the ASABE*, 50(3), 885–900. <https://doi.org/10.13031/2013.23153>
- Nash, J. E., y Sutcliffe, I. V. (1970). River flow forecasting through conceptual models Part I - A discussion of principles. *Journal of Hydrology*, 10, 282–290. [https://doi.org/10.1016/0022-1694\(70\)90255-6](https://doi.org/10.1016/0022-1694(70)90255-6)
- National Center for Atmospheric Research Staff. (2017). *Common Spectral Model Grid Resolutions*. <https://climatedataguide.ucar.edu/climate-model-evaluation/common-spectral-model-grid-resolutions>
- Neelin, J. D. (2011). *Climate Change and Climate Modeling*. Cambridge University Press.
- North, G. R. (1981). Energy Balance Climate Models. *Reviews of Geophysics and Space Physics*, 19(1), 91–121.

- Nyadzi, E., Werners, E. S., Biesbroek, R., Long, P. H., Franssen, W., y Ludwig, F. (2019). Verification of Seasonal Climate Forecast toward Hydroclimatic Information Needs of Rice Farmers in Northern Ghana. *Weather, Climate, and Society*, 11(1), 127–142. <https://doi.org/10.1175/WCAS-D-17-0137.1>
- Ogotu, G. E. O., Franssen, W. H. P., Supit, I., Omondi, P., y Hutjes, R. W. A. (2017). Skill of ECMWF system-4 ensemble seasonal climate forecasts for East Africa. *International Journal of Climatology*, 37(5), 2734–2756. <https://doi.org/10.1002/joc.4876>
- Ouyang, F., Zhu, Y., Fu, G., Lü, H., Zhang, A., Yu, Z., y Chen, X. (2015). Impacts of climate change under CMIP5 RCP scenarios on streamflow in the Huangnizhuang catchment. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 29(7), 1781–1795. <https://doi.org/10.1007/s00477-014-1018-9>
- Paredes, F. J., y Guevara, E. (2013). A probabilistic model for the prediction of meteorological droughts in Venezuela. *Atmosfera*, 26(3), 311–323. [https://doi.org/10.1016/S0187-6236\(13\)71078-6](https://doi.org/10.1016/S0187-6236(13)71078-6)
- Paredes, J., Solera, A., Andreu, J., y Lerma, N. (2017). *Herramienta EvalHid para la evaluación de recursos hídricos. Manual Técnico v1.1*. Grupo de Ingeniería de Recursos Hídricos.
- Pattanaik, D., Mukhopadhyay, B., y Kumar, A. (2012). Monthly Forecast of Indian Southwest Monsoon Rainfall Based on NCEP's Coupled Forecast System. *Atmospheric and Climate Sciences*, 02(04), 479–491. <https://doi.org/10.4236/acs.2012.24042>
- Pedro-Monzonís, M., Ferrer, J., Solera, A., Estrela, T., y Paredes-Arquiola, J. (2014). Water accounts and water stress indexes in the European context of water planning: The Jucar River Basin. *Procedia Engineering*, 89, 1470–1477. <https://doi.org/10.1016/j.proeng.2014.11.431>
- Peel, M. C., Pegram, G. G. S., y McMahon, T. A. (2004). Global analysis of runs of annual precipitation and runoff equal to or below the median: run length. *International Journal of Climatology*, 24(7), 807–822. <https://doi.org/10.1002/joc.1041>
- Phillips, N. A. (1956). The general circulation of the atmosphere: A numerical experiment. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 82(352), 123–164. <https://doi.org/10.1002/qj.49708235202>

- Piani, C., Haerter, J. O., y Coppola, E. (2010a). Statistical bias correction for daily precipitation in regional climate models over Europe. *Theoretical and Applied Climatology*, 99(1–2), 187–192. <https://doi.org/10.1007/s00704-009-0134-9>
- Piani, C., Weedon, G. P., Best, M., Gomes, S. M., Viterbo, P., Hagemann, S., y Haerter, J. O. (2010). Statistical bias correction of global simulated daily precipitation and temperature for the application of hydrological models. *Journal of Hydrology*, 395(3–4), 199–215. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2010.10.024>
- R Core Team (2013). R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. URL <http://www.R-project.org/>
- Ramanathan, V., y Coakley, J. A. (1978). Climate Modeling Through Radiative-Convective Models. *Reviews of Geophysics and Space Physics*, 16(4), 465–489.
- Räty, O., Räisänen, J., y Ylhäisi, J. S. (2014). Evaluation of delta change and bias correction methods for future daily precipitation: intermodel cross-validation using ENSEMBLES simulations. *Climate Dynamics*, 42(9–10), 2287–2303. <https://doi.org/10.1007/s00382-014-2130-8>
- Roebber, P. J. (2009). Visualizing multiple measures of forecast quality. *Weather and Forecasting*, 24(2), 601–608. <https://doi.org/10.1175/2008WAF2222159.1>
- Rose, B. E. J., y Marshall, J. (2009). Ocean heat transport, sea ice, and multiple climate states: Insights from energy balance models. *Journal of the Atmospheric Sciences*, 66(9), 2828–2843. <https://doi.org/10.1175/2009JAS3039.1>
- Saha, S., Moorthi, S., Wu, X., Wang, J., Nadiga, S., Tripp, P., Behringer, D., Hou, Y. T., Chuang, H. Y., Iredell, M., Ek, M., Meng, J., Yang, R., Mendez, M. P., Van Den Dool, H., Zhang, Q., Wang, W., Chen, M., y Becker, E. (2014). The NCEP climate forecast system version 2. *Journal of Climate*, 27(6), 2185–2208. <https://doi.org/10.1175/JCLI-D-12-00823.1>
- Saltzman, B. (1978). A survey of statistical-dynamical models of the terrestrial climate. In *Advances in Geophysics* (Vol. 20). [https://doi.org/10.1016/S0065-2687\(08\)60324-6](https://doi.org/10.1016/S0065-2687(08)60324-6)

- Samani, Z. (2000). Estimating Solar Radiation and Evapotranspiration Using Minimum Climatological Data. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, 126(4), 265–267. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)0733-9437\(2000\)126:4\(265\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)0733-9437(2000)126:4(265))
- Sánchez-García, E., Voces-Aboy, J., Navascués, B., y Rodríguez-Camino, E. (2019). Regionally improved seasonal forecast of precipitation through Best estimation of winter NAO. *Advances in Science and Research*, 16, 165–174. <https://doi.org/10.5194/asr-16-165-2019>
- Sánchez, E., Aboy, J., y Rodríguez, E. (2014). *Calibración y combinación de predicciones estacionales en la Península Ibérica*.
- Sánchez Quispe, S. T., Andreu Álvarez, J., y Solera Solera, A. (2001). *Gestión de recursos hídricos con decisiones basadas en estimación del riesgo*. Universidad Politécnica de Valencia.
- Scaife, A. A., Arribas, A., Blockley, E., Brookshaw, A., Clark, R. T., Dunstone, N., Eade, R., Fereday, D., Folland, C. K., Gordon, M., Hermanson, L., Knight, J. R., Lea, D. J., MacLachlan, C., Maidens, A., Martin, M., Peterson, A. K., Smith, D., Vellinga, M., y Williams, A. (2014). Skillful long-range prediction of European and North American winters. *Geophysical Research Letters*, 41(7), 2514–2519. <https://doi.org/10.1002/2014GL059637>
- Seibert, M., Merz, B., y Apel, H. (2016). Seasonal forecasting of hydrological drought in the Limpopo basin: A comparison of statistical methods. *Hydrology and Earth System Sciences Discussions*. <https://doi.org/10.5194/hess-2016-4>
- Shahi, N. K., Rai, S., y Pandey, Dhruva Kumar, Mishra, N. (2015). Seasonal prediction skill of Indian summer monsoon rainfall in ECMWF system 4 model. *Climate Change*, 1(4), 469–475.
- Spalding-Fecher, R., Chapman, A., Yamba, F., Walimwipi, H., Kling, H., Tembo, B., Nyambe, I., y Cuamba, B. (2016). The vulnerability of hydropower production in the Zambezi River Basin to the impacts of climate change and irrigation development. *Mitigation and Adaptation Strategies for Global Change*, 21(5), 721–742. <https://doi.org/10.1007/s11027-014-9619-7>
- Sparks, N. J., Hardwick, S. R., Schmid, M., y Toumi, R. (2018). IMAGE: a multivariate multi-site stochastic weather generator for European weather and climate. *Stochastic Environmental Research and Risk*

- Assessment*, 32(3), 771–784. <https://doi.org/10.1007/s00477-017-1433-9>
- Steinschneider, S., y Brown, C. (2013). A semiparametric multivariate, multisite weather generator with low-frequency variability for use in climate risk assessments. *Water Resources Research*, 49(11), 7205–7220. <https://doi.org/10.1002/wrcr.20528>
- Stockdale, T. N., Anderson, D. L. T., Alves, J. O. S., y Balmaseda, M. A. (1998). Global seasonal rainfall forecasts using a coupled ocean-atmosphere model. *Nature*, 392, 370–373. <https://doi.org/10.1038/32861>
- Suárez-Almiñana, S., Pedro-Monzonís, M., Paredes-Arquiola, J., Andreu, J., y Solera, A. (2017). Linking Pan-European data to the local scale for decision making for global change and water scarcity within water resources planning and management. *Science of the Total Environment*, 603–604, 126–139. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2017.05.259>
- Supit, I., van Diepen, C. A., De Wit, A. J. W., Wolf, J., Kabat, P., Baruth, B., y Ludwig, F. (2012). Assessing climate change effects on European crop yields using the Crop Growth Monitoring System and a weather generator. *Agricultural and Forest Meteorology*, 164, 96–111. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2012.05.005>
- Sutanto, S. J., Wetterhall, F., y Van Lanen, H. A. J. (2020). Hydrological drought forecasts outperform meteorological drought forecasts. *Environmental Research Letters*, *In press*. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/ab8b13>
- Takaya, Y., Hirahara, S., Yasuda, T., Matsueda, S., Toyoda, T., Fujii, Y., Sugimoto, H., Matsukawa, C., Ishikawa, I., Mori, H., Nagasawa, R., Kubo, Y., Adachi, N., Yamanaka, G., Kuragano, T., Shimpo, A., Maeda, S., y Ose, T. (2018). Japan Meteorological Agency/Meteorological Research Institute-Coupled Prediction System version 2 (JMA/MRI-CPS2): atmosphere–land–ocean–sea ice coupled prediction system for operational seasonal forecasting. *Climate Dynamics*, 50(3–4), 751–765. <https://doi.org/10.1007/s00382-017-3638-5>
- te Linde, A. H., Aerts, J. C. J. H., Bakker, A. M. R., y Kwadijk, J. C. J. (2010). Simulating low-probability peak discharges for the Rhine basin using resampled climate modeling data. *Water Resources*

-
- Research*, 46(3), 1–19. <https://doi.org/10.1029/2009WR007707>
- Terink, W., Hurkmans, R. T. W. L., Torfs, P. J. J. F., y Uijlenhoet, R. (2009). Bias correction of temperature and precipitation data for regional climate model application to the Rhine basin. *Hydrology and Earth System Sciences Discussions*, 6(4), 5377–5413. <https://doi.org/10.5194/hessd-6-5377-2009>
- Teutschbein, C., y Seibert, J. (2010). Regional Climate Models for Hydrological Impact Studies at the Catchment Scale: A Review of Recent Modeling Strategies. *Geography Compass*, 4(7), 834–860. <https://doi.org/10.1111/j.1749-8198.2010.00357.x>
- Teutschbein, C., y Seibert, J. (2012). Bias correction of regional climate model simulations for hydrological climate-change impact studies: Review and evaluation of different methods. *Journal of Hydrology*, 456–457, 12–29. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2012.05.052>
- Trambauer, P., Werner, M., Winsemius, H. C., Maskey, S., Dutra, E., y Uhlenbrook, S. (2015). Hydrological drought forecasting and skill assessment for the Limpopo River basin, southern Africa. *Hydrology and Earth System Sciences*, 19(4), 1695–1711. <https://doi.org/10.5194/hess-19-1695-2015>
- Turco, M., Ceglar, A., Prodhomme, C., Soret, A., Toreti, A., y Doblas-Reyes Francisco, J. (2017). Summer drought predictability over Europe: empirical versus dynamical forecasts. *Environmental Research Letters*, 12. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/aa7859>
- Valipour, M. (2015). Long-term runoff study using SARIMA and ARIMA models in the United States. *Meteorological Applications*, 22(3), 592–598. <https://doi.org/10.1002/met.1491>
- Voces Aboy, J., Sánchez García, E., Navascués Fernández-Victorio, B., Franco Manzano, F., y Rodríguez Camino, E. (2016). *Sistema estadístico de predicción estacional para la gestión de los embalses en España*, Nota técnica no. 21 AEMET. <http://hdl.handle.net/20.500.11765/4431>
- Wagner, J. (1989). Medium- and Long-Range Forecasting. *Weather and Forecasting*, 4, 413–426.
- Wang, W., Ertsen, M. W., Svoboda, M. D., y Hafeez, M. (2016). Propagation of Drought: From Meteorological Drought to Agricultural

- and Hydrological Drought. *Advances in Meteorology*, 2016(4), 1–5.
<https://doi.org/10.1155/2016/6547209>
- Washington, W. M. y Parkinson, C. L. (2005). *An Introduction to Three-Dimensional Climate Modeling* (U. S. Books (ed.); 2nd edition).
- Watanabe, S., Kanae, S., Seto, S., Yeh, P. J. F., Hirabayashi, Y., y Oki, T. (2012). Intercomparison of bias-correction methods for monthly temperature and precipitation simulated by multiple climate models. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 117(D23).
<https://doi.org/10.1029/2012JD018192>
- Weigel, A. P., Liniger, M. A., y Appenzeller, C. (2009). Seasonal ensemble forecasts: Are recalibrated single models better than multimodels? *Monthly Weather Review*, 137(4), 1460–1479.
<https://doi.org/10.1175/2008MWR2773.1>
- Wilhite, D A. (2000). Drought as a Natural Hazard: Concepts and Definitions. In D. Wilhite (Ed.), *Drought: A Global Assessment* (Vol. 1, pp. 3–18).
- Wilhite, Donald A, y Glantz, M. H. (1985). Understanding: the Drought Phenomenon: The Role of Definitions. *Water International*, 10(3), 111–120.
<http://www.tandfonline.com/action/journalInformation?journalCode=rwin20>
- Wilks, D. S. (2006). Statistical methods in the atmospheric sciences. In *Academic Press* (Second edi).
- Yevjevich, V. (1987). Stochastic models in hydrology. *Stochastic Hydrology and Hydraulics*, 1(1), 17–36.
<https://doi.org/10.1007/BF01543907>
- Zhang, T., Li, J., Hu, R., Wang, Y., y Feng, P. (2017). Drought class transition analysis through different models: a case study in North China. *Water Supply*, 17(1), 138–150.
<https://doi.org/10.2166/ws.2016.123>

A N E X O S

ANEXO A

Tratamiento de datos

A.1. Datos del modelo climático System4

En la presente investigación se trabajó con cuatro variables pronosticadas con el modelo climático acoplado Océano-Atmósfera System4: precipitación, temperatura media, temperatura mínima y temperatura máxima. Los pronósticos están organizados en dos archivos NetCDF, uno para la precipitación y el segundo archivo para las tres temperaturas. En la Tabla A1 se muestran las características de las variables.

Tabla A1. Variables de los pronósticos del modelo System4.

Variable	Nombre corto	Unidades
Precipitación total	tp	m
Temperatura media	t2m	°K
Temperatura mínima	mn2t24	°K
Temperatura máxima	mx2t24	°K

Las temperaturas son los valores en las últimas 24 horas a dos metros de la superficie. Los nombres cortos son los empleados en los archivos NetCDF, los cuales están constituidos por cuatro dimensiones: longitud, latitud, miembros del ensamble y tiempo.

- *Longitud y latitud.* Para cubrir España, el mallado horizontal del modelo se divide en 22 celdas de longitud y 15 de latitud. En la Figura A1 se muestra el mallado, donde los puntos corresponden al centro de cada celda y las coordenadas matriciales indican el número de celda en longitud y latitud. La longitud aumenta hacia la derecha (Este), mientras que la latitud aumenta hacia abajo (Sur).

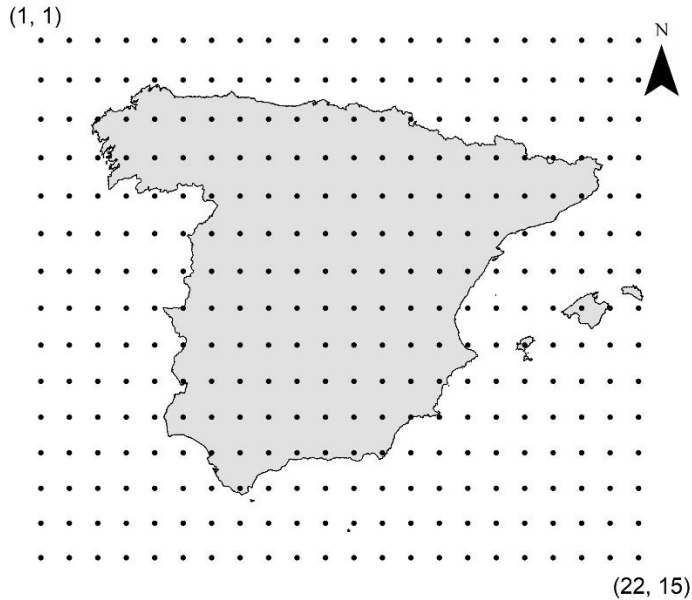


Figura A1. Malla del modelo System4 para España. Las coordenadas corresponden al número de dato en longitud y latitud.

- *Miembros del ensamble.* Son las series de pronósticos que conforman el ensamble y van de 1 a 15.
- *Tiempo.* La dimensión del tiempo consta de 215 pasos que corresponden a cada uno de los días del periodo pronosticado (7 meses).

La dimensión de tiempo se presenta como el número de horas transcurridas a partir de un origen, que en el caso de estos archivos son las 00:00:00 horas del día 01/01/1900. En los archivos NetCDF el origen es arbitrario y al momento de crearlo se puede seleccionar el que se considere adecuado. Por tanto, si extraemos los datos correspondientes a la dimensión tiempo de los pronósticos iniciados el día 01/01/1981, tendremos que los primeros tres valores son 710064, 710088 y 710112. Si dividimos estos valores entre 24 para convertirlos en días transcurridos desde el origen, se obtienen 29586, 29587 y 29588 días. Al convertirlos en formato de fecha, los tres valores corresponden a los días 02/01/1981, 03/01/1981 y 04/01/1981.

Con base en lo descrito anteriormente, cada serie de pronósticos (7 meses) tiene un total de 1,064,250 datos por archivo. Los pronósticos del modelo System4 tienen como periodo de retroanálisis 35 años, de enero de 1981 a diciembre de 2015, con inicializaciones cada mes. Esto genera un total 420 archivos para precipitación y 420 para las temperaturas.

Existen herramientas que permiten la extracción de datos de archivos NetCDF, como Python, MATLAB o R. En esta investigación se desarrollo un código en R para extraer la información necesaria de los archivos del modelo System4, tomando como apoyo el paquete “ncdf4”, del cual se emplean los comandos “nc_open” para abrir el archivo y “ncvar_get” para extraer los datos. A continuación se muestra el código base desarrollado.

1. Instalar y cargar librería

```
install.packages("ncdf4")
```

```
library("ncdf4")
```

2. Seleccionar directorio de origen

```
setwd("ruta de origen")
```

3. Abrir el archivo

```
archivo <- nc_open("tp_19810101ESP.grb.nc")
```

```
## Como ejemplo se trabajó con los pronóstios de precipitación iniciados  
en enero de 1981
```

4. Obtener los pronósticos de la variable deseada

```
datos <- t(ncvar_get(archivo, "tp", start = c(10, 15, 1, 1), count = c(1, 1, 15,  
215))) * 1000
```

```
## En el caso de la precipitación, los datos se multiplican por 1,000 para
```

```
    convertir los valores de metros a milímetros
## Cuando se extrae información de temperatura, no se realiza la
    multiplicación mencionada y por el contrario, se debe restar 273.15 a
    los datos para convertir los valores a °C
## La función t transpone los valores de los pronósticos
## Los argumentos de la función ncvar_get son (archivo NetCDF abierto,
    variable a extraer, valores iniciales de las 4 dimensiones del archivo,
    valores finales de las 4 dimensiones del archivo)
## La variable a extraer se debe cambiar:
    ### Precipitación-> "tp"
    ### Temperatura media-> "t2m"
    ### Temperatura mínima-> "mn2t24"
    ### Temperatura máxima-> "mx2t24"
## En el argumento start se indica, como ejemplo, que se extraerá
    información del punto correspondiente a la longitud 10 y latitud 15,
    desde el primer miembro del ensamble y desde el primer paso de tiempo
## En el argumento count se indica cuantos valores tomaremos a partir de
    lo indicado en el argumento start. En este ejemplo se indica que solo
    será un punto en longitud y latitud, los 15 miembros del ensamble y los
    215 pasos de tiempo.

# 5. Extraer las fechas
tiempo <- ncvar_get(archivo, "time") / 24
## Se extrae la variable "tiempo" y se divide entre 24 para convertirla a
    número de días

fechas <- as.Date(tiempo, origin = "1900-01-01")
## Se convierte a formato de fechas

# 6. Se concatenan las fechas y los datos y se indican los nombres de las
    columnas
```

```
pron <- cbind.data.frame(fechas, datos)
colnames(pron) <- c("Día", paste("M", 1:15, sep = ""))
```

7. Se guardan los datos

```
setwd("ruta de destino")
```

```
write.csv(pron, "nombre.csv", row.names = F)
```

Se indica el nombre que tendrá el documento .csv y se omiten los nombres de cada fila

A.2. Datos del modelo Spain02.v4

El modelo Spain02.v4 almacena sus datos, al igual que el modelo System4, en archivos de formato NetCDF. En este caso, los archivos contienen tres dimensiones: longitud, latitud y tiempo.

El mallado en la versión de 0.11° está compuesto por 89 celdas de longitud y 85 de latitud. La dimensión de tiempo tiene 14,610 valores correspondientes al número de días transcurridos desde el origen, que en el caso de los archivos de spain02.v4 es 01/01/1950.

Las variables obtenidas de este modelo se muestran en la siguiente tabla.

Tabla A2. Variables del modelo Spain02.v4.

Variable	Nombre corto	Unidades
Precipitación	pr	$\text{Kg} \cdot \text{m}^{-2}$
Temperatura media	tas	°C
Temperatura mínima	tasmin	°C
Temperatura máxima	tasmax	°C

Las cuatro variables están almacenadas en archivos separados.

En la Figura A2 se muestra el mallado del modelo Spain02.v4 para la resolución de 0.11°. Las coordenadas matriciales para la longitud

aumentan hacia la derecha (Este), mientras que las correspondientes a la latitud aumenta hacia arriba (Norte).

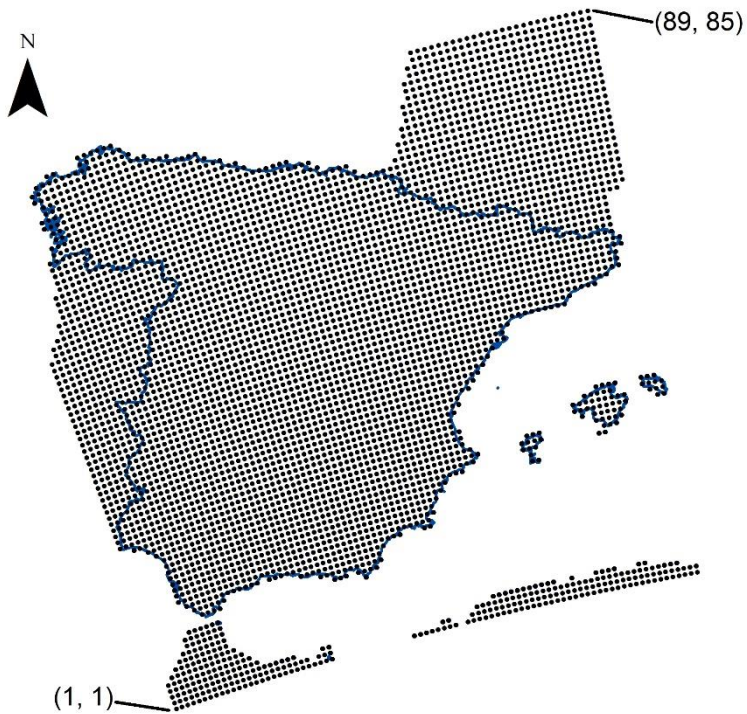


Figura A2. Malla del modelo Spain02.v4 para la resolución de 0.11°. Las coordenadas corresponden al número de dato en longitud y latitud.

El código base desarrollado en R para la extracción de los datos del modelo Spain02.v4, necesarios para la realización de esta tesis, se muestra a continuación.

1. Instalar y cargar librería

```
install.packages("ncdf4")
```

```
library("ncdf4")
```

2. Seleccionar directorio de origen

```
setwd("ruta de origen")
```

3. Abrir el archivo

```
archivo <- nc_open("Spain011_aa_3d_pr.nc")
```

```
## Como ejemplo se trabajó con los pronóstios de precipitación
```

4. Obtener los pronósticos de la variable deseada

```
datos <- ncvvar_get(archivo, "pr", start = c(10, 20, 1), count = c(1, 1, 14610))
```

```
## Los argumentos de la función ncvvar_get son (archivo NetCDF abierto,  
variable a extraer, valores iniciales de las 3 dimensiones del archivo,  
valores finales de las 3 dimensiones del archivo)
```

```
## La variable a extraer se debe cambiar:
```

```
### Precipitación-> "pr"
```

```
### Temperatura media-> "tas"
```

```
### Temperatura mínima-> "tasmin"
```

```
### Temperatura máxima-> "tasmax"
```

```
## En el argumento start se indica, como ejemplo, que se extraerá  
información del punto correspondiente a la longitud 10 y latitud 20,  
y desde el primer paso de tiempo
```

```
## En el argumento count se indica cuantos valores tomaremos a partir de  
lo indicado en el argumento start. En este ejemplo se indica que solo  
será un punto en longitud y latitud y los 14,610 pasos de tiempo.
```

5. Extraer las fechas

```
tiempo <- ncvvar_get(archivo, "time")
```

```
## Se extrae la variable "tiempo"
```

```
fechas <- as.Date(tiempo, origin = "1950-01-01")
```

```
## Se convierte a formato de fechas
```

```
# 6. Se concatenan las fechas y los datos y se indican los nombres de las  
columnas
```

```
pron <- cbind.data.frame(fechas, datos)
```

```
colnames(pron) <- c("Día", "Precipitación (mm)")
```

```
## El nombre de la segunda columna se cambia en función de la variable  
que se esté extrayendo
```

```
# 7. Se guardan los datos
```

```
setwd("ruta de destino")
```

```
write.csv(pron, "nombre.csv", row.names = F)
```

```
## Se indica el nombre que tendrá el documento .csv y se omiten los  
nombres de cada fila
```

ANEXO B

Corrección del sesgo de pronósticos climáticos estacionales

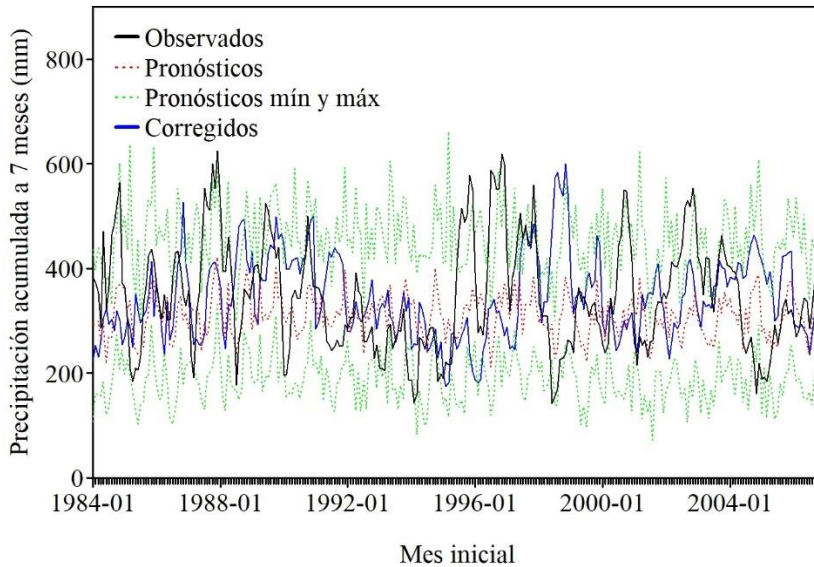


Figura B1. Corrección del sesgo con el método LS con un periodo de control de 3 años. Subcuenca Contreras.

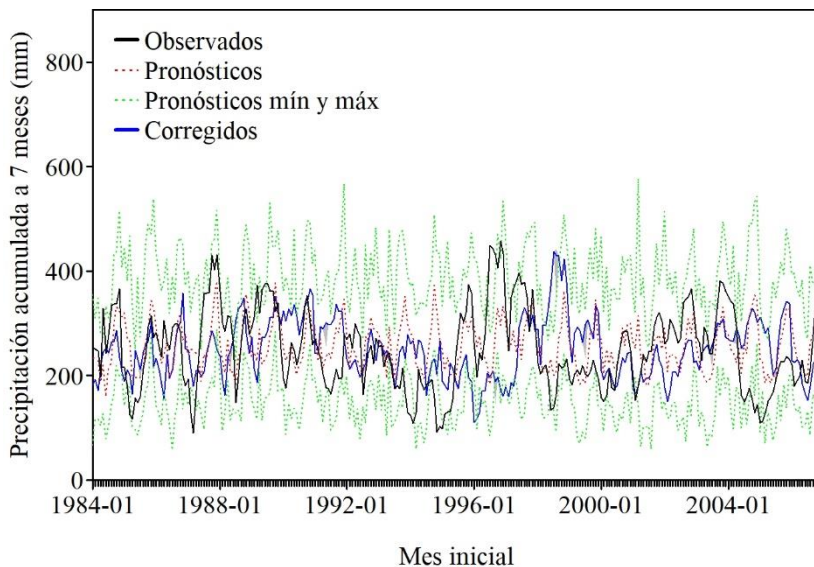


Figura B2. Corrección del sesgo con el método LS con un periodo de control de 3 años. Subcuenca Molinar.

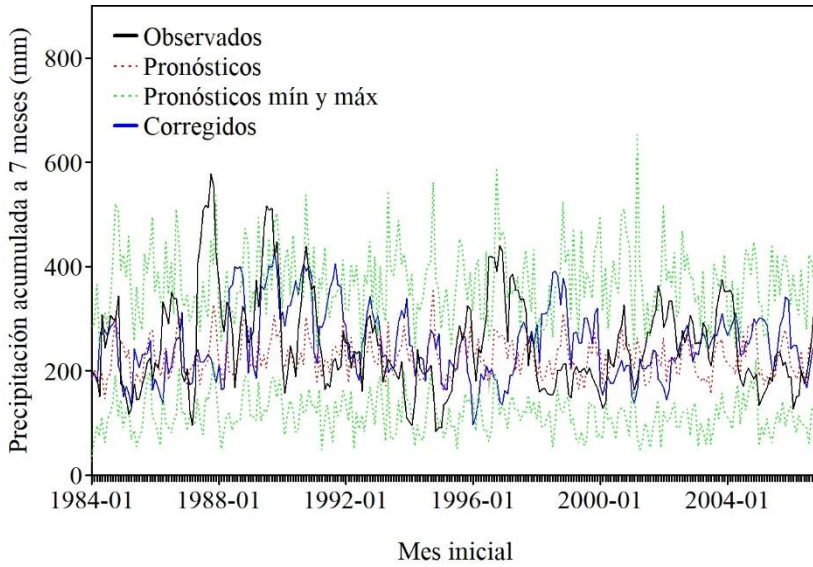


Figura B3. Corrección del sesgo con el método LS con un periodo de control de 3 años. Subcuenca Tous.

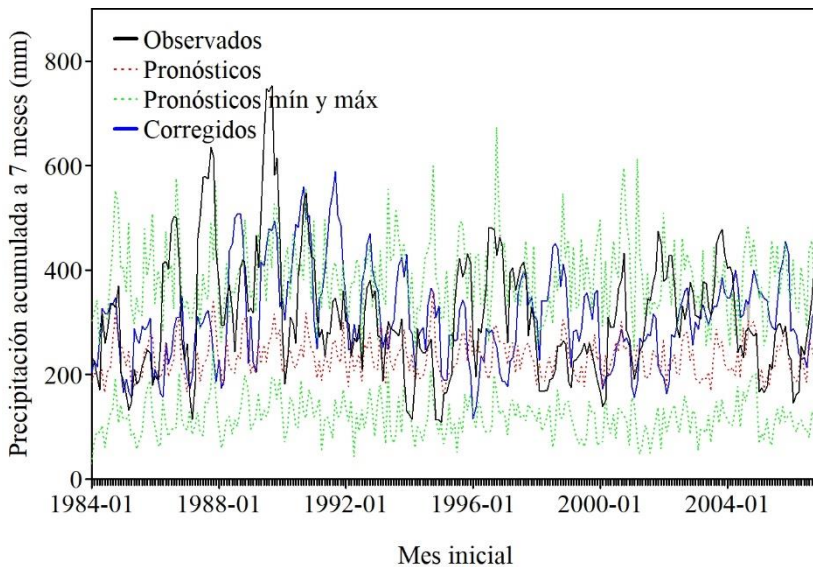


Figura B4. Corrección del sesgo con el método LS con un periodo de control de 3 años. Subcuenca Mulet.

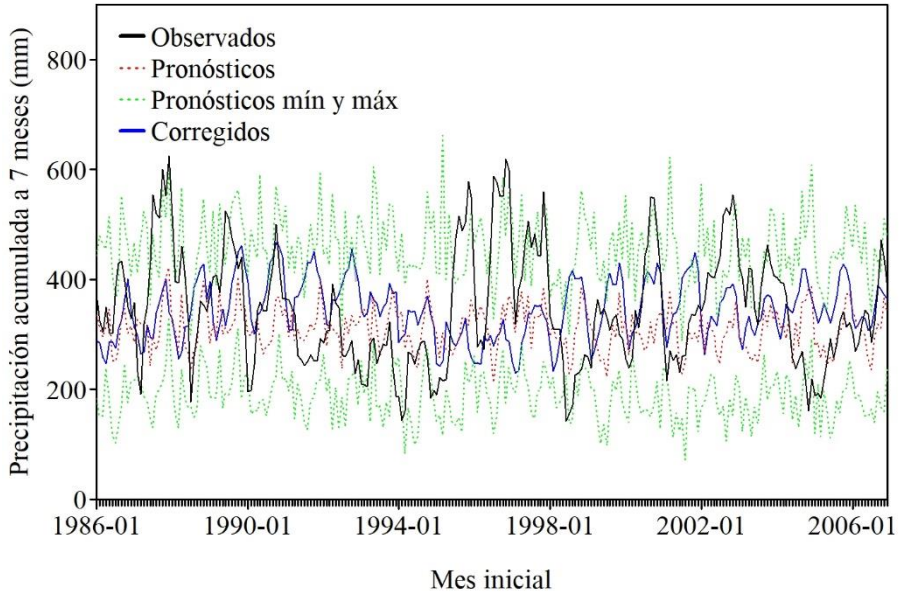


Figura B5. Corrección del sesgo con el método LS con un periodo de control de 5 años. Subcuenca Contreras.

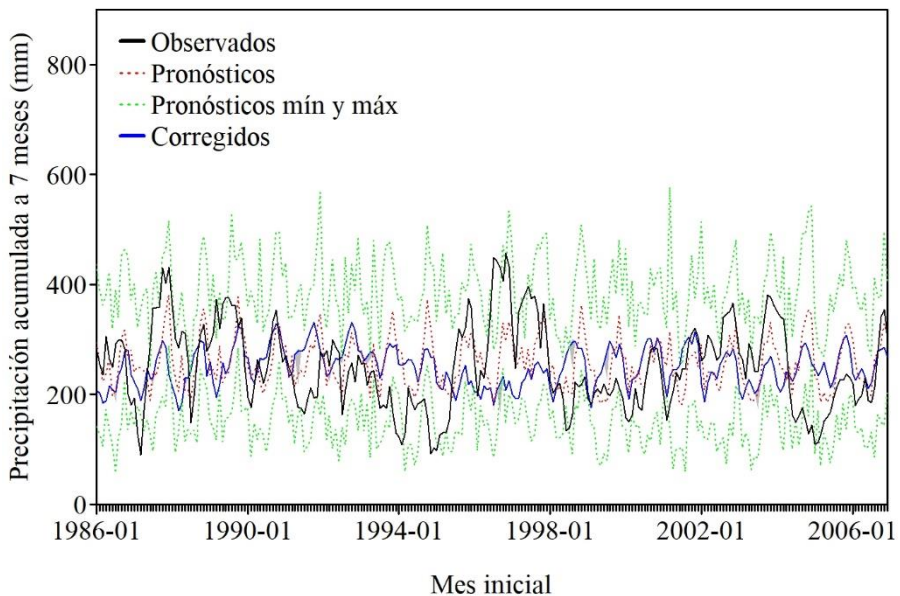


Figura B6. Corrección del sesgo con el método LS con un periodo de control de 5 años. Subcuenca Molinar.

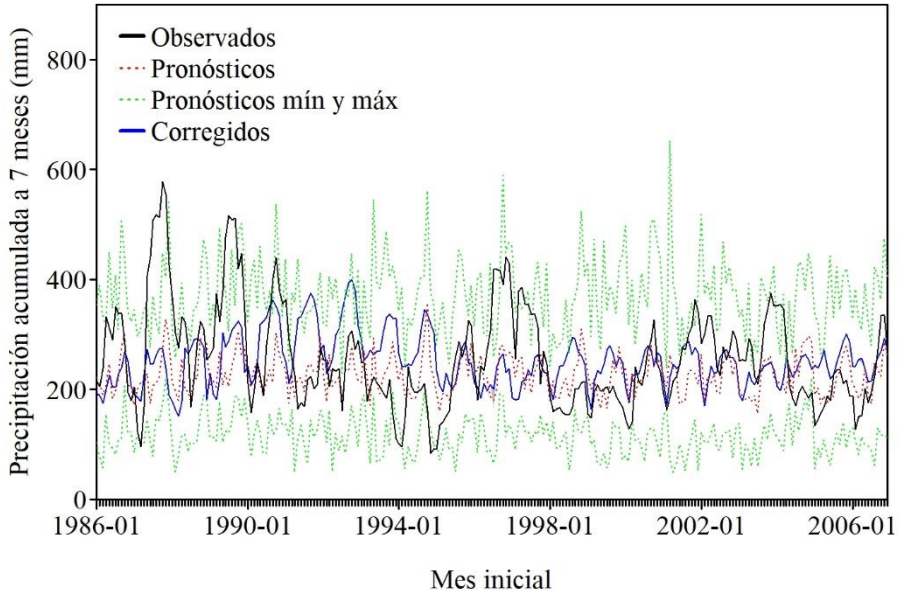


Figura B7. Corrección del sesgo con el método LS con un periodo de control de 5 años. Subcuenca Tous.

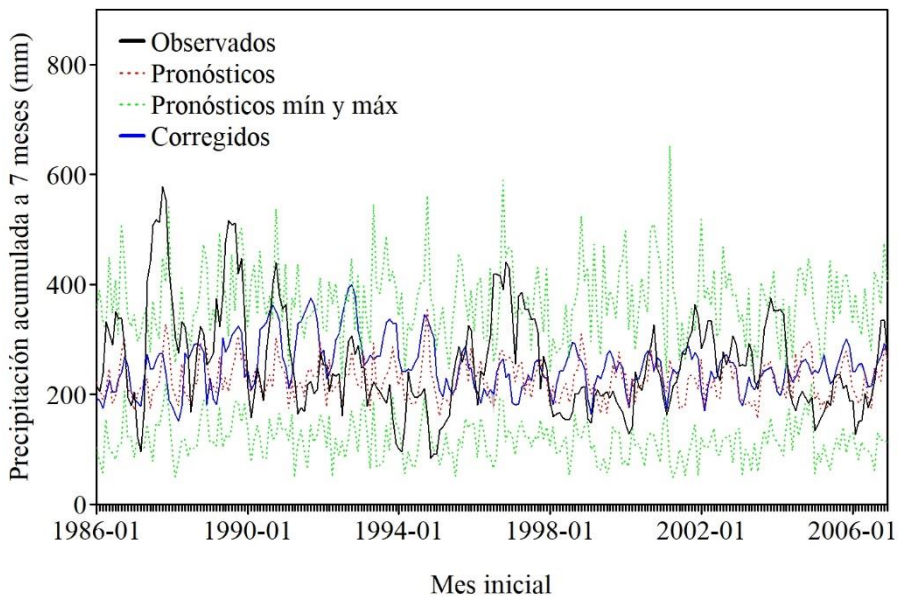


Figura B8. Corrección del sesgo con el método LS con un periodo de control de 5 años. Subcuenca Mulet.

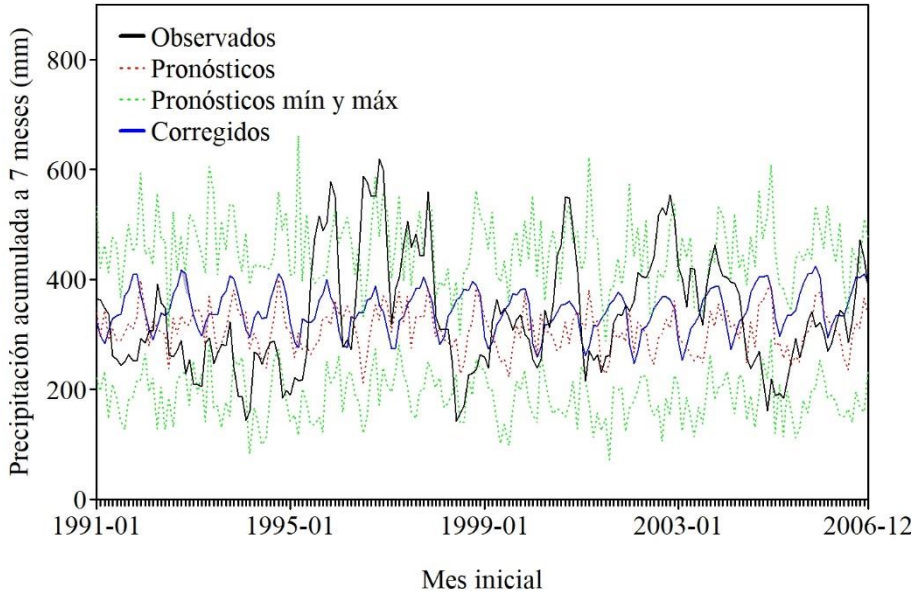


Figura B9. Corrección del sesgo con el método LS con un periodo de control de 10 años. Subcuenca Contreras.

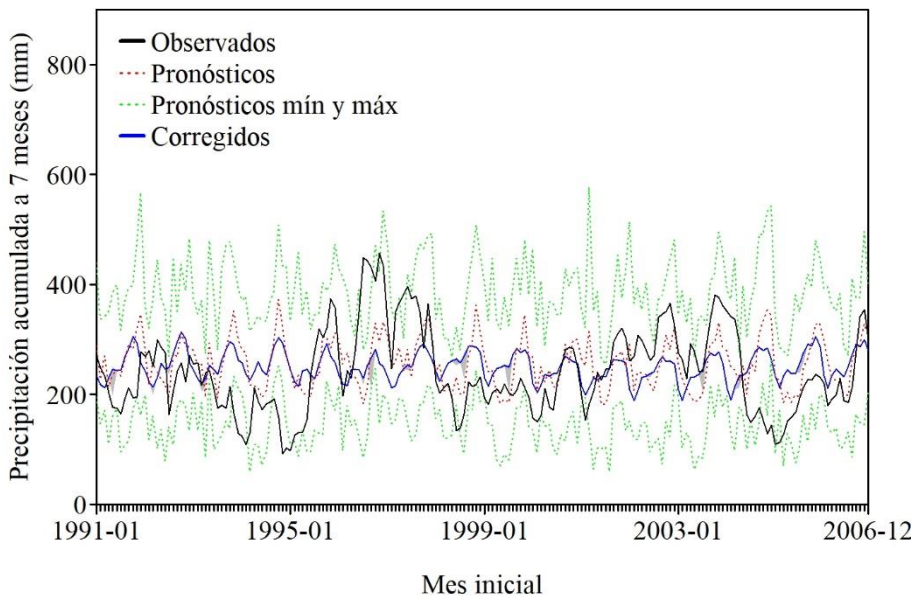


Figura B10. Corrección del sesgo con el método LS con un periodo de control de 10 años. Subcuenca Molinar.

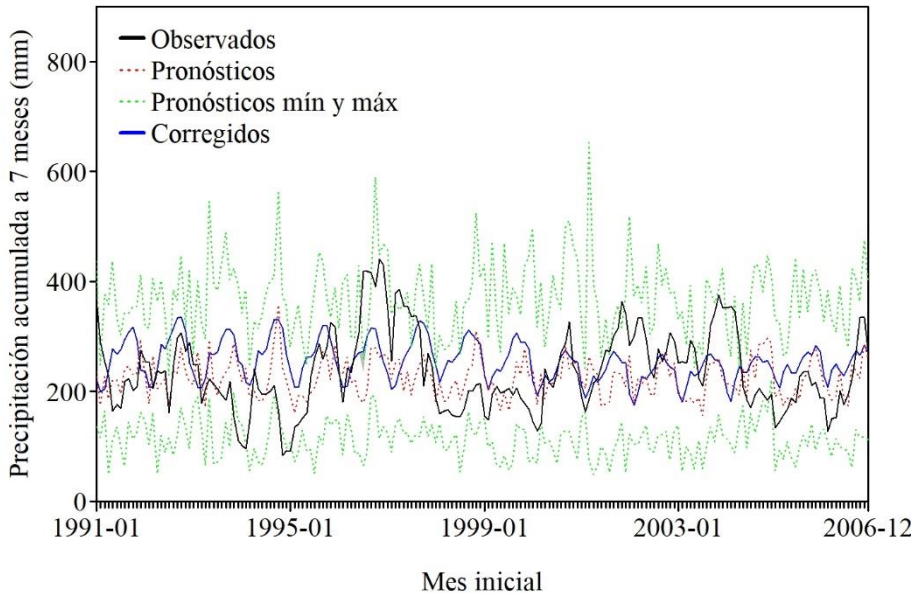


Figura B11. Corrección del sesgo con el método LS con un periodo de control de 10 años. Subcuenca Tous.

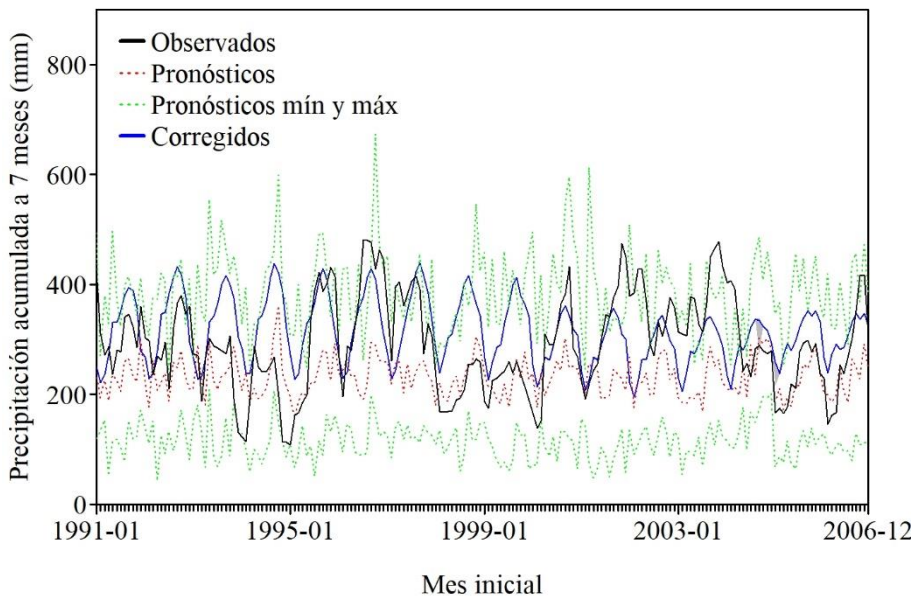


Figura B12. Corrección del sesgo con el método LS con un periodo de control de 10 años. Subcuenca Mulet.

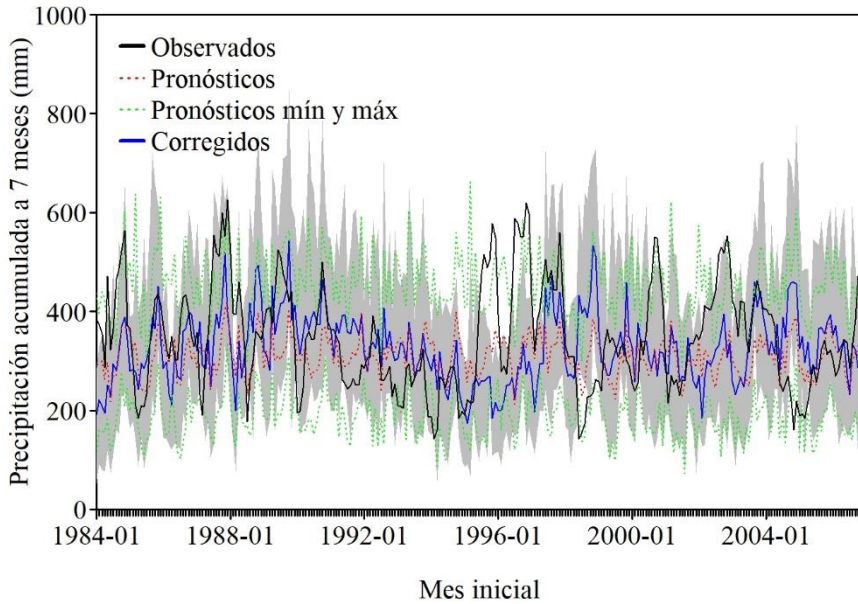


Figura B13. Corrección del sesgo con el método QM con un periodo de control de 3 años. Subcuenca Contreras.

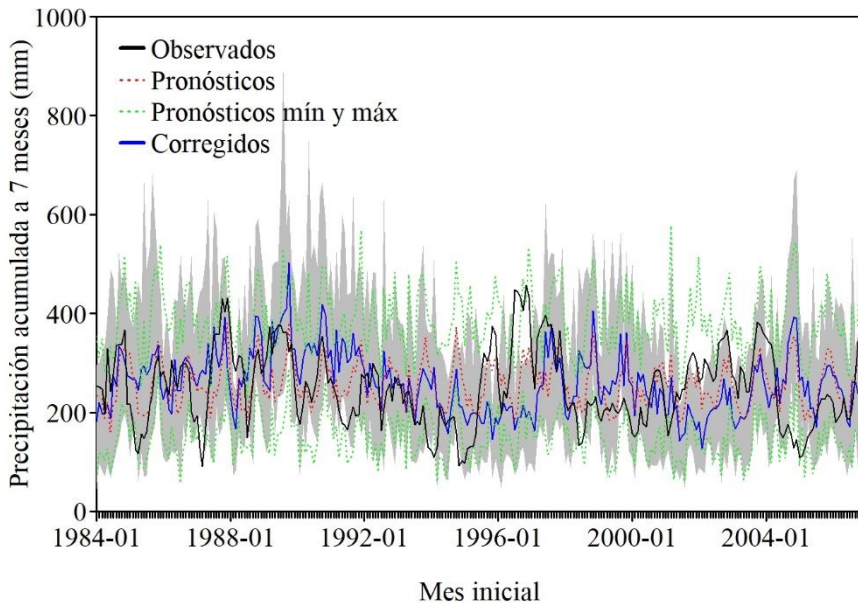


Figura B14. Corrección del sesgo con el método QM con un periodo de control de 3 años. Subcuenca Molinar.

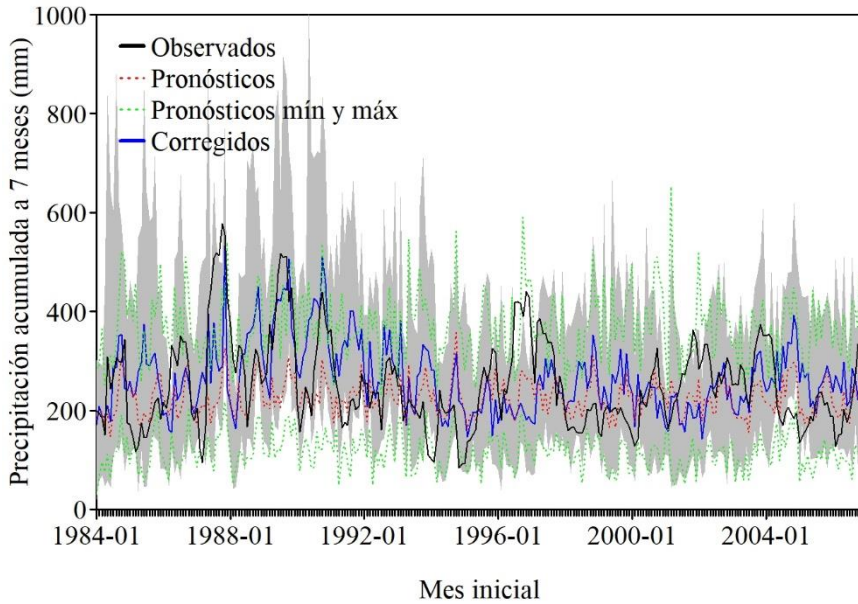


Figura B15. Corrección del sesgo con el método QM con un periodo de control de 3 años. Subcuenca Touse.

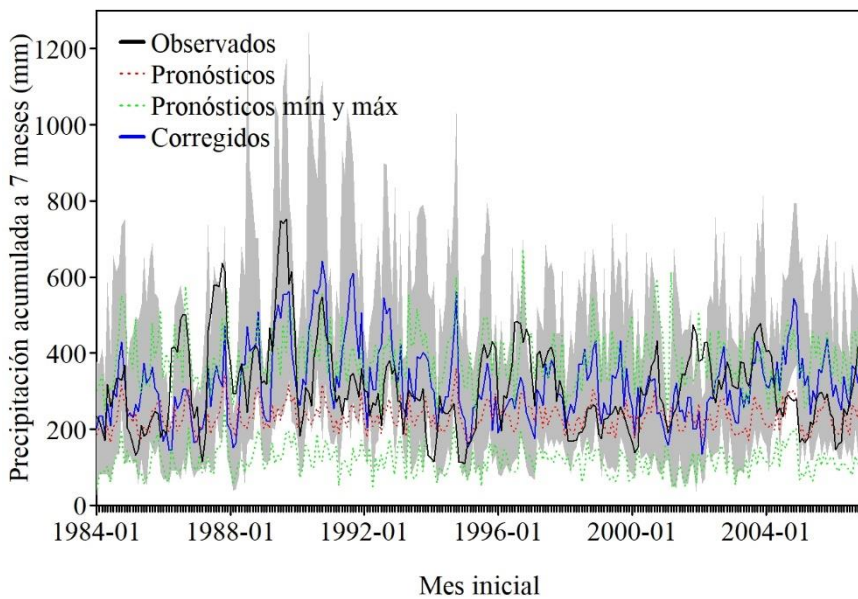


Figura B16. Corrección del sesgo con el método QM con un periodo de control de 3 años. Subcuenca Mulet.

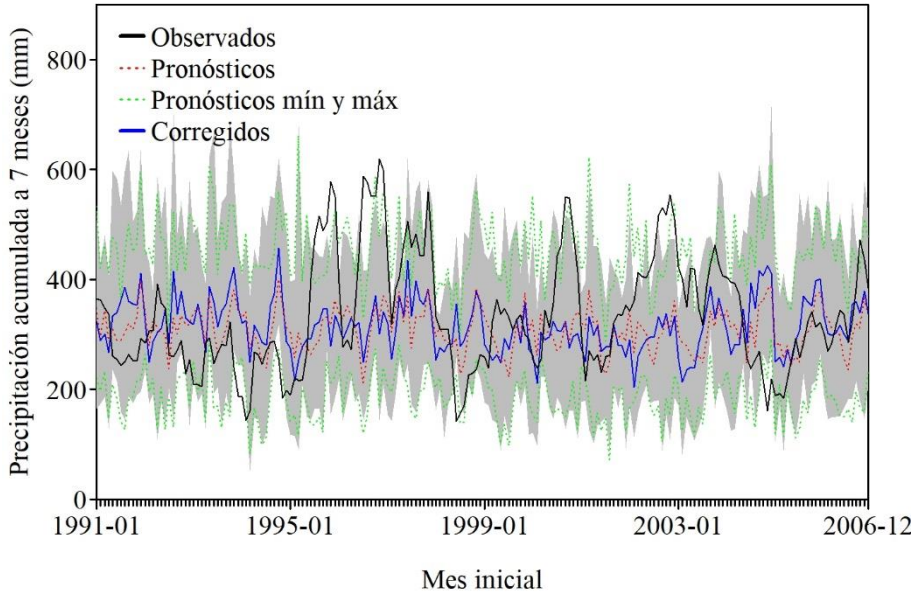


Figura B17. Corrección del sesgo con el método QM con un periodo de control de 10 años. Subcuenca Contreras.

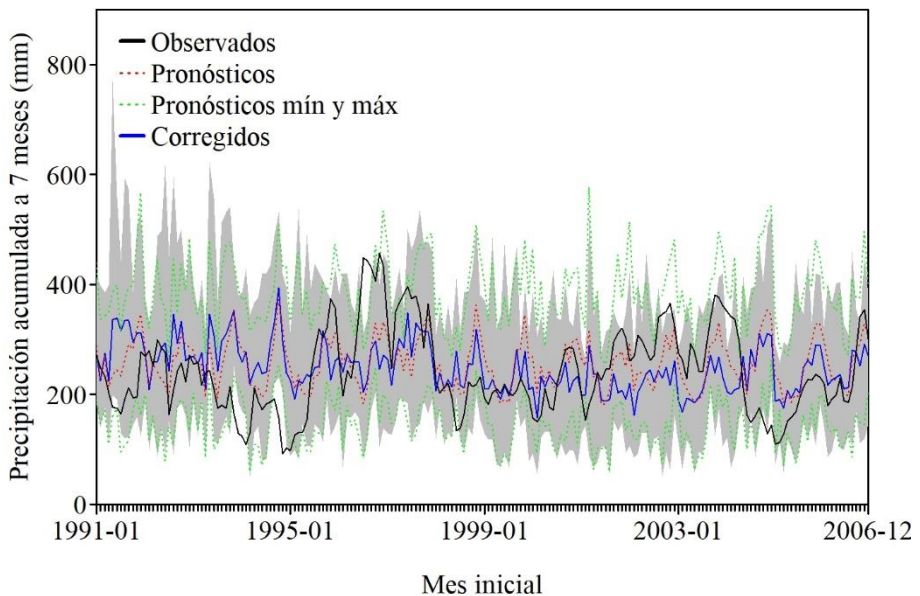


Figura B18. Corrección del sesgo con el método QM con un periodo de control de 10 años. Subcuenca Molinar.

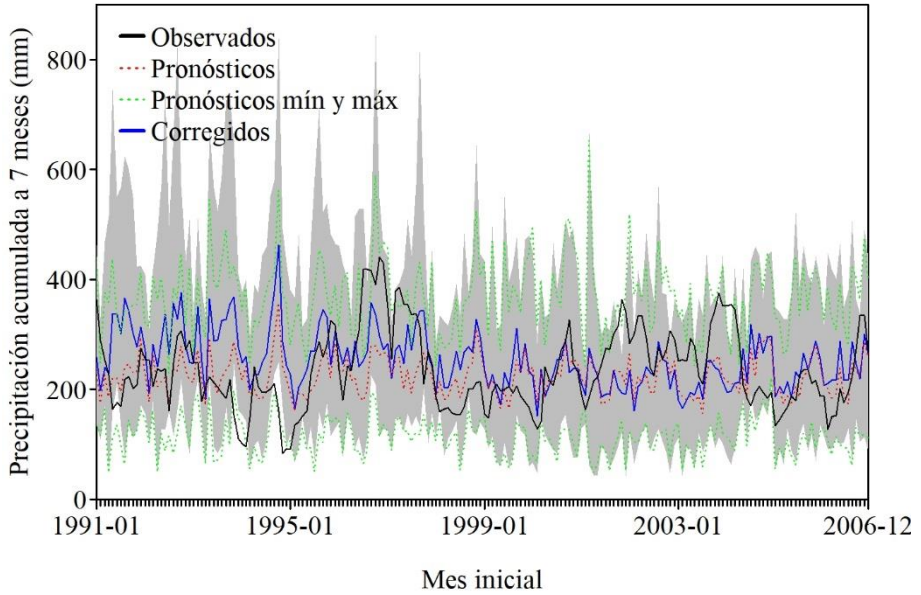


Figura B19. Corrección del sesgo con el método QM con un periodo de control de 10 años. Subcuenca Tous.

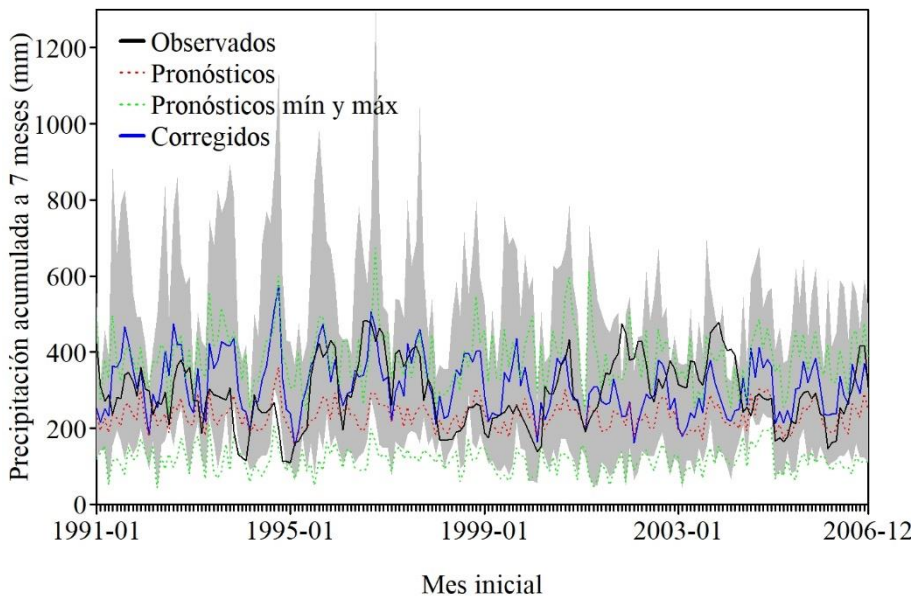


Figura B20. Corrección del sesgo con el método QM con un periodo de control de 10 años. Subcuenca Mulet.

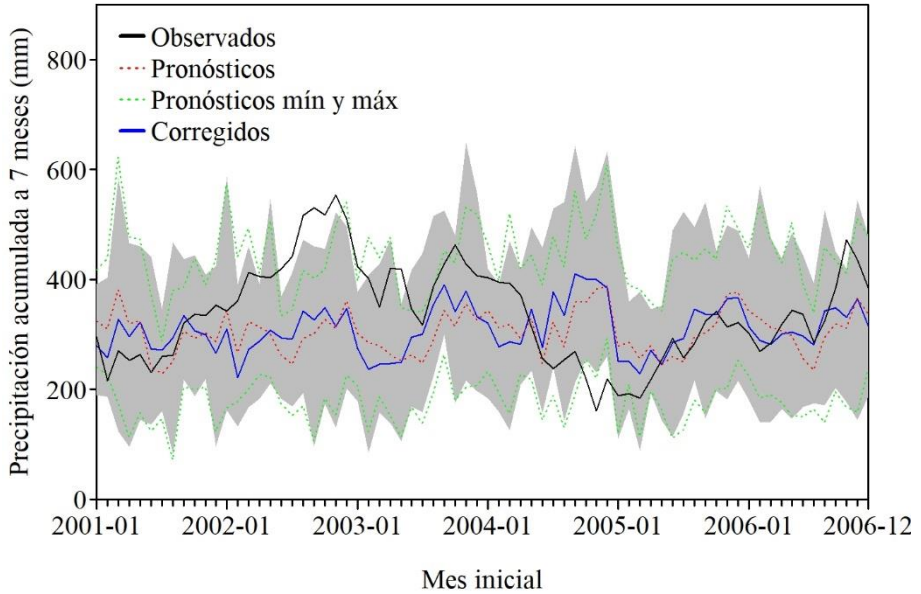


Figura B21. Corrección del sesgo con el método QM con un periodo de control de 20 años. Subcuenca Contreras.

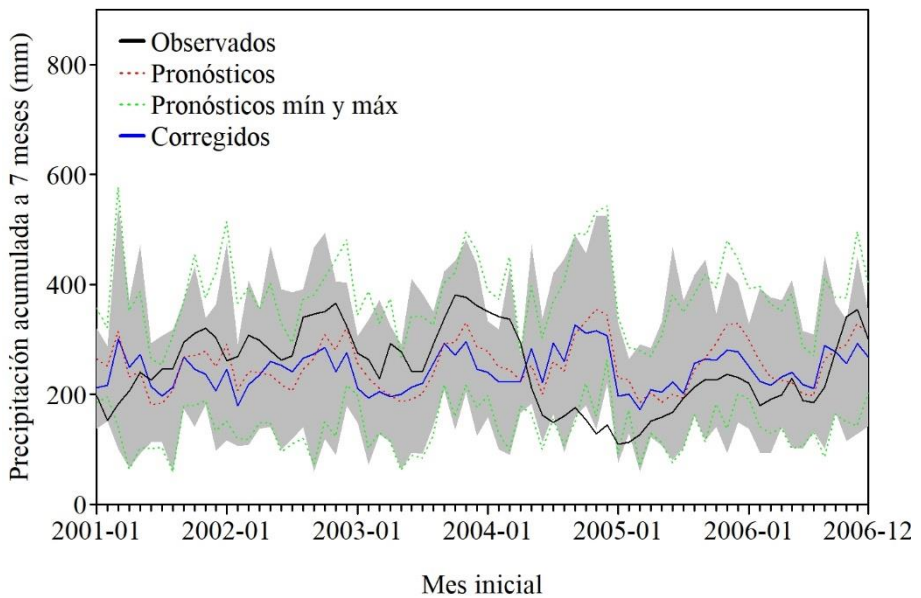


Figura B22. Corrección del sesgo con el método QM con un periodo de control de 20 años. Subcuenca Molinar.

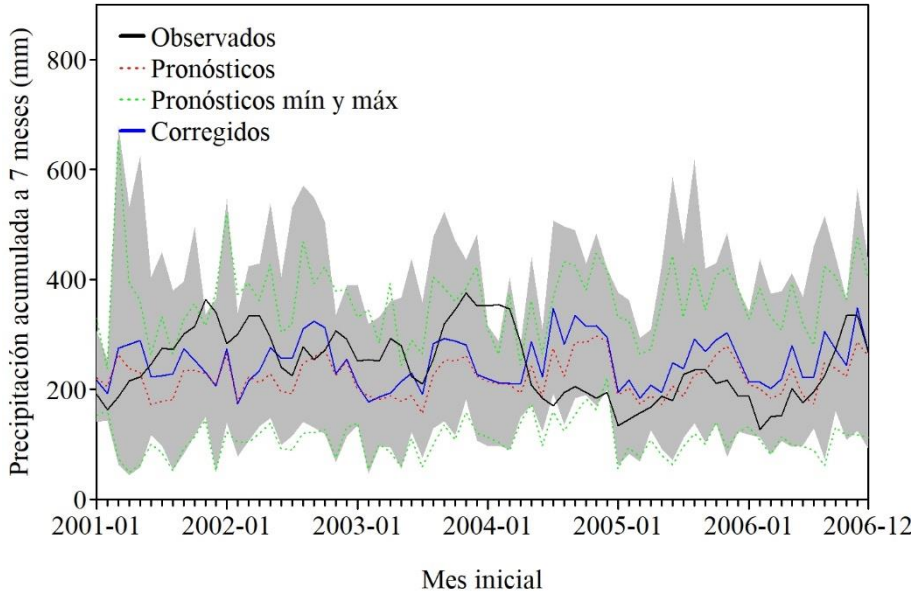


Figura B23. Corrección del sesgo con el método QM con un periodo de control de 20 años. Subcuenca Tous.

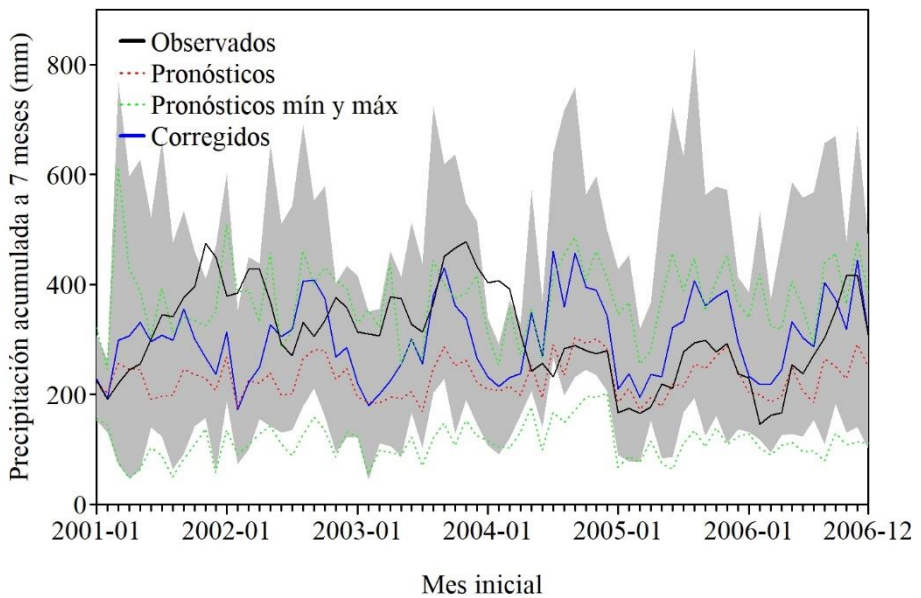


Figura B24. Corrección del sesgo con el método QM con un periodo de control de 20 años. Subcuenca Mulet.

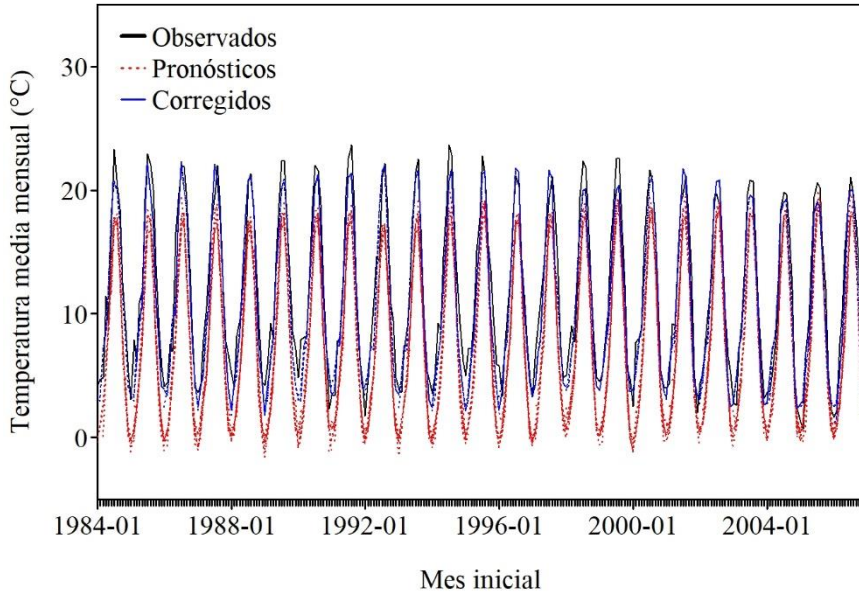


Figura B25. Corrección del sesgo de las temperaturas medias con el método LS con un periodo de control de 3 años. Subcuenca Contreras.

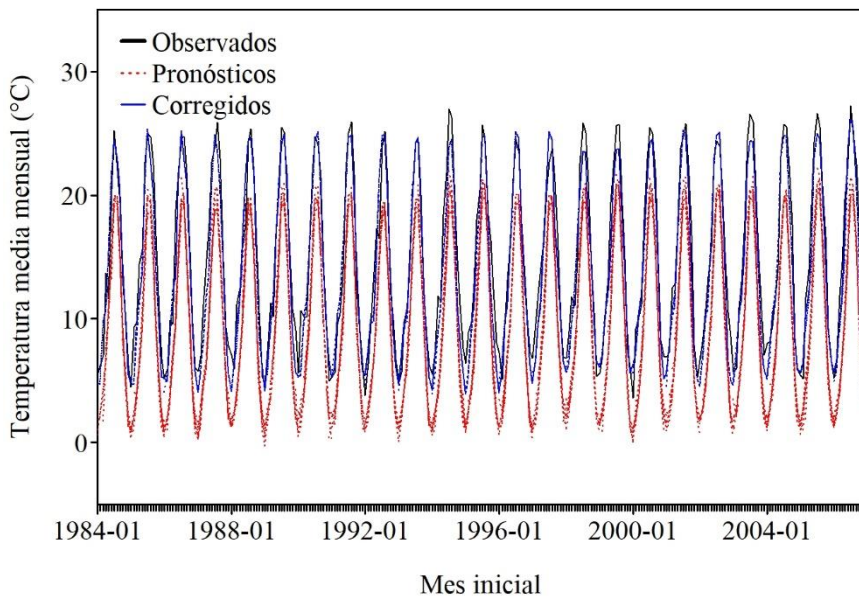


Figura B26. Corrección del sesgo de las temperaturas medias con el método LS con un periodo de control de 3 años. Subcuenca Molinar.

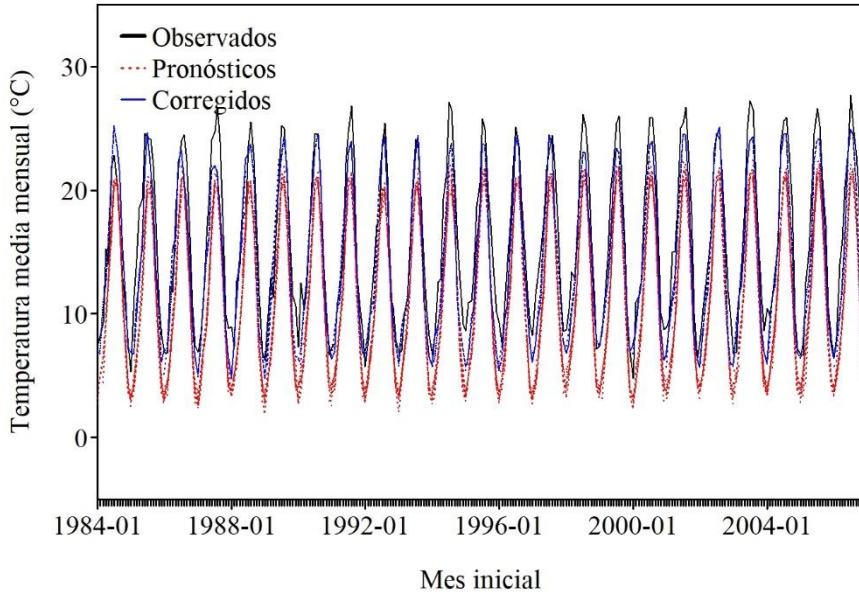


Figura B27. Corrección del sesgo de las temperaturas medias con el método LS con un periodo de control de 3 años. SubcuencaTous.

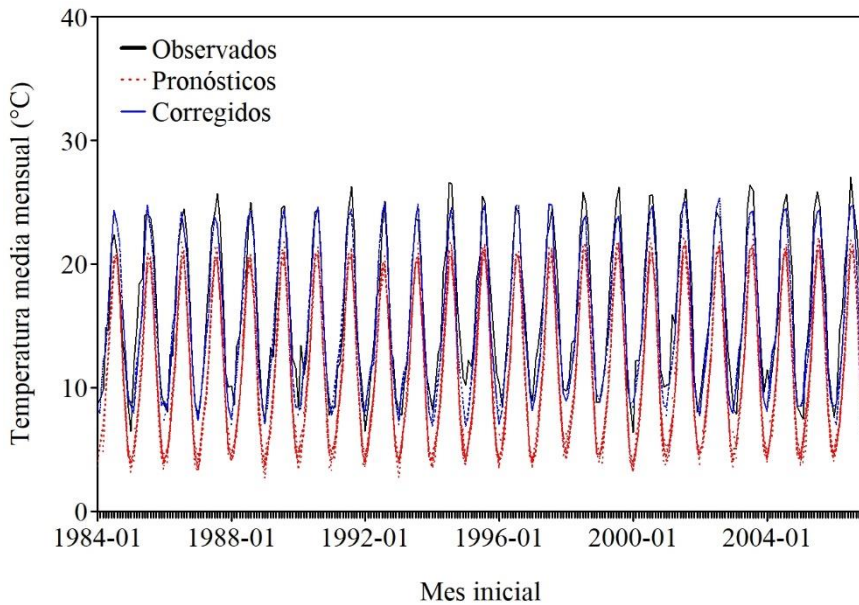


Figura B28. Corrección del sesgo de las temperaturas medias con el método LS con un periodo de control de 3 años. Subcuenca Mulet.

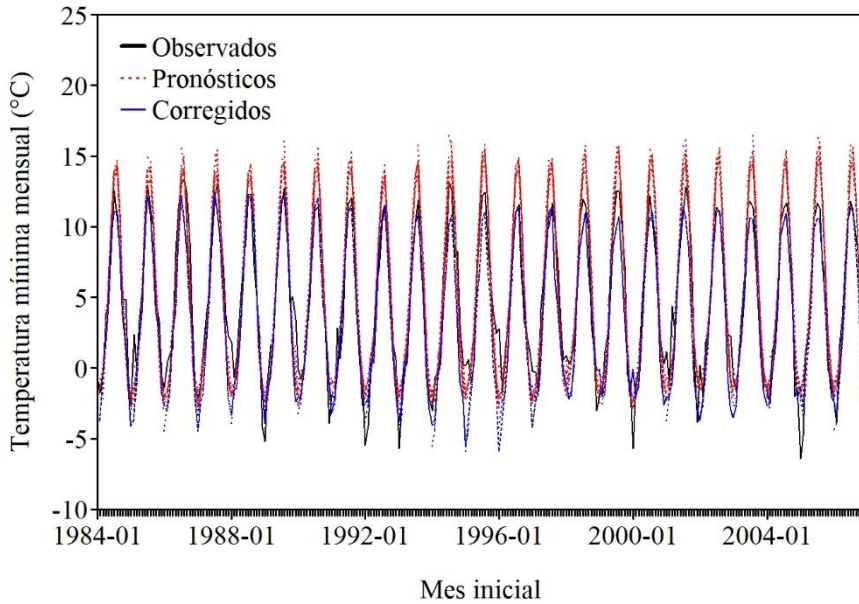


Figura B29. Corrección del sesgo de las temperaturas mínimas con el método LS con un periodo de control de 3 años. Subcuenca Contreras.

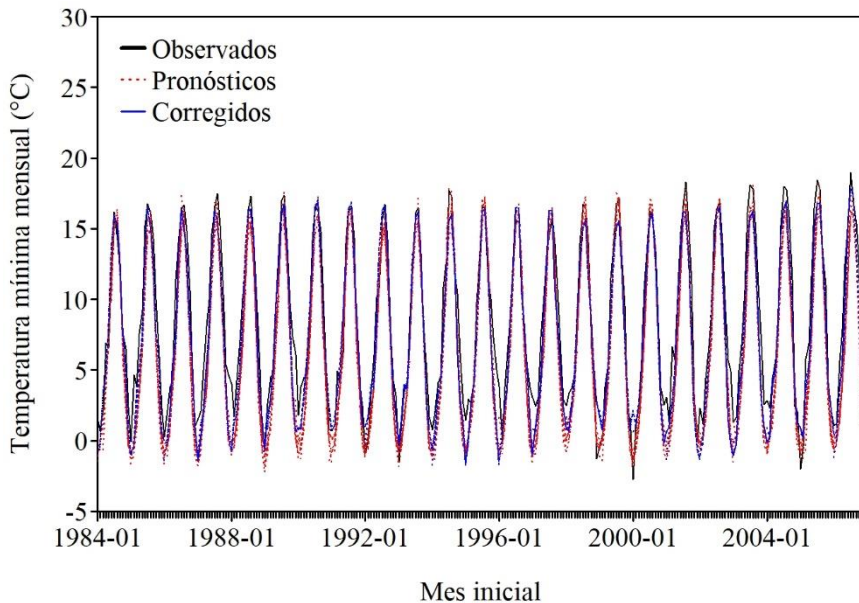


Figura B30. Corrección del sesgo de las temperaturas mínimas con el método LS con un periodo de control de 3 años. Subcuenca Molinar.

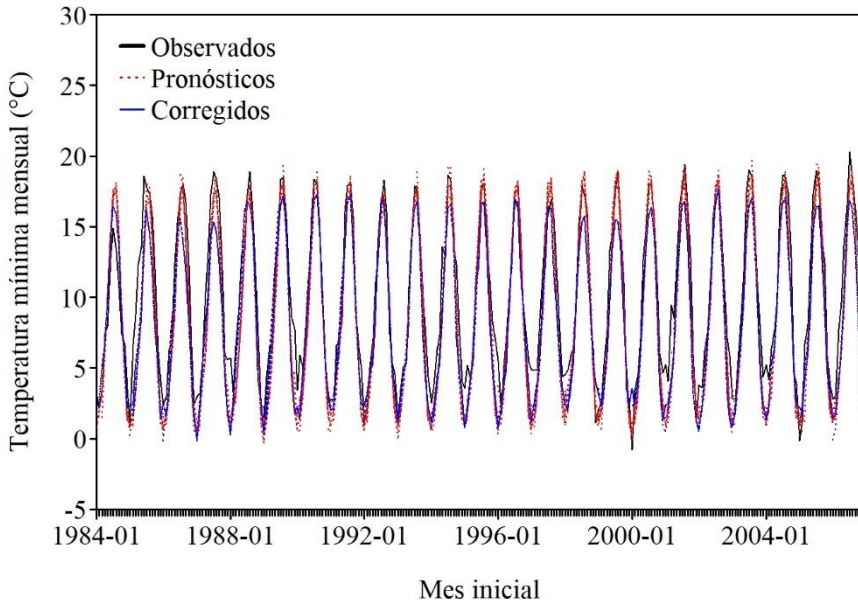


Figura B31. Corrección del sesgo de las temperaturas mínimas con el método LS con un periodo de control de 3 años. Subcuenca Tous.

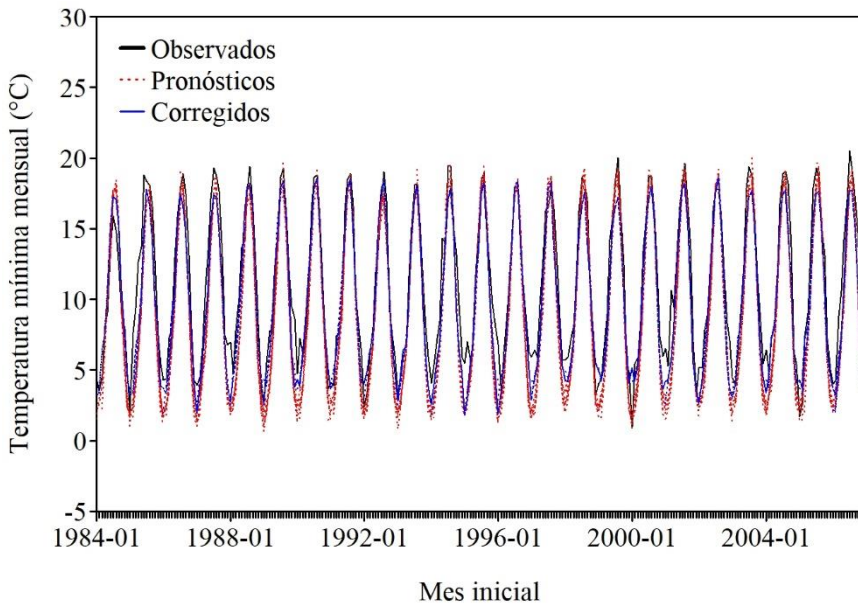


Figura B32. Corrección del sesgo de las temperaturas mínimas con el método LS con un periodo de control de 3 años. Subcuenca Mulet.

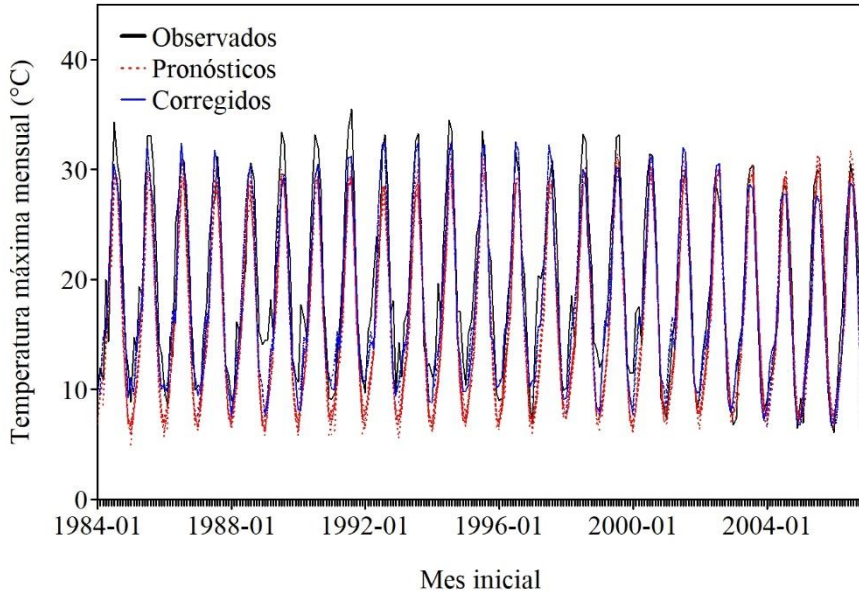


Figura B33. Corrección del sesgo de las temperaturas máximas con el método LS con un periodo de control de 3 años. Subcuenca Contreras.

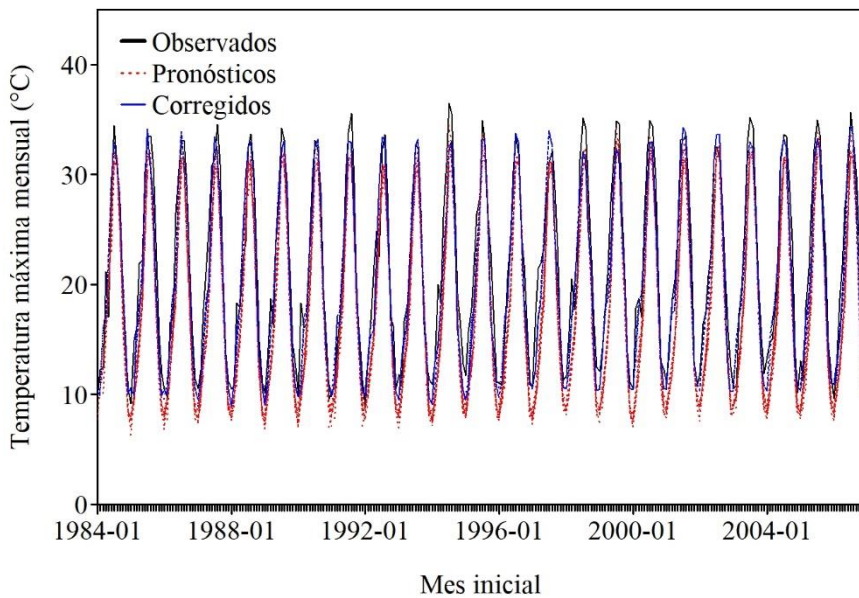


Figura B34. Corrección del sesgo de las temperaturas máximas con el método LS con un periodo de control de 3 años. Subcuenca Molinar.

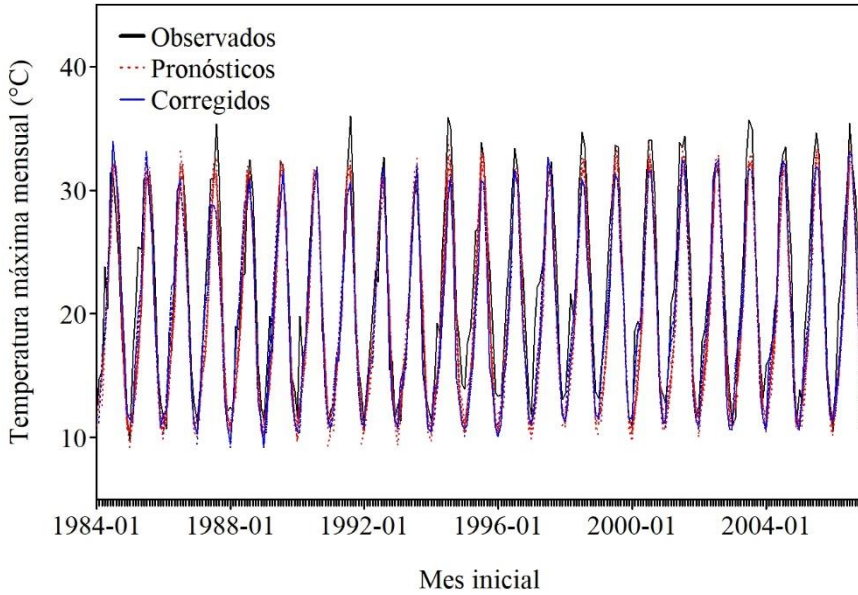


Figura B35. Corrección del sesgo de las temperaturas máximas con el método LS con un periodo de control de 3 años. Subcuenca Tous.

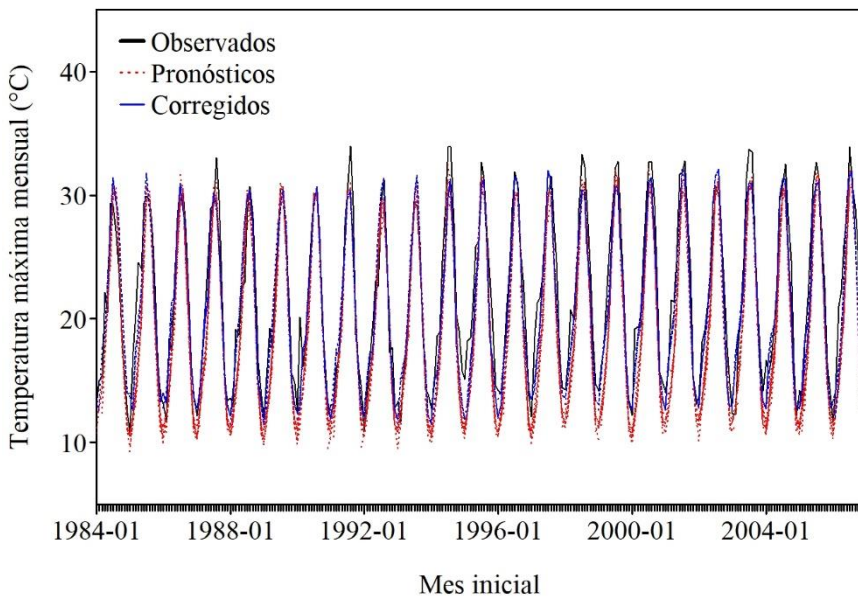


Figura B36. Corrección del sesgo de las temperaturas máximas con el método LS con un periodo de control de 3 años. Subcuenca Mulet.

ANEXO C

Sequías meteorológicas

Tabla C1. NSE y KGM para los pronósticos de precipitación originales.
Subcuenca Contreras.

ME	NSE	KGM	r	β	γ
0	-0.15	0.29	0.31	0.90	0.87
1	-0.39	0.15	0.17	0.87	0.90
2	-0.40	0.14	0.15	0.87	0.90
3	-0.43	0.13	0.14	0.90	0.89
4	-0.43	0.14	0.16	0.93	0.88
5	-0.41	0.14	0.15	0.92	0.87
6	-0.42	0.16	0.17	0.95	0.88

Tabla C2. NSE y KGM para los pronósticos de precipitación originales.
Subcuenca Molinar.

ME	NSE	KGM	r	β	γ
0	-0.21	0.36	0.37	1.03	0.93
1	-0.51	0.21	0.22	0.99	0.97
2	-0.55	0.20	0.20	0.99	0.97
3	-0.61	0.18	0.19	1.04	0.95
4	-0.66	0.18	0.18	1.07	0.95
5	-0.59	0.20	0.20	1.06	0.94
6	-0.60	0.21	0.23	1.09	0.94

Tabla C3. NSE y KGM para los pronósticos de precipitación originales.
Subcuenca Tous.

ME	NSE	KGM	r	β	γ
0	-0.21	0.31	0.32	0.92	0.95
1	-0.40	0.16	0.18	0.85	0.96
2	-0.45	0.12	0.14	0.85	0.95
3	-0.44	0.14	0.16	0.88	0.93
4	-0.52	0.13	0.14	0.93	0.93
5	-0.48	0.13	0.14	0.92	0.91
6	-0.50	0.15	0.16	0.96	0.92

Tabla C4. NSE y KGM para los pronósticos de precipitación originales.
Subcuenca Mulet.

ME	NSE	KGM	r	β	γ
0	-0.13	0.29	0.33	0.78	0.97
1	-0.35	0.11	0.16	0.72	0.98
2	-0.38	0.09	0.13	0.72	0.97
3	-0.36	0.11	0.15	0.74	0.96
4	-0.40	0.11	0.14	0.78	0.95
5	-0.38	0.10	0.13	0.77	0.93
6	-0.38	0.12	0.15	0.81	0.93

Tabla C5. NSE y KGM para los pronósticos de precipitación corregidos por el método LS con un periodo de control de tres años. Subcuenca Contreras.

ME	NSE	KGM	r	β	γ
0	-0.20	0.22	0.25	0.96	0.79
1	-0.29	0.18	0.21	1.00	0.79
2	-0.30	0.17	0.20	1.00	0.79
3	-0.30	0.17	0.20	1.00	0.79
4	-0.29	0.18	0.21	1.00	0.79
5	-0.31	0.18	0.21	1.01	0.80
6	-0.30	0.19	0.21	1.00	0.80

Tabla C6. NSE y KGM para los pronósticos de precipitación corregidos por el método LS con un periodo de control de tres años. Subcuenca Molinar.

ME	NSE	KGM	r	β	γ
0	-0.21	0.22	0.25	0.97	0.79
1	-0.27	0.20	0.23	1.00	0.79
2	-0.28	0.19	0.22	1.00	0.79
3	-0.27	0.20	0.22	1.01	0.79
4	-0.26	0.20	0.23	1.01	0.79
5	-0.27	0.20	0.23	1.01	0.79
6	-0.26	0.21	0.23	1.01	0.79

Tabla C7. NSE y KGM para los pronósticos de precipitación corregidos por el método LS con un periodo de control de tres años. Subcuenca Tous.

ME	NSE	KGM	r	β	γ
0	-0.28	0.16	0.19	0.97	0.77
1	-0.33	0.15	0.18	1.01	0.77
2	-0.34	0.14	0.17	1.01	0.77
3	-0.34	0.14	0.17	1.01	0.77
4	-0.33	0.14	0.17	1.00	0.77
5	-0.36	0.13	0.16	1.00	0.77
6	-0.35	0.13	0.16	1.00	0.77

Tabla C8. NSE y KGM para los pronósticos de precipitación corregidos por el método LS con un periodo de control de tres años. Subcuenca Mulet.

ME	NSE	KGM	r	β	γ
0	-0.21	0.21	0.24	0.97	0.78
1	-0.26	0.19	0.22	1.00	0.78
2	-0.27	0.19	0.22	1.00	0.78
3	-0.27	0.19	0.22	1.00	0.78
4	-0.27	0.19	0.22	1.00	0.78
5	-0.29	0.18	0.21	1.00	0.78
6	-0.29	0.18	0.21	1.00	0.78

Tabla C9. NSE y KGM para los pronósticos de precipitación corregidos por el método QM con un periodo de control de diez años. Subcuenca Contreras.

ME	NSE	KGM	r	β	γ
0	-0.38	0.28	0.29	0.96	1.01
1	-0.66	0.14	0.15	0.92	1.05
2	-0.62	0.14	0.15	0.90	1.04
3	-0.66	0.14	0.15	0.94	1.02
4	-0.65	0.16	0.16	0.96	1.01
5	-0.74	0.12	0.12	0.96	1.02
6	-0.71	0.16	0.16	0.99	1.03

Tabla C10. NSE y KGM para los pronósticos de precipitación corregidos por el método QM con un periodo de control de diez años. Subcuenca Molinar.

ME	NSE	KGM	r	β	γ
0	-0.63	0.30	0.31	1.05	1.09
1	-1.00	0.13	0.14	1.01	1.14
2	-0.92	0.15	0.16	1.00	1.12
3	-0.99	0.13	0.14	1.04	1.09
4	-1.00	0.14	0.15	1.06	1.09
5	-1.13	0.11	0.13	1.06	1.12
6	-0.96	0.17	0.18	1.08	1.08

Tabla C11. NSE y KGM para los pronósticos de precipitación corregidos por el método QM con un periodo de control de diez años. Subcuenca Tous.

ME	NSE	KGM	r	β	γ
0	-1.28	0.20	0.26	1.11	1.25
1	-1.53	0.05	0.11	1.04	1.29
2	-1.50	0.06	0.11	1.04	1.27
3	-1.44	0.07	0.11	1.06	1.23
4	-1.61	0.07	0.11	1.11	1.23
5	-1.85	0.00	0.05	1.12	1.24
6	-1.56	0.08	0.12	1.14	1.18

Tabla C12. NSE y KGM para los pronósticos de precipitación corregidos por el método QM con un periodo de control de diez años. Subcuenca Mulet.

ME	NSE	KGM	r	β	γ
0	-1.37	0.20	0.28	1.11	1.32
1	-1.58	0.06	0.14	1.04	1.34
2	-1.48	0.07	0.14	1.02	1.32
3	-1.47	0.09	0.15	1.04	1.31
4	-1.56	0.10	0.15	1.09	1.27
5	-1.75	0.04	0.09	1.10	1.27
6	-1.62	0.09	0.14	1.13	1.24

Tabla C13. Índices de las tablas de contingencia para los eventos *Éxito en inicio y Permanencia* de sequía. Subcuenca Contreras.

Evento	Inicio anticipado de la sequía					Inicio tardío en sequía				
Escenario	E1	E2	E3	E4	E5	E1	E2	E3	E4	E5
PC	0.87	0.77	0.71	0.71	0.70	0.98	0.91	0.81	0.71	0.61
TS	0.08	0.15	0.18	0.23	0.20	0.03	0.08	0.13	0.20	0.28
BIAS	0.52	0.78	1.01	1.11	1.16	0.37	0.42	0.74	0.85	0.91
FAR	0.78	0.71	0.70	0.65	0.69	0.91	0.75	0.72	0.63	0.55
SR	0.22	0.29	0.30	0.35	0.31	0.09	0.26	0.28	0.37	0.45
POD	0.12	0.23	0.30	0.39	0.36	0.03	0.11	0.21	0.31	0.41
POFD	0.05	0.12	0.18	0.20	0.21	0.01	0.02	0.09	0.17	0.28

Tabla C14. Índices de las tablas de contingencia para los eventos *Inicio anticipado e Inicio tardío* de sequía. Subcuenca Contreras.

Evento	Inicio anticipado de la sequía					Inicio tardío en sequía				
Escenario	E1	E2	E3	E4	E5	E1	E2	E3	E4	E5
PC	0.90	0.80	0.73	0.65	0.58	0.94	0.82	0.73	0.63	0.57
TS	0.01	0.03	0.07	0.10	0.13	0.02	0.09	0.13	0.14	0.17
BIAS	0.05	0.17	0.51	0.92	1.56	3.92	1.88	1.46	1.02	0.68
FAR	0.73	0.83	0.82	0.81	0.82	0.98	0.88	0.81	0.76	0.65
SR	0.27	0.17	0.18	0.19	0.19	0.02	0.12	0.19	0.24	0.35
POD	0.01	0.03	0.09	0.18	0.29	0.08	0.22	0.27	0.24	0.24
POFD	0.00	0.03	0.11	0.21	0.34	0.05	0.13	0.20	0.25	0.25

Tabla C15. Índices de las tablas de contingencia para los eventos *Éxito en inicio y Permanencia* de sequía. Subcuenca Molinar.

Evento	Inicio anticipado de la sequía					Inicio tardío en sequía				
Escenario	E1	E2	E3	E4	E5	E1	E2	E3	E4	E5
PC	0.85	0.76	0.70	0.68	0.69	0.96	0.89	0.81	0.70	0.63
TS	0.10	0.15	0.18	0.20	0.19	0.03	0.10	0.17	0.19	0.30
BIAS	0.67	0.91	0.94	1.02	1.06	0.39	0.63	0.95	1.05	0.97
FAR	0.77	0.72	0.69	0.67	0.69	0.89	0.77	0.71	0.69	0.53
SR	0.23	0.28	0.31	0.33	0.32	0.12	0.23	0.29	0.31	0.47
POD	0.16	0.25	0.30	0.33	0.33	0.04	0.14	0.28	0.33	0.45
POFD	0.06	0.14	0.19	0.21	0.21	0.01	0.04	0.11	0.20	0.28

Tabla C16. Índices de las tablas de contingencia para los eventos *Inicio anticipado e Inicio tardío* de sequía. Subcuenca Molinar.

Evento	Inicio anticipado de la sequía					Inicio tardío en sequía				
Escenario	E1	E2	E3	E4	E5	E1	E2	E3	E4	E5
PC	0.88	0.79	0.70	0.63	0.56	0.91	0.81	0.72	0.65	0.57
TS	0.01	0.03	0.08	0.12	0.13	0.07	0.10	0.11	0.14	0.16
BIAS	0.11	0.29	0.58	0.95	1.53	2.44	1.93	1.54	1.14	0.67
FAR	0.90	0.86	0.81	0.79	0.82	0.91	0.87	0.83	0.78	0.66
SR	0.10	0.14	0.19	0.21	0.18	0.09	0.14	0.17	0.22	0.34
POD	0.01	0.04	0.11	0.20	0.28	0.22	0.26	0.26	0.25	0.23
POFD	0.01	0.05	0.14	0.23	0.36	0.07	0.15	0.20	0.24	0.24

Tabla C17. Índices de las tablas de contingencia para los eventos *Éxito en inicio* y *Permanencia* de sequía. Subcuenca Tous.

Evento	Inicio anticipado de la sequía					Inicio tardío en sequía				
Escenario	E1	E2	E3	E4	E5	E1	E2	E3	E4	E5
PC	0.83	0.73	0.68	0.67	0.65	0.97	0.87	0.76	0.65	0.58
TS	0.11	0.17	0.18	0.19	0.16	0.03	0.09	0.16	0.22	0.28
BIAS	0.81	0.99	0.99	0.99	0.96	0.38	0.73	0.85	0.96	1.11
FAR	0.79	0.71	0.69	0.68	0.72	0.91	0.80	0.70	0.63	0.59
SR	0.22	0.29	0.31	0.32	0.28	0.09	0.20	0.30	0.37	0.41
POD	0.18	0.29	0.31	0.32	0.27	0.03	0.15	0.25	0.36	0.46
POFD	0.08	0.16	0.21	0.22	0.22	0.01	0.06	0.13	0.23	0.35

Tabla C18. Índices de las tablas de contingencia para los eventos *Inicio anticipado* e *Inicio tardío* de sequía. Subcuenca Tous.

Evento	Inicio anticipado de la sequía					Inicio tardío en sequía				
Escenario	E1	E2	E3	E4	E5	E1	E2	E3	E4	E5
PC	0.88	0.77	0.68	0.60	0.54	0.89	0.77	0.69	0.62	0.58
TS	0.01	0.05	0.09	0.12	0.16	0.04	0.08	0.13	0.15	0.17
BIAS	0.09	0.35	0.66	1.09	1.59	3.56	2.06	1.28	0.87	0.67
FAR	0.87	0.81	0.79	0.79	0.78	0.96	0.89	0.79	0.72	0.64
SR	0.13	0.19	0.21	0.21	0.22	0.04	0.11	0.21	0.29	0.36
POD	0.01	0.07	0.14	0.23	0.35	0.16	0.23	0.27	0.25	0.24
POFD	0.01	0.07	0.16	0.28	0.40	0.09	0.18	0.22	0.24	0.23

Tabla C19. Índices de las tablas de contingencia para los eventos *Éxito en inicio y Permanencia* de sequía. Subcuenca Mulet.

Evento	Inicio anticipado de la sequía					Inicio tardío en sequía				
Escenario	E1	E2	E3	E4	E5	E1	E2	E3	E4	E5
PC	0.85	0.73	0.67	0.67	0.68	0.98	0.87	0.75	0.64	0.58
TS	0.11	0.16	0.19	0.19	0.17	0.02	0.06	0.14	0.22	0.30
BIAS	1.16	1.03	0.98	1.00	1.03	0.83	0.89	0.91	0.93	0.99
FAR	0.82	0.73	0.68	0.69	0.71	0.96	0.88	0.74	0.63	0.53
SR	0.18	0.27	0.32	0.31	0.29	0.04	0.12	0.26	0.37	0.47
POD	0.21	0.28	0.31	0.31	0.30	0.03	0.11	0.24	0.35	0.46
POFD	0.09	0.17	0.21	0.22	0.21	0.01	0.07	0.14	0.24	0.34

Tabla C20. Índices de las tablas de contingencia para los eventos *Inicio anticipado e Inicio tardío* de sequía. Subcuenca Mulet.

Evento	Inicio anticipado de la sequía					Inicio tardío en sequía				
Escenario	E1	E2	E3	E4	E5	E1	E2	E3	E4	E5
PC	0.91	0.77	0.67	0.60	0.55	0.89	0.77	0.68	0.62	0.55
TS	0.02	0.06	0.10	0.12	0.15	0.02	0.08	0.12	0.16	0.17
BIAS	0.13	0.39	0.66	1.11	1.73	7.53	2.35	1.36	0.83	0.59
FAR	0.80	0.81	0.77	0.79	0.79	0.98	0.90	0.81	0.69	0.62
SR	0.20	0.19	0.23	0.21	0.21	0.02	0.10	0.19	0.31	0.38
POD	0.03	0.08	0.15	0.23	0.36	0.15	0.24	0.26	0.26	0.23
POFD	0.01	0.07	0.16	0.28	0.40	0.10	0.18	0.23	0.24	0.24

Método de la curva ROC

El diagrama ROC (Relative Operating Characteristic) es una metodología gráfica para evaluar pronósticos y ha sido ampliamente utilizada en la meteorología desde la década de 1980.

El diagrama ROC grafica los puntos correspondientes a los índices POD y POFD, considerando distintos escenarios (umbrales en el caso del análisis de esta tesis). Para poder resumir la información del gráfico, se determina el área que se ubica debajo de la curva que dibujan los puntos graficados, uniendolos con las coordenadas 0,0 y 1,1. El área bajo la curva para un pronóstico perfecto incluye todo el gráfico, es decir, una superficie igual a 1. Los pronósticos aleatorios se encuentran a lo largo de la diagonal a 45° partiendo del origen del gráfico (línea de no-discriminación). Por lo tanto, una superficie iguala 0.50 corresponde a pronósticos aleatorios sin ningún valor predictivo. En la siguiente figura se muestra el esquema de una curva ROC.

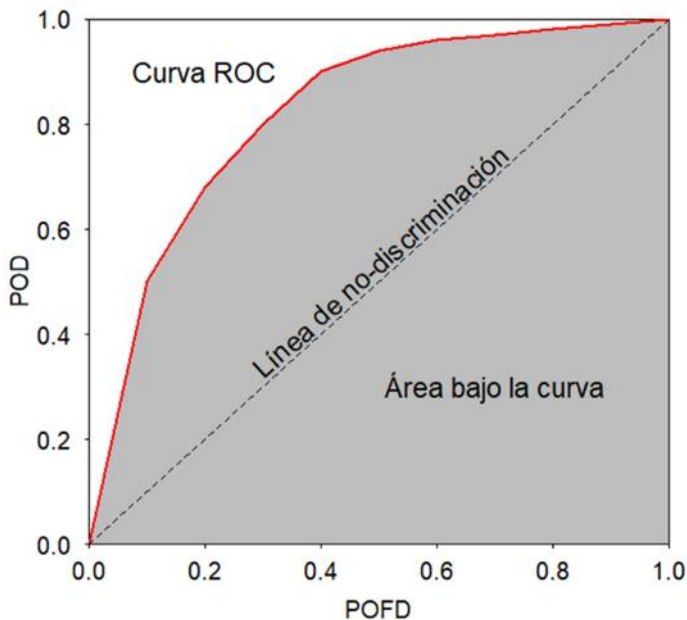


Figura C1. Diagrama de una Curva ROC.

Al aplicar esta metodología en los pronósticos del modelo System4 se obtuvieron los siguientes resultados para el mes de entrega cero de los datos sin corrección de sesgo.

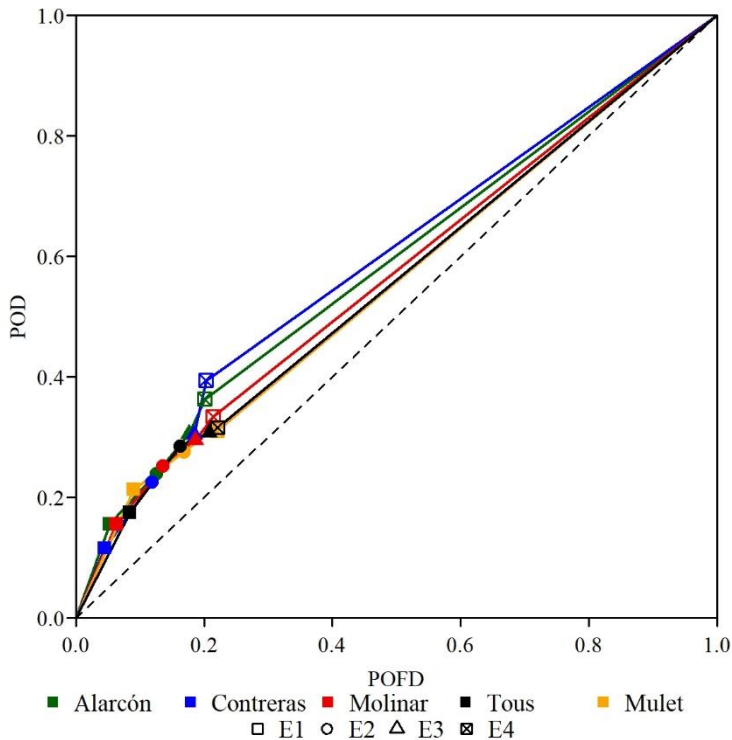


Figura C2. Curva ROC para los datos sin corrección de sesgo. Mes de entrega cero.

En las cinco subcuencas se tienen áreas muy similares, siendo la subcuenca Contreras la que tiene el mejor valor con 0.60 y la subcuenca con la menor área es Mulet con 0.55. A pesar de ser valores bajos, se observa que en todos los casos los pronósticos del modelo climático son mejores que la climatología (0.50).

Al aplicar la metodología para los datos corregidos por el método de mapeo de cuantiles y para un periodo de control de diez años (Figura C3), se observa que todas las subcuencas mejoran para las sequías más intensas y en el caso de Mulet empeoran los índices para el umbral E4. En el caso de los datos corregidos, la mejor subcuenca es Molinar con un área bajo la curva de 0.60.

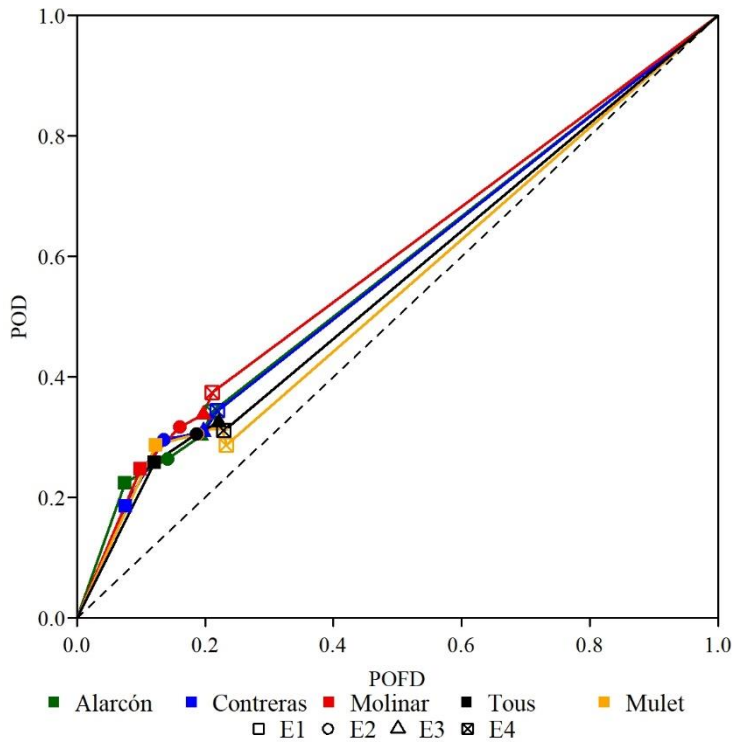


Figura C3. Curva ROC para los datos corregidos por el método QM con un periodo de control de 10 años. Mes de entrega cero.

ANEXO D

Sequías hidrológicas

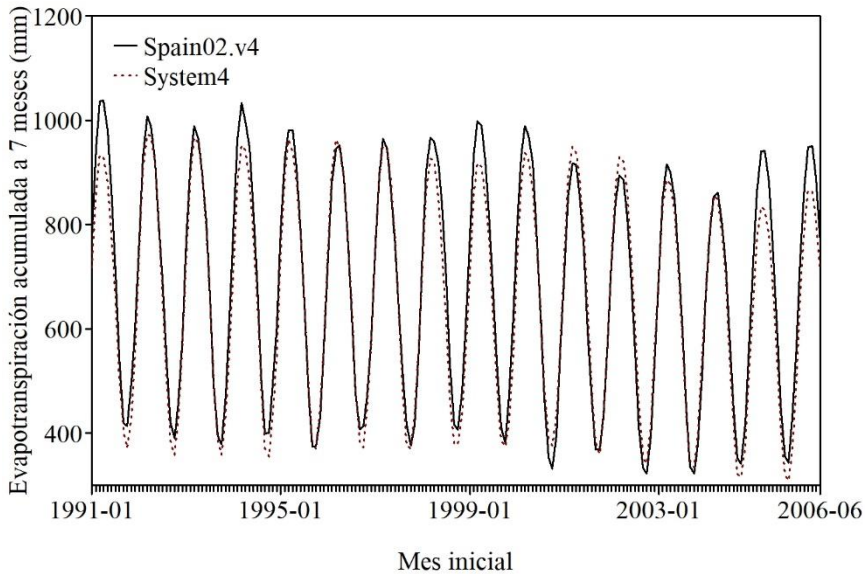


Figura D1. Evapotranspiración acumulada a siete meses. Subcuenca Contreras.

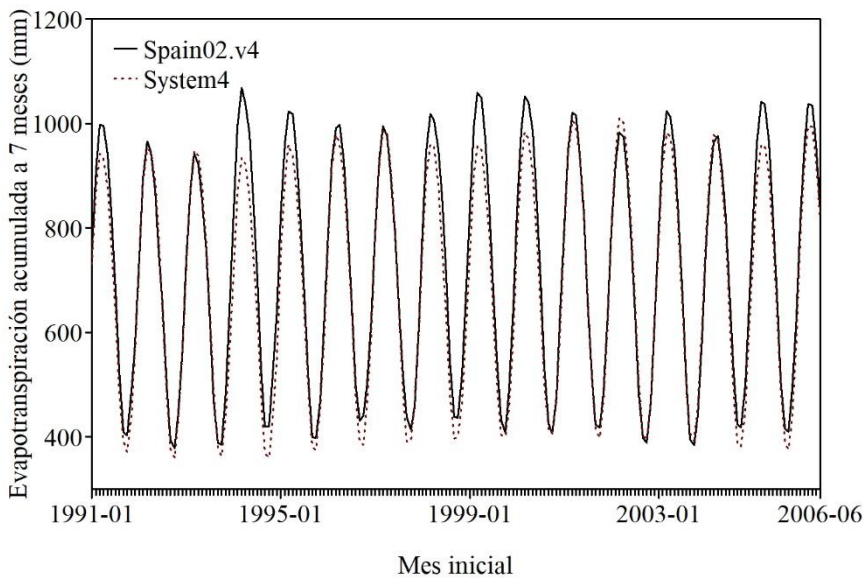


Figura D2. Evapotranspiración acumulada a siete meses. Subcuenca Molinar.

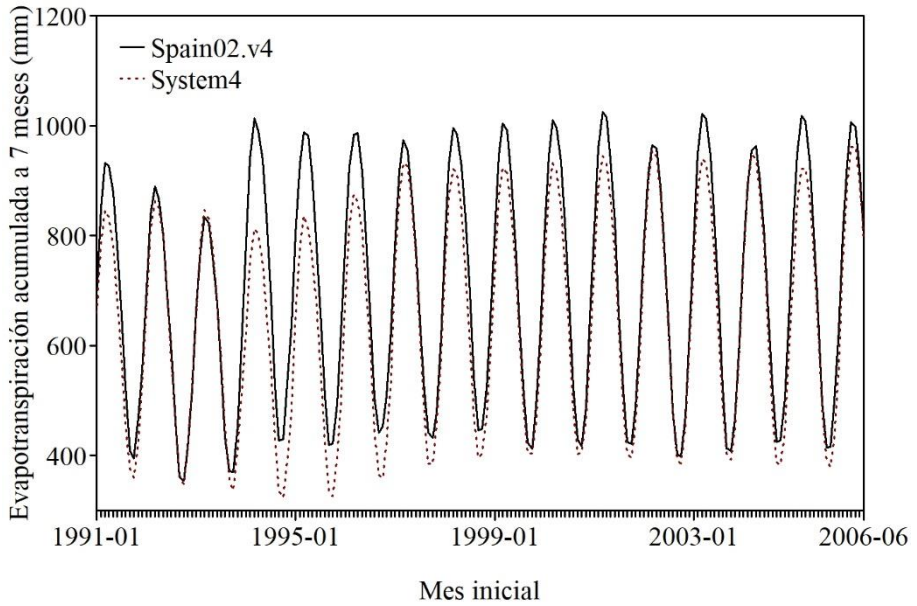


Figura D3. Evapotranspiración acumulada a siete meses. Subcuenca Tous.

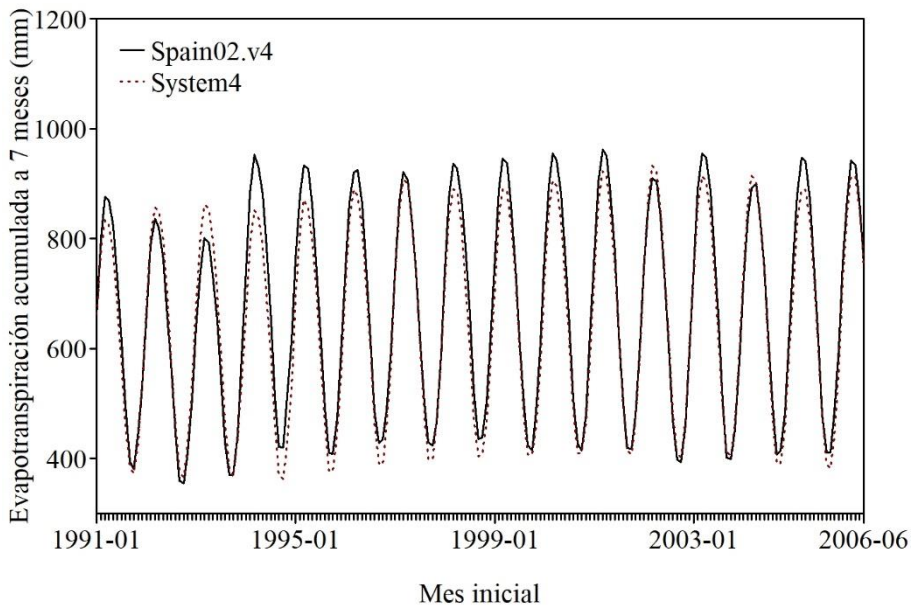


Figura D4. Evapotranspiración acumulada a siete meses. Subcuenca Mulet.

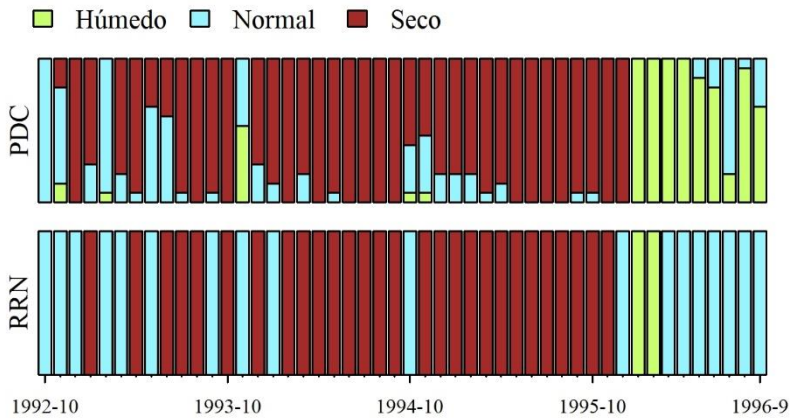


Figura D5. Caudales por terciles en la subcuenca Contreras, durante la sequía del periodo 1992/93 a 1995/96.

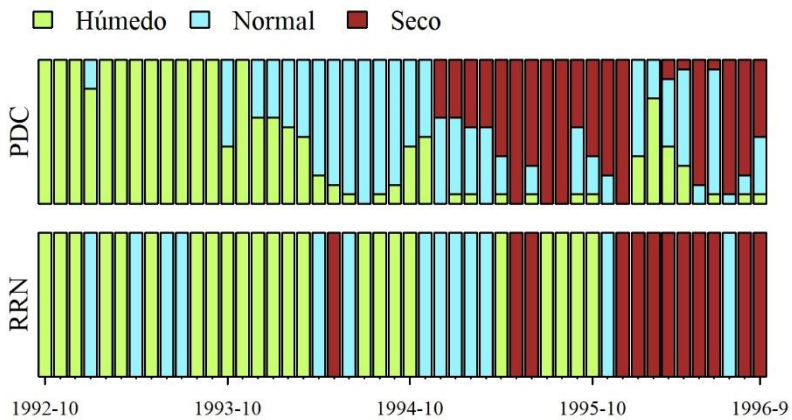


Figura D6. Caudales por terciles en la subcuenca Molinar, durante la sequía del periodo 1992/93 a 1995/96.

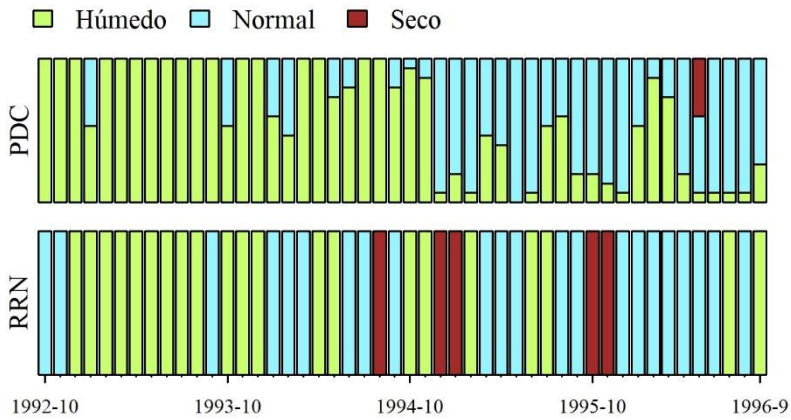


Figura D7. Caudales por terciles en la subcuena Tous, durante la sequía del periodo 1992/93 a 1995/96.

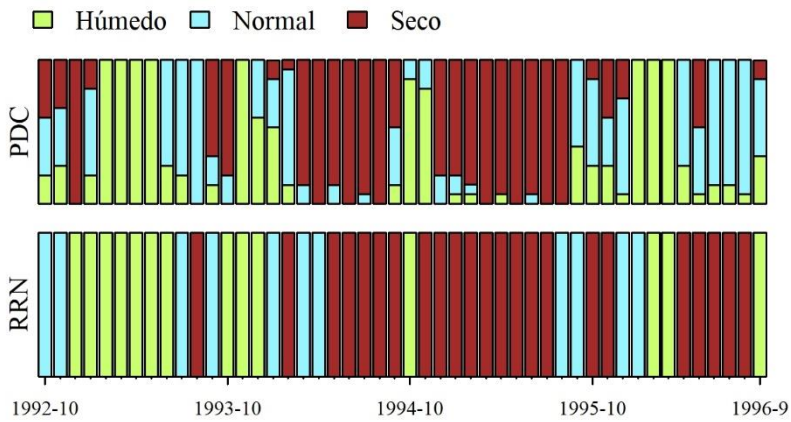


Figura D8. Caudales por terciles en la subcuena Mulet, durante la sequía del periodo 1992/93 a 1995/96.

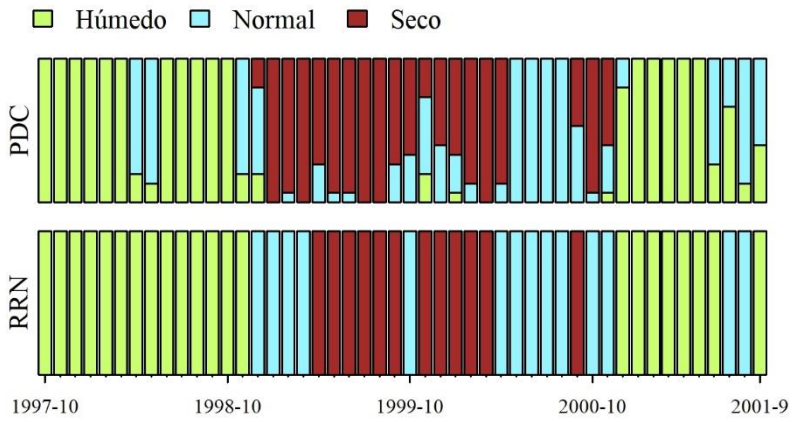


Figura D9. Caudales por terciles en la subcuenca Contreras, durante la sequía del periodo 1997/98 a 2000/01.

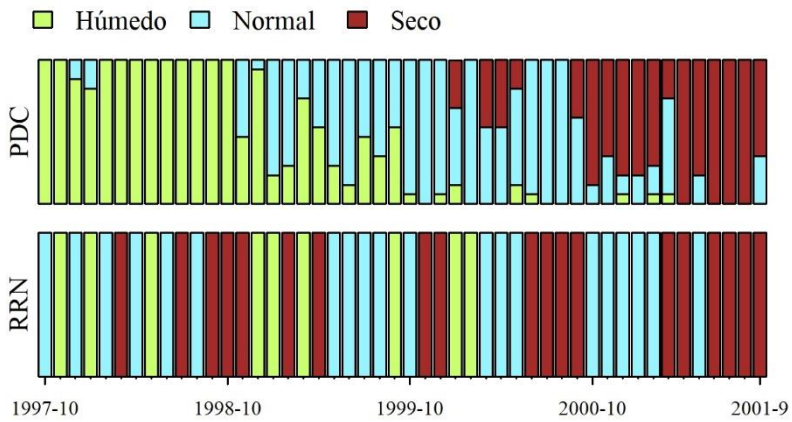


Figura D10. Caudales por terciles en la subcuenca Molinar, durante la sequía del periodo 1997/98 a 2000/01.

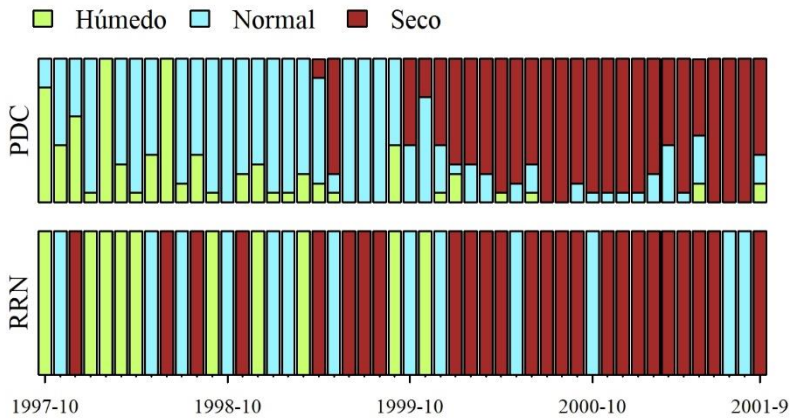


Figura D11. Caudales por terciles en la subcuena Tous, durante la sequía del periodo 1997/98 a 2000/01.

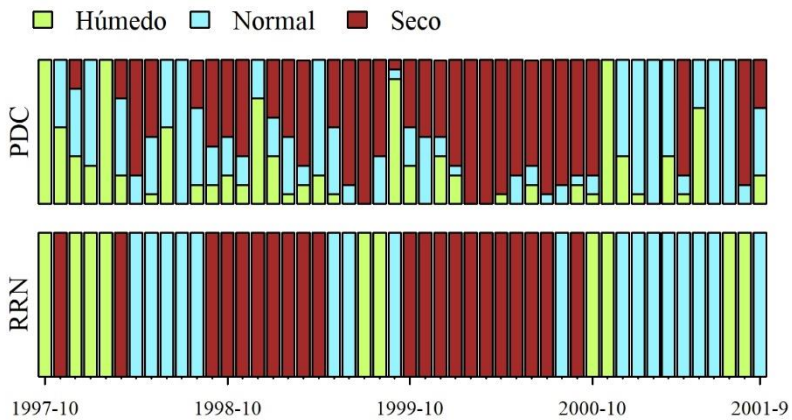


Figura D12. Caudales por terciles en la subcuena Mulet, durante la sequía del periodo 1997/98 a 2000/01.

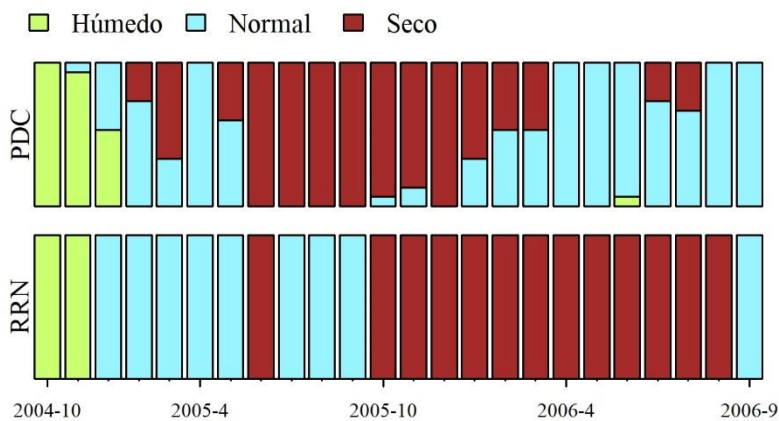


Figura D13. Caudales por terciles en la subcuenca Contreras, durante la sequía del periodo 2004/05 a 2005/06.

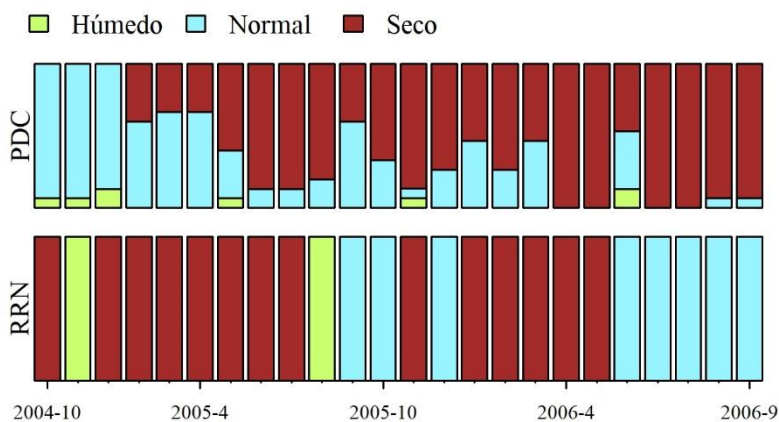


Figura D14. Caudales por terciles en la subcuenca Molinar, durante la sequía del periodo 2004/05 a 2005/06.

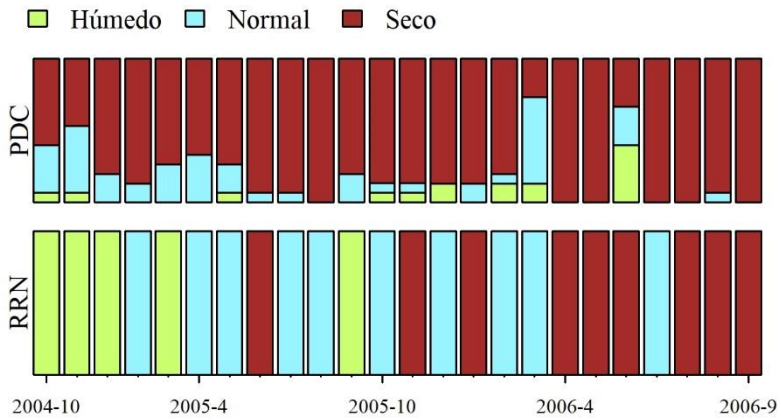


Figura D15. Caudales por terciles en la subcuena Tous, durante la sequía del periodo 2004/05 a 2005/06.

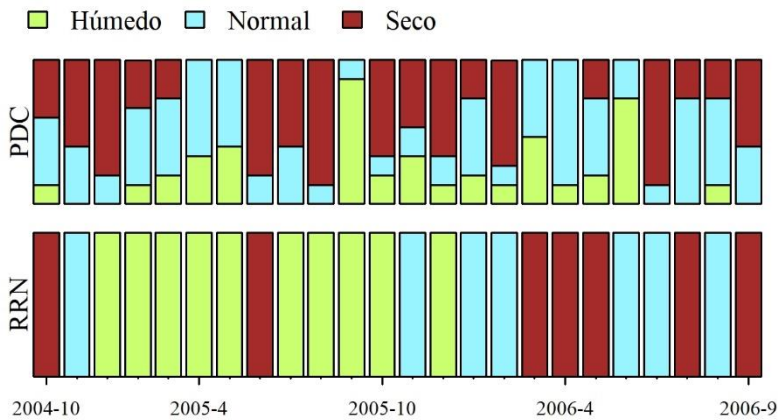


Figura D16. Caudales por terciles en la subcuena Mulet, durante la sequía del periodo 2004/05 a 2005/06.

ANEXO E

Modelo estocástico AR(1)

E.1. Desarrollo matemático del modelo AR(1)

En el modelo autorregresivo AR(1), el caudal del mes actual, z_t , es función lineal del caudal del mes anterior z_{t-1} , afectado por un ruido aleatorio Normal de media cero y varianza uno, ε .

$$z_t = \Phi_1 z_{t-1} + \theta_0 \varepsilon \quad [D1]$$

Las matrices de los parámetros Φ_1 y θ_0 , se obtienen resolviendo las ecuaciones deducidas a partir del método de los momentos (Ecuaciones [D2] y [D3]), en las que se intenta reproducir las correlaciones de desfase temporal 0 y 1.

$$\Phi_1 = M_1 M_0^{-1} \quad [D2]$$

$$\theta_0 \theta_0^T = M_0 - \Phi_1 M_1^T \quad [D3]$$

Donde M_0 y M_1 son las matrices de correlaciones cruzadas para los desfases 0 y 1, respectivamente. Las matrices se calculan como sigue:

$$M_k(z) = \begin{bmatrix} r_k^{1,1}(z) & \cdots & r_k^{1,n}(z) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ r_k^{n,1}(z) & \cdots & r_k^{n,n}(z) \end{bmatrix}$$

$$r_k^{i,j}(z) = \frac{\sum_{t=1}^{N-k} (z_{t+k}^{(i)} - \bar{z}^{(i)}) (z_t^{(j)} - \bar{z}^{(j)})}{\sqrt{\sum_{t=1}^N (z_t^{(i)} - \bar{z}^{(i)})^2 \sum_{t=1}^N (z_t^{(j)} - \bar{z}^{(j)})^2}} \quad [D4]$$

Donde $r_k^{i,j}(z)$ son los coeficientes de correlación cruzada entre las series i y j correspondiente al desfase temporal k . $z_t^{(i)}$ es el caudal normalizado y tipificado de la serie i en el período t , y n es el número de estaciones de la modelación multivariada.

La Ecuación [D3] se resuelve por medio del algoritmo de descomposición de Cholesky, reescribiendo la ecuación como se muestra en la Ecuación [D5].

$$\theta_0 \theta_0^T = D \quad [D5]$$

Esta ecuación tiene un número infinito de soluciones para θ_0 . Para reducir el número de soluciones posibles, se asume que dicha matriz es triangular inferior y que D es una matriz definida positiva. Al hacer estas suposiciones, los elementos de θ_0 pueden definirse mediante el siguiente algoritmo:

$$\theta_{ki} = 0 \quad \forall k < i$$

$$\theta_{ki} = 0 \quad \forall k \geq i \quad \text{cuando} \quad d_{ii} - \sum_{j < i} (\theta_{ij})^2 \leq 0$$

$$\theta_{ki} = \frac{d_{ki} - \sum_{j < i} \theta_{ij} \theta_{kj}}{\left[d_{ii} - \sum_{j < i} (\theta_{ij})^2 \right]^{1/2}} \quad \forall k \geq i \quad \text{cuando} \quad d_{ii} - \sum_{j < i} (\theta_{ij})^2 > 0$$

Dado que las matrices de correlaciones se obtienen a partir de los datos normalizados y tipificados de las series originales de caudales, el primer paso para obtener las series equiprobables es convertir los caudales en series que adopten una distribución normal mediante alguna de las siguientes ecuaciones.

$$X_\tau = \sqrt{Q_\tau} \quad [D6]$$

$$X_\tau = \ln(Q_\tau + 1) \quad [D7]$$

$$X_\tau = \ln[\ln(Q_\tau + 1) + 1] \quad [D8]$$

$$X_\tau = (Q_\tau - a)^b \quad [D9]$$

Donde Q_τ es el caudal del mes τ . X_τ es el caudal normalizado para cada mes. En la ecuación [D9], a y b son parámetros a calibrar.

Una vez que los caudales se han normalizado, éstos se tipifican con la finalidad de eliminar las periodicidades de las series mensuales. Sin embargo, debido a esa periodicidad, las medias y las desviaciones estándar de cada mes a lo largo del año presentan también esta característica. Esta propiedad de las series temporales permite que dichos estadísticos puedan ser representados por funciones aproximadas mediante series de Fourier, con el objetivo de reducir el número global de parámetros del modelo AR(1). Los 24 parámetros (12 medias y 12 desviaciones estándar) de las series normalizadas, pueden ser reducidas a una sexta parte mediante el ajuste de Fourier, respetando la parsimonia estadística. Este ajuste consiste en determinar los coeficientes A_j y B_j de Fourier para todos los armónicos mediante las Ecuaciones [D10], [D11] y [D12]. Al tratarse de series mensuales, se tienen seis armónicos ($\omega/2 = 12/2 = 6$).

$$A_j = \frac{2}{\omega} \sum_{\tau=1}^{\omega} u_{\tau} \cos\left(\frac{2\pi j\tau}{\omega}\right), \quad j = 1, \dots, h-1 \quad [\text{D10}]$$

$$A_j = \frac{1}{\omega} \sum_{\tau=1}^{\omega} u_{\tau} \cos\left(\frac{2\pi j\tau}{\omega}\right), \quad j = h \quad [\text{D11}]$$

$$B_j = \frac{2}{\omega} \sum_{\tau=1}^{\omega} u_{\tau} \text{sen}\left(\frac{2\pi j\tau}{\omega}\right), \quad j = 1, \dots, h \quad [\text{D12}]$$

$$\text{Con: } u_{\tau} = \begin{cases} \bar{X}_{\tau} \\ S_{X_{\tau}} \end{cases}$$

Donde:

ω es el número de períodos del año (12 por ser una serie a escala mensual). τ es el orden del mes y u_{τ} es la media o la desviación estándar mensual de la serie normalizada para el mes τ . j es el orden del armónico y h es el número total de armónicos.

Una vez determinados los coeficientes A_j y B_j , se calcula la representación en series de Fourier de los valores de la media y de la desviación estándar, considerando todos los armónicos.

$$V_{\tau} = \bar{u} + \sum_{j=1}^h \left[A_j \cos\left(\frac{2\pi j\tau}{\omega}\right) + B_j \sin\left(\frac{2\pi j\tau}{\omega}\right) \right], \tau = 1, \dots, \omega \quad [D13]$$

$$\text{Con: } \bar{u} = \frac{1}{\omega} \sum_{\tau=1}^{\omega} u_{\tau}$$

Donde V_{τ} es la media o desviación estándar mensual de la serie normalizada ajustada por Fourier para el mes τ . \bar{u} es el valor medio de las medias o de las desviaciones estándar mensuales de la serie normalizada.

A partir de los coeficientes de Fourier se determina la varianza explicada por cada armónico, con la Ecuación [D14].

$$C_j^2 = A_j^2 + B_j^2 \quad [D14]$$

Donde $C_j^2/2$ es la varianza explicada por el armónico j .

Una vez obtenida la varianza explicada y con la varianza total, se obtiene el porcentaje de la varianza explicada por cada armónico.

$$\%V_{exp} = \frac{C_j^2}{2s_u^2} \quad [D15]$$

$$\text{Con: } s_u^2 = \frac{\sum_{\tau=1}^{\omega} (u_{\tau} - \bar{u})^2}{\omega}$$

En las expresiones anteriores, $\%V_{exp}$ representa el porcentaje de la varianza total explicada de las medias o desviaciones estándar mensuales de la serie normalizada antes del ajuste por Fourier, s_u^2 es la varianza de las medias o de las desviaciones estándar mensuales de las series normalizadas.

Posteriormente se selecciona el número de armónicos significativos y se calcula la media y la desviación estándar ajustadas en función de dichos armónicos, con la Ecuación [D16].

$$\hat{v}_{\tau} = \bar{u} + \sum_{j=1}^{h_s} \left[A_j \cos\left(\frac{2\pi j\tau}{\omega}\right) + B_j \sin\left(\frac{2\pi j\tau}{\omega}\right) \right], j = h_1, \dots, h_s \quad [D16]$$

$$\text{Con: } \hat{v}_\tau = \begin{cases} \widehat{X}_\tau \\ \widehat{S}_{X_\tau} \end{cases}$$

Donde \widehat{X}_τ es la media mensual del mes τ de la serie normalizada, \widehat{S}_{X_τ} es la desviación estándar mensual del mes τ de la serie normalizada. h_1 y h_s son el primer y último armónico significativo, respectivamente.

Finalmente, la tipificación se realiza con la siguiente expresión.

$$Z_\tau = \frac{X_\tau - \widehat{X}_\tau}{\widehat{S}_{X_\tau}} \quad [\text{D17}]$$

Donde Z_τ es el caudal normalizado y tipificado para el mes τ .

