

Trabajo Fin de Máster

Aplicación practica de un post-procesador para la estimación de la incertidumbre en la predicción estacional de precipitación y de aportaciones de caudal mensuales.

Intensificación: ANÁLISIS DE SISTEMAS DE RECURSOS HÍDRICOS

Autor:

FERGIE TAYRIN ARENAS GALLEGO

Tutor:

Dr. FÉLIX FRANCÉS GARCÍA

Cotutor:

JONATHAN ROMERO CUÉLLAR

SEPTIEMBRE, 2019.



UNIVERSITAT
POLITÈCNICA
DE VALÈNCIA

máster en ingeniería
hidráulica y medio ambiente
mihma

Agradecimientos

Agradezco en primer lugar a mis padres por ser mi mayor motivación para salir adelante y mi más grande apoyo en todo este proceso y en todo lo que hago, todos mis logros son el resultado de la educación y el amor que siempre me han brindado.

Agradezco a mi tutor Félix Francés García por su colaboración, consejos y ayuda prestada en todo este proceso de formación.

A mi cotutor Jonathan Romero Cuéllar por el acompañamiento, la colaboración, el tiempo dedicado y los consejos pertinentes para poder sacar esta tesis adelante y de la mejor manera posible.

A Alejo, por ser mi compañero de aventuras y apoyarme siempre en cada paso que decido tomar. Infinitas gracias por recorrer este camino a mi lado, por reconfortarme en los momentos de tristeza y frustración, y por sobre todo impulsarme siempre a perseguir mis sueños y salir adelante.

Al Grupo de Investigación en Modelación Hidrológica y Ambiental GIMHA por su acogida y colaboración en todo este proceso.

Y por último a la Universitat Politècnica de València y en especial al MIHMA por la excelente educación recibida y por fomentar mi crecimiento profesional.

Resumen del trabajo de fin de Máster

Datos del proyecto

Título del TFM en español: Aplicación práctica de un post-procesador para la estimación de la incertidumbre en la predicción estacional de precipitaciones y aportaciones de caudal mensuales.

Título del TFM en inglés: Practical application of a post-processor for the estimation of uncertainty in the seasonal prediction of monthly precipitation and discharges.

Título del TFM en Valenciano: Aplicació practica d'un post-processador per a l'estimació de la incertesa en la predicció estacional de precipitació i d'aportacions de cabal mensuals.

Alumno: Fergie Tayrin Arenas Gallego

Tutor: Félix Francés Garcia

Cotutor/es: Jonathan Romero Cuéllar

Fecha de Lectura: Septiembre, 2019

Resumen

En español: Los pronósticos mensuales y estacionales proporcionan una perspectiva a largo plazo de los cambios en el sistema hidrológico ya que brindan predicciones tempranas de eventos como olas de calor, periodos fríos, sequías, entre otros, además contribuyen a la gestión de los recursos hídricos siendo útiles para el análisis de los impactos de dichos eventos en sectores como la agricultura, la energía y el abastecimiento de agua. Sin embargo, dichos pronósticos generan grandes incertidumbres debido a errores en las condiciones iniciales, la estimación de parámetros, la conceptualización de los modelos atmosféricos y a la variabilidad propia del fenómeno a predecir.

Es por esto que la finalidad de esta investigación es la comparación entre la estimación informal o empírica de la incertidumbre predictiva en los pronósticos estacionales y mensuales de precipitación, temperatura y caudal del ECMWF y la estimación de la incertidumbre predictiva usando un modelo de error a modo de post-procesador denominado Model Conditional Processor (MCP). Este modelo tiene como objetivo evaluar y cuantificar la incertidumbre en la predicción, permitiendo combinar las observaciones con uno o varios modelos de pronóstico, estimando así con que probabilidad se puede verificar la ocurrencia real de una variable de cierta magnitud, condicionada a la estimación que se ha realizado sobre esta con el modelo de pronóstico. Para garantizar la bondad del modelo de error, el primer paso es correrlo con predicciones históricas de precipitación y temperatura en un cierto periodo de tiempo y contrastar el comportamiento de estas frente a las observaciones reales que se hicieron en ese periodo histórico, analizando diferentes estadísticos como la prueba de Kolmogorov-Smirnov, la precisión, la confiabilidad y la proporción de excedencia del 90%, así como medidas de eficiencia tales como el índice de Nash-Sutcliffe, el criterio de Kling-Gupta, el coeficiente de correlación de Pearson, entre otros, con lo que después se podrá justificar la validez de dicho modelo para predecir a futuro. Posteriormente se podrá analizar cuanta incertidumbre agrega la simulación hidrológica realizando el mismo procedimiento en la variable caudal.

El caso de estudio se ubica en una subcuenca del río Oria en el País Vasco, en la cual se cuentan con datos históricos de precipitación, temperatura y caudales de aforo provenientes

de la Diputació Foral de Gipuzkoa y datos de predicciones històriques de precipitació y temperatura del ECMWF (European Centre for Medium-Range Weather Forecasts); para este primer caso de estudio se implementarà un modelo hidrològic distribuït llançat TETIS 9.0.1. Para la aplicació del post-proceso se tendrà una etapa de validació y calibració, las cuales seràn 2000-2010 y 2011-2015 respectivamente. Al final se podrà analizar la bondad del modelo de error en la predicción de las variables precipitació y temperatura, y en los resultados de la modelación hidrològica con la predicción de la variable caudal.

En valenciano: Els pronòstics mensuals i estacionals proporcionen una perspectiva a llarg termini dels canvis en el sistema hidrològic ja que brinden prediccions primerenques d'esdeveniments com a onades de calor, períodes freds, sequeres, entre altres, a més contribueixen a la gestió dels recursos hídrics sent útils per a l'anàlisi dels impactes d'aquests esdeveniments en sectors com l'agricultura, l'energia i el proveïment d'aigua. No obstant això, aquests pronòstics generen grans incerteses a causa d'errors en les condicions inicials, l'estimació de paràmetres, la conceptualització dels models atmosfèrics i a la variabilitat pròpia del fenomen a predir.

És per això que la finalitat d'aquesta investigació és la comparació entre l'estimació informal o empírica de la incertesa predictiva en els pronòstics estacionals i mensuals de precipitació, temperatura i cabal del ECMWF i l'estimació de la incertesa predictiva usant un model d'error a manera de post-processador denominat Model Conditional Processor (MCP). Aquest model té com a objectiu avaluar i quantificar la incertesa en la predicción, permetent combinar les observacions amb un o diversos models de pronòstic, estimant així que probabilitat es pot verificar l'ocurrència real d'una variable de certa magnitud, condicionada a l'estimació que s'ha realitzat sobre aquesta amb el model de pronòstic. Per a garantir la bondat del model d'error, el primer pas és córrer-lo amb prediccions històriques de precipitació i temperatura en un cert període de temps i contrastar el comportament d'aquestes enfront de les observacions reals que es van fer en aqueix període històric, analitzant diferents estadístics com la prova de Kolmogorov-Smirnov, la precisió, la confiabilitat i la proporció d'excedència del 90%, així com mesures d'eficiència tals com l'índex de Nash-Sutcliffe, el criteri de Kling-Gupta, el coeficient de correlació de Pearson, entre altres, amb el que després es podrà justificar la validesa d'aquest model per a predir a futur. Posteriorment es podrà analitzar quanta incertesa agrega la simulació hidrològica realitzant el mateix procediment en la variable cabal.

El cas d'estudi se situa en la conca del riu Oria al País Basc, en la qual es compten amb dades històriques de precipitació, temperatura i cabals d'aforament provinents de la Diputació Foral de Guipúscoa i dades de prediccions històriques de precipitació i temperatura del ECMWF (European Centre for Medium-Range Weather Forecasts); per a aquest primer cas d'estudi s'implementarà un model hidrològic distribuït anomenat TETIS 9.0.1. Per a l'aplicació del post-procés es tindrà una etapa de validació i calibratge, les quals seran 2000-2010 i 2011-2015 respectivament. Al final es podrà analitzar la bondat del model d'error en la predicción de les variables precipitació i temperatura, i en els resultats del modelatge hidrològic amb la predicción de la variable cabal.

En inglés: The monthly and seasonal forecasts provide a long-term perspective of changes in the hydrological system as they provide early predictions of events such as heat waves, cold periods, droughts, among others, also contribute to the management of water resources being useful for the analysis of the impacts of such events in sectors such as agriculture, energy and water supply. However, these forecasts generate great uncertainties due to errors in the initial conditions, the estimation of parameters, the conceptualization of atmospheric models and the variability of the phenomenon to be predicted.

This is why the purpose of this research is the comparison between the informal or empirical estimation of the predictive uncertainty in the seasonal and monthly forecasts of precipitation, temperature and flow of the ECMWF and the estimation of the predictive uncertainty using an error model as a post-processor called Model Conditional Processor (MCP). The objective of this model is to evaluate and quantify the uncertainty in the prediction, allowing observations to be combined with one or several forecast models, thus estimating the probability of verifying the real occurrence of a variable of a certain magnitude, conditioned to the estimation that has been made on it with the forecast model. To guarantee the goodness of the error model, the first step is to run it with historical predictions of precipitation and temperature in a certain period of time and contrast the behavior of these against the real observations that were made in that historical period, analyzing different statistics such as the Kolmogorov-Smirnov test, the accuracy, reliability and 90% exceedance ratio, as well as efficiency measures such as the Nash-Sutcliffe index, the Kling-Gupta criterion, the Pearson correlation coefficient, among others, which can then justify the validity of this model to predict the future. Subsequently, it will be possible to analyze how much uncertainty the hydrological simulation adds by performing the same procedure in the flow variable.

The case study is located in the Oria river basin in the Basque Country, in which there are historical data on precipitation, temperature and gauging flows from the Provincial Council of Gipuzkoa and historical predictions of precipitation and temperature from the ECMWF (European Centre for Medium-Range Weather Forecasts); for this first case study a distributed hydrological model called TETIS 9 will be implemented.0.1. For the application of the post-process there will be a validation and calibration stage, which will be 2000-2010 and 2011-2015 respectively. At the end it will be possible to analyze the goodness of the error model in the prediction of the precipitation and temperature variables, and in the results of the hydrological modeling with the prediction of the flow variable.

Palabras clave español: Pronóstico estacional, incertidumbre, ECMWF, modelo hidrológico, bondad del modelo de error.

Palabras clave valenciano: Pronòstic estacional, incertesa, ECMWF, model hidrològic, bondat del model d'error.

Palabras clave inglés: Seasonal forecast, uncertainty, ECMWF, hydrological model, goodness of error model.

Contenido

Agradecimientos.....	2
Resumen del trabajo de fin de Máster	3
Lista de figuras.....	8
Lista de tablas.....	14
1 INTRODUCCIÓN	15
1.1 Introducción general.....	15
1.2 Motivación.....	16
1.3 Objetivos y alcance	17
2 ANTECEDENTES	18
2.1 Predicción estacional	18
2.2 Definición de la incertidumbre predictiva	19
2.3 La incertidumbre y el error en la predicción.....	20
2.4 Revisión estado del arte.....	21
3 METODOLOGÍA	24
3.1 Caso de estudio: Subcuenca del río Oria (País Vasco)	24
3.2 Pronósticos históricos de precipitación y temperatura (ECMWF)	25
3.3 Modelo hidrológico TETIS	29
3.4 Model Conditional Processor (MCP)	32
3.5 Medidas de desempeño y estadísticos.....	36
3.6 Corrección del sesgo.....	39
4 RESULTADOS Y DISCUSIÓN	40
4.1 Precipitación	41
4.1.1 Desempeño predictivo de las métricas deterministas.....	44
4.1.2 Desempeño predictivo de las métricas probabilistas	50
4.2 Temperatura	60
4.2.1 Desempeño predictivo de las métricas deterministas.....	63
4.2.2 Desempeño predictivo de las métricas probabilistas	69
4.3 Caudal	79
4.3.1 Desempeño predictivo de las métricas deterministas.....	83
4.3.2 Desempeño predictivo de las métricas probabilistas	89
5 CONCLUSIONES.....	99
REFERENCIAS Y BIBLIOGRAFÍA.....	101
ANEXO I	103



Precipitación	103
Temperatura	114
Caudal	125

Lista de figuras

Figura 1. Fundamento principal para la estimación de la incertidumbre predictiva. Fuente: - Francés- (2018) adaptado de -Todini- (2008).	20
Figura 2. Subcuenca del río Agauntza en España. Fuente: Propia.	24
Figura 3. Proceso que emplea el ECMWF para realizar un pronóstico global. Fuente: Buizza (2018).	26
Figura 4. Esquema de los pronósticos realizados por el ECMWF. Fuente: Propia.	27
Figura 5. Esquema de las series de pronóstico del ECMW obtenidas para cada mes de antelación. Fuente: Propia.	28
Figura 6. Esquema del modelo hidrológico distribuido TETIS. Fuente: (GIMHA, 2018).	30
Figura 7. Procedimiento empleado en el Model Conditional Processor. Fuente: (Barbetta, Coccia, Moramarco, & Todini, 2016).	33
Figura 8. Diagramas interpretativos de los PP-plots. Fuente: (Hernández-lópez, 2017).	35
Figura 9. Ubicación de la subcuenca de estudio dentro del Grib producto del ECMWF. Fuente: Propia.	39
Figura 10. Procedimiento a seguir para la obtención de los resultados.	40
Figura 11. Conjunto de predicciones de precipitación del ECMWF con los 25 miembros respectivos (líneas de colores) y envolvente con los cuantiles del 5-95% estimados mediante el método Plotting Positions en el periodo de calibración 2000-2010 para a) Cero meses de antelación, b) Dos meses de antelación, c) Cuatro meses de antelación y d) Seis meses de antelación.	42
Figura 12. Conjunto de predicciones de precipitación del ECMWF con los 25 miembros respectivos (líneas de colores) y envolvente con los cuantiles del 5-95% estimados mediante el método Plotting Positions en el periodo de validación 2011-2015 para a) Cero meses de antelación, b) Dos meses de antelación, c) Cuatro meses de antelación y d) Seis meses de antelación.	43
Figura 13. En la parte superior serie temporal mensual con la mediana de los 25 miembros de las predicciones de precipitación brutas (línea negra), observaciones (línea roja), serie temporal mensual corregida por Quantile Mapping (línea azul) y diagrama de dispersión de la mediana de los 25 miembros de las predicciones respecto a las observaciones. En la parte inferior serie temporal se los errores residuales e histograma de dichos errores. Todo esto para a) Cero meses de antelación, b) Dos meses de antelación, c) Cuatro meses de antelación y d) Seis meses de antelación.	45
Figura 14. En la parte superior serie temporal mensual con los valores máximos de los 25 miembros de las predicciones de precipitación brutas (línea negra), observaciones (línea roja), serie temporal mensual corregida por Quantile Mapping (línea azul) y diagrama de dispersión para los valores máximos de los 25 miembros de las predicciones respecto a las observaciones. En la parte inferior serie temporal se los errores residuales e histograma de dichos errores. Todo esto para a) Cero meses de antelación, b) Dos meses de antelación, c) Cuatro meses de antelación y d) Seis meses de antelación.	46
Figura 15. En la parte superior serie temporal mensual con los valores mínimos de los 25 miembros de las predicciones de precipitación brutas (línea negra), observaciones (línea roja), serie temporal mensual corregida por Quantile Mapping (línea azul) y diagrama de dispersión con los valores mínimos de los 25 miembros de las predicciones respecto a las observaciones.	

En la parte inferior serie temporal se los errores residuales e histograma de dichos errores. Todo esto para a) Cero meses de antelación, b) Dos meses de antelación, c) Cuatro meses de antelación y d) Seis meses de antelación.....47

Figura 16. En la parte izquierda se muestra la incertidumbre predictiva condicional del post-procesador MCP en la etapa de calibración 2000-2010 para la mediana de los 25 miembros de las predicciones de precipitación, en donde la línea roja es la mediana de la predicción del MCP, los puntos indican las observaciones y la región gris la banda de incertidumbre el 90%. En la parte derecha se muestran los gráficos QQ-plots para la predicción del ECMWF y la predicción del MCP. Todo esto para a) Cero meses de antelación, b) Dos meses de antelación, c) Cuatro meses de antelación y d) Seis meses de antelación.....52

Figura 17. En la parte izquierda se muestra la incertidumbre predictiva condicional del post-procesador MCP en la etapa de validación 2011-2015 para la mediana de los 25 miembros de las predicciones de precipitación, en donde la línea roja es la mediana de la predicción del MCP, los puntos indican las observaciones y la región gris la banda de incertidumbre el 90%. En la parte derecha se muestran los gráficos QQ-plots para la predicción del ECMWF y la predicción del MCP. Todo esto para a) Cero meses de antelación, b) Dos meses de antelación, c) Cuatro meses de antelación y d) Seis meses de antelación.....53

Figura 18. En la parte izquierda se muestra la incertidumbre predictiva condicional del post-procesador MCP en la etapa de calibración 2000-2010 para los valores máximos de los 25 miembros de las predicciones de precipitación, en donde la línea roja es la mediana de la predicción del MCP, los puntos indican las observaciones y la región gris la banda de incertidumbre el 90%. En la parte derecha se muestran los gráficos QQ-plots para la predicción del ECMWF y la predicción del MCP. Todo esto para a) Cero meses de antelación, b) Dos meses de antelación, c) Cuatro meses de antelación y d) Seis meses de antelación.....55

Figura 19. En la parte izquierda se muestra la incertidumbre predictiva condicional del post-procesador MCP en la etapa de validación 2011-2015 para los valores máximos de los 25 miembros de las predicciones de precipitación, en donde la línea roja es la mediana de la predicción del MCP, los puntos indican las observaciones y la región gris la banda de incertidumbre el 90%. En la parte derecha se muestran los gráficos QQ-plots para la predicción del ECMWF y la predicción del MCP. Todo esto para a) Cero meses de antelación, b) Dos meses de antelación, c) Cuatro meses de antelación y d) Seis meses de antelación.....56

Figura 20. En la parte izquierda se muestra la incertidumbre predictiva condicional del post-procesador MCP en la etapa de calibración 2000-2010 para los valores mínimos de los 25 miembros de las predicciones de precipitación, en donde la línea roja es la mediana de la predicción del MCP, los puntos indican las observaciones y la región gris la banda de incertidumbre el 90%. En la parte derecha se muestran los gráficos QQ-plots para la predicción del ECMWF y la predicción del MCP. Todo esto para a) Cero meses de antelación, b) Dos meses de antelación, c) Cuatro meses de antelación y d) Seis meses de antelación.....58

Figura 21. En la parte izquierda se muestra la incertidumbre predictiva condicional del post-procesador MCP en la etapa de validación 2011-2015 para los valores mínimos de los 25 miembros de las predicciones de precipitación, en donde la línea roja es la mediana de la predicción del MCP, los puntos indican las observaciones y la región gris la banda de incertidumbre el 90%. En la parte derecha se muestran los gráficos QQ-plots para la

predicción del ECMWF y la predicción del MCP. Todo esto para a) Cero meses de antelación, b) Dos meses de antelación, c) Cuatro meses de antelación y d) Seis meses de antelación.

.....59

Figura 22. Conjunto de predicciones de temperatura del ECMWF con los 25 miembros respectivos (líneas de colores) y envolvente con los cuantiles del 5-95% estimados mediante el método Plotting Positions en el periodo de calibración 2000-2010 para a) Cero meses de antelación, b) Dos meses de antelación, c) Cuatro meses de antelación y d) Seis meses de antelación.....61

Figura 23. Conjunto de predicciones de temperatura del ECMWF con los 25 miembros respectivos (líneas de colores) y envolvente con los cuantiles del 5-95% estimados mediante el método Plotting Positions en el periodo de validación 2011-2015 para a) Cero meses de antelación, b) Dos meses de antelación, c) Cuatro meses de antelación y d) Seis meses de antelación.....62

Figura 24. En la parte superior serie temporal mensual con la mediana de los 25 miembros de las predicciones de temperatura brutas (línea negra), observaciones (línea roja), serie temporal mensual corregida por Quantile Mapping (línea azul) y diagrama de dispersión de la mediana de los 25 miembros de las predicciones respecto a las observaciones. En la parte inferior serie temporal se los errores residuales e histograma de dichos errores. Todo esto para a) Cero meses de antelación, b) Dos meses de antelación, c) Cuatro meses de antelación y d) Seis meses de antelación.....64

Figura 25. En la parte superior serie temporal mensual con los valores máximos de los 25 miembros de las predicciones de temperatura brutas (línea negra), observaciones (línea roja), serie temporal mensual corregida por Quantile Mapping (línea azul) y diagrama de dispersión con los valores máximos de los 25 miembros de las predicciones respecto a las observaciones. En la parte inferior serie temporal se los errores residuales e histograma de dichos errores. Todo esto para a) Cero meses de antelación, b) Dos meses de antelación, c) Cuatro meses de antelación y d) Seis meses de antelación.....65

Figura 26. En la parte superior serie temporal mensual con los valores mínimos de los 25 miembros de las predicciones de temperatura brutas (línea negra), observaciones (línea roja), serie temporal mensual corregida por Quantile Mapping (línea azul) y diagrama de dispersión con los valores mínimos de los 25 miembros de las predicciones respecto a las observaciones. En la parte inferior serie temporal se los errores residuales e histograma de dichos errores. Todo esto para a) Cero meses de antelación, b) Dos meses de antelación, c) Cuatro meses de antelación y d) Seis meses de antelación.....66

Figura 27. En la parte izquierda se muestra la incertidumbre predictiva condicional del post-procesador MCP en la etapa de calibración 2000-2010 para la mediana de los 25 miembros de las predicciones de temperatura, en donde la línea roja es la mediana de la predicción del MCP, los puntos indican las observaciones y la región gris la banda de incertidumbre el 90%. En la parte derecha se muestran los gráficos QQ-plots para la predicción del ECMWF y la predicción del MCP. Todo esto para a) Cero meses de antelación, b) Dos meses de antelación, c) Cuatro meses de antelación y d) Seis meses de antelación.....71

Figura 28. En la parte izquierda se muestra la incertidumbre predictiva condicional del post-procesador MCP en la etapa de validación 2011-2015 para la mediana de los 25 miembros de las predicciones de temperatura, en donde la línea roja es la mediana de la predicción del MCP, los puntos indican las observaciones y la región gris la banda de incertidumbre el 90%. En la parte derecha se muestran los gráficos QQ-plots para la predicción del ECMWF y la

predicción del MCP. Todo esto para a) Cero meses de antelación, b) Dos meses de antelación, c) Cuatro meses de antelación y d) Seis meses de antelación.72

Figura 29. En la parte izquierda se muestra la incertidumbre predictiva condicional del post-procesador MCP en la etapa de calibración 2000-2010 para los valores máximos de los 25 miembros de las predicciones de temperatura, en donde la línea roja es la mediana de la predicción del MCP, los puntos indican las observaciones y la región gris la banda de incertidumbre el 90%. En la parte derecha se muestran los gráficos QQ-plots para la predicción del ECMWF y la predicción del MCP. Todo esto para a) Cero meses de antelación, b) Dos meses de antelación, c) Cuatro meses de antelación y d) Seis meses de antelación.74

Figura 30. En la parte izquierda se muestra la incertidumbre predictiva condicional del post-procesador MCP en la etapa de validación 2011-2015 para los valores máximos de los 25 miembros de las predicciones de temperatura, en donde la línea roja es la mediana de la predicción del MCP, los puntos indican las observaciones y la región gris la banda de incertidumbre el 90%. En la parte derecha se muestran los gráficos QQ-plots para la predicción del ECMWF y la predicción del MCP. Todo esto para a) Cero meses de antelación, b) Dos meses de antelación, c) Cuatro meses de antelación, d) Seis meses de antelación. 75

Figura 31. En la parte izquierda se muestra la incertidumbre predictiva condicional del post-procesador MCP en la etapa de calibración 2000-2010 para los valores mínimos de los 25 miembros de las predicciones de temperatura, en donde la línea roja es la mediana de la predicción del MCP, los puntos indican las observaciones y la región gris la banda de incertidumbre el 90%. En la parte derecha se muestran los gráficos QQ-plots para la predicción del ECMWF y la predicción del MCP. Todo esto para a) Cero meses de antelación, b) Dos meses de antelación, c) Cuatro meses de antelación y d) Seis meses de antelación.77

Figura 32. En la parte izquierda se muestra la incertidumbre predictiva condicional del post-procesador MCP en la etapa de validación 2011-2015 para los valores mínimos de los 25 miembros de las predicciones de temperatura, en donde la línea roja es la mediana de la predicción del MCP, los puntos indican las observaciones y la región gris la banda de incertidumbre el 90%. En la parte derecha se muestran los gráficos QQ-plots para la predicción del ECMWF y la predicción del MCP. Todo esto para a) Cero meses de antelación, b) Dos meses de antelación, c) Cuatro meses de antelación y d) Seis meses de antelación.78

Figura 33. Calibración del modelo hidrológico en el punto de desagüe de Agauntza para el periodo 1987-2000.79

Figura 34. Validación del modelo hidrológico en el punto de desagüe de Agauntza para el periodo 2000-2015.79

Figura 35. Conjunto de predicciones de caudal resultantes de la modelación hidrológica con las predicciones de precipitación y temperatura del ECMWF con los 25 miembros respectivos (líneas de colores) y envolvente con los cuantiles del 5-95% estimados mediante el método Plotting Positions en periodo de calibración 2000-2010 para a) Cero meses de antelación, b) Dos meses de antelación, c) Cuatro meses de antelación y d) Seis meses de antelación. ..81

Figura 36. Conjunto de predicciones de caudal resultantes de la modelación hidrológica con las predicciones de precipitación y temperatura del ECMWF con los 25 miembros respectivos (líneas de colores) y envolvente con los cuantiles del 5-95% estimados mediante el método

Plotting Positions en periodo de validación 2011-2015 para a) Cero meses de antelación, b) Dos meses de antelación, c) Cuatro meses de antelación y d) Seis meses de antelación. ..82

Figura 37. En la parte superior serie temporal mensual de caudal resultado del modelo hidrológico con la mediana de los 25 miembros de las predicciones de precipitación y temperatura brutas (línea negra), observaciones (línea roja), serie temporal mensual corregida por Quantile Mapping (línea azul) y diagrama de dispersión de la predicción del caudal respecto a las observaciones. En la parte inferior serie temporal se los errores residuales e histograma de dichos errores. Todo esto para a) Cero meses de antelación, b) Dos meses de antelación, c) Cuatro meses de antelación y d) Seis meses de antelación.84

Figura 38. En la parte superior serie temporal mensual de caudal resultado del modelo hidrológico con los valores máximos de los 25 miembros de las predicciones de precipitación y temperatura brutas (línea negra), observaciones (línea roja), serie temporal mensual corregida por Quantile Mapping (línea azul) y diagrama de dispersión de la predicción del caudal respecto a las observaciones. En la parte inferior serie temporal se los errores residuales e histograma de dichos errores. Todo esto para a) Cero meses de antelación, b) Dos meses de antelación, c) Cuatro meses de antelación y d) Seis meses de antelación. ..85

Figura 39. En la parte superior serie temporal mensual de caudal resultado del modelo hidrológico con los valores mínimos de los 25 miembros de las predicciones de precipitación y temperatura brutas (línea negra), observaciones (línea roja), serie temporal mensual corregida por Quantile Mapping (línea azul) y diagrama de dispersión de la predicción del caudal respecto a las observaciones. En la parte inferior serie temporal se los errores residuales e histograma de dichos errores. Todo esto para a) Cero meses de antelación, b) Dos meses de antelación, c) Cuatro meses de antelación y d) Seis meses de antelación. ..86

Figura 40. En la parte izquierda se muestra la incertidumbre predictiva condicional del post-procesador MCP en la etapa de calibración 2000-2010 para el caudal resultado de la modelación hidrológica con la mediana de los 25 miembros de las predicciones de precipitación y temperatura, en donde la línea roja es la mediana de la predicción del MCP, los puntos indican las observaciones y la región gris la banda de incertidumbre el 90%. En la parte derecha se muestran los gráficos QQ-plots para la predicción del ECMWF y la predicción del MCP. Todo esto para a) Cero meses de antelación, b) Dos meses de antelación, c) Cuatro meses de antelación y d) Seis meses de antelación.91

Figura 41. En la parte izquierda se muestra la incertidumbre predictiva condicional del post-procesador MCP en la etapa de validación 2011-2015 para el caudal resultado de la modelación hidrológica con la mediana de los 25 miembros de las predicciones de precipitación y temperatura, en donde la línea roja es la mediana de la predicción del MCP, los puntos indican las observaciones y la región gris la banda de incertidumbre el 90%. En la parte derecha se muestran los gráficos QQ-plots para la predicción del ECMWF y la predicción del MCP. Todo esto para a) Cero meses de antelación, b) Dos meses de antelación, c) Cuatro meses de antelación y d) Seis meses de antelación.92

Figura 42. En la parte izquierda se muestra la incertidumbre predictiva condicional del post-procesador MCP en la etapa de calibración 2000-2010 para el caudal resultado de la modelación hidrológica con los valores máximos de los 25 miembros de las predicciones de precipitación y temperatura, en donde la línea roja es la mediana de la predicción del MCP, los puntos indican las observaciones y la región gris la banda de incertidumbre el 90%. En la parte derecha se muestran los gráficos QQ-plots para la predicción del ECMWF y la predicción

del MCP. Todo esto para a) Cero meses de antelación, b) Dos meses de antelación, c) Cuatro meses de antelación y d) Seis meses de antelación.94

Figura 43. En la parte izquierda se muestra la incertidumbre predictiva condicional del post-procesador MCP en la etapa de validación 2011-2015 para el caudal resultado de la modelación hidrológica con los valores máximos de los 25 miembros de las predicciones de precipitación y temperatura, en donde la línea roja es la mediana de la predicción del MCP, los puntos indican las observaciones y la región gris la banda de incertidumbre el 90%. En la parte derecha se muestran los gráficos QQ-plots para la predicción del ECMWF y la predicción del MCP. Todo esto para a) Cero meses de antelación, b) Dos meses de antelación, c) Cuatro meses de antelación y d) Seis meses de antelación.95

Figura 44. En la parte izquierda se muestra la incertidumbre predictiva condicional del post-procesador MCP en la etapa de calibración 2000-2010 para el caudal resultado de la modelación hidrológica con los valores mínimos de los 25 miembros de las predicciones de precipitación y temperatura, en donde la línea roja es la mediana de la predicción del MCP, los puntos indican las observaciones y la región gris la banda de incertidumbre el 90%. En la parte derecha se muestran los gráficos QQ-plots para la predicción del ECMWF y la predicción del MCP. Todo esto para a) Cero meses de antelación, b) Dos meses de antelación, c) Cuatro meses de antelación y d) Seis meses de antelación.97

Figura 45. En la parte izquierda se muestra la incertidumbre predictiva condicional del post-procesador MCP en la etapa de validación 2011-2015 para el caudal resultado de la modelación hidrológica con los valores mínimos de los 25 miembros de las predicciones de precipitación y temperatura, en donde la línea roja es la mediana de la predicción del MCP, los puntos indican las observaciones y la región gris la banda de incertidumbre el 90%. En la parte derecha se muestran los gráficos QQ-plots para la predicción del ECMWF y la predicción del MCP. Todo esto para a) Cero meses de antelación, b) Dos meses de antelación, c) Cuatro meses de antelación y d) Seis meses de antelación.98

Lista de tablas

Tabla 1. Medidas de desempeño deterministas para la mediana, valores máximos y valores mínimos de los 25 miembros de las predicciones de precipitación antes y después de post-proceso para los diferentes meses de antelación en la etapa de calibración y validación. ...	49
Tabla 2. Medidas de desempeño probabilistas para la mediana, valores máximos y valores mínimos de los 25 miembros de las predicciones de precipitación antes y después de post-proceso para los diferentes meses de antelación en la etapa de calibración y validación. ...	51
Tabla 3. Medidas de desempeño deterministas para la mediana, valores máximos y valores mínimos de los 25 miembros de las predicciones de temperatura antes y después de post-proceso para los diferentes meses de antelación en la etapa de calibración y validación. ...	68
Tabla 4. Medidas de desempeño probabilistas para la mediana, valores máximos y valores mínimos de los 25 miembros de las predicciones de temperatura antes y después de post-proceso para los diferentes meses de antelación en la etapa de calibración y validación. ...	70
Tabla 5. Medidas de desempeño deterministas para la mediana, valores máximos y valores mínimos de los 25 miembros de las predicciones de caudal antes y después de post-proceso para los diferentes meses de antelación en la etapa de calibración y validación.	88
Tabla 6. Medidas de desempeño probabilistas para la mediana, valores máximos y valores mínimos de los 25 miembros de las predicciones de caudal antes y después de post-proceso para los diferentes meses de antelación en la etapa de calibración y validación.	90

1 INTRODUCCIÓN

1.1 Introducción general

Los pronósticos mensuales y estacionales proporcionan una perspectiva a largo plazo de los cambios en el sistema hidrológico por lo que resulta de vital importancia realizar una adecuada estimación de las diferentes variables de estado que influyen sobre dicho sistema, con el fin de garantizar el correcto funcionamiento de las diferentes infraestructuras y atenuar fenómenos extremos como crecidas y sequías; no obstante, predecir el comportamiento de la atmósfera no constituye una tarea fácil debido a su naturaleza caótica. Para garantizar una buena predicción de las variables hidroclimáticas, es importante contar con modelos climáticos bien acoplados en donde se garantice el mínimo de errores sistemáticos posibles; sin embargo, los resultados de dichos modelos no se deben asumir como ciertos ya que ningún modelo es perfecto, por lo tanto, asignar una medida de incertidumbre a la predicción que indique la probabilidad de ocurrencia de cierto fenómeno en determinado tiempo resulta fundamental (ECMWF, 2017).

Teniendo en cuenta lo anterior, el papel de la estadística en hidrología es fundamental para obtener información de los fenómenos hidrológicos pasados y así realizar inferencias acerca de comportamientos futuros. Es por esto que con el objetivo principal de comparar la estimación empírica de la incertidumbre en los pronósticos estacionales de precipitación, temperatura y caudal del Centro Europeo de Predicciones Meteorológicas a Mediano Plazo (ECMWF) con la estimación de la incertidumbre en la predicción mediante un modelo de error estadístico, en esta investigación se emplea el post-procesador estadístico denominado *Model Conditional Processor (MCP)* propuesto por Todini en el año 2008, el cual permite combinar las observaciones con uno o varios modelos de pronóstico, estimando así la probabilidad de ocurrencia real de una variable de cierta magnitud, condicionada a la estimación que se ha realizado sobre esta con el modelo de pronóstico.

La aplicación práctica del MCP se realizó en una subcuenca del río Oria ubicada en el País Vasco al norte de España, en la cual se cuenta con información proveniente del proyecto denominado “*Estudio de evaluación de los recursos hídricos totales en el ámbito de la Comunidad Autónoma del País Vasco*” necesaria para desarrollar el modelo hidrológico; este proyecto fue realizado por el Gobierno Vasco en el año 2003. Así mismo, se obtuvo la información adicional necesaria como lo son las predicciones históricas de precipitación y temperatura realizadas por el ECMWF, observaciones de precipitación, temperatura media, temperatura mínima, temperatura máxima y aforos disponibles en la dirección de obras hidráulicas de la Diputación Foral de Guipúzcoa.

Los pronósticos proporcionados por el ECMWF se realizan por conjuntos tanto para el periodo *Hindcast* (1993-2016) como para el periodo *Forecast* (2017-2019), es decir, pronósticos conjuntos compuestos por 25 miembros y 51 miembros distintos respectivamente, en donde se hace la predicción el primer día de cada mes con una ventana de predicción a 7 meses. Estos miembros del conjunto son cercanos, pero no idénticos ya que parten del mismo modelo, pero con condiciones iniciales ligeramente alteradas (Buizza, 2018). En este trabajo se utilizan solamente los pronósticos del periodo *Hindcast*, ya que en el periodo *Forecast* hay vacíos en los datos.

Con el fin de conocer el comportamiento de la incertidumbre en los conjuntos de pronósticos realizados por el ECMWF, estos se comparan con el post-proceso realizado en el MCP para los diferentes meses de antelación, todo esto dentro del periodo *Hindcast* mediante la simplificación de los 25 miembros en la mediana, valores máximos y valores mínimos; en esta investigación se entiende por simplificación como la reducción de los 25 miembros en los estadísticos resumen de mediana, valores máximos y valores mínimos. Adicional a esto se analiza la propagación de la incertidumbre en la variable caudal mediante la modelación hidrológica, partiendo de las predicciones de precipitación y temperatura media, máxima y mínima, estas tres últimas necesarias para el cálculo de la evapotranspiración.

1.2 Motivación

La predicción estacional tiene como objetivo principal predecir el comportamiento del clima en los próximos meses, siendo esta de vital importancia en el ciclo hidrológico y por ende en la planificación y gestión de los recursos hídricos. Así mismo, siendo posible pronosticar situaciones climatológicas extremas, se contempla el aprovechamiento de dichas situaciones, es decir, en lugares propensos a sequías si se pronostican meses en donde lloverá más de lo normal lo más factible sería almacenar el agua en los embalses para proporcionarla en periodos de escases. Estos pronósticos no pretenden predecir el momento exacto de un evento meteorológico, por ejemplo, la precipitación que caerá en un determinado día del mes, más bien pretende proporcionar información sobre el comportamiento de las próximas temporadas, pudiendo predecir si serán más húmedas, más secas, más cálidas o más frías de lo normal.

Debido al interés y a la incertidumbre que genera el comportamiento del clima en el futuro, diferentes centros de investigación han desarrollado modelos de pronóstico estacional cada vez más integrados, en los cuales se tiene en cuenta la dinámica océano-atmósfera y en algunos modelos configuraciones que incluyen vegetación dinámica, biología oceánica y química atmosférica. Sin embargo, debido a la naturaleza caótica de la atmósfera, a las condiciones iniciales asumidas en los modelos, la estimación de parámetros, la conceptualización de los modelos atmosféricos y a la variabilidad propia del fenómeno a predecir, es de esperarse que las predicciones estacionales o a largo plazo generen grandes incertidumbres, lo cual hace necesario aún más mejoras en los modelos de pronóstico y es por esto que se emplea el post-procesamiento de los datos, con el fin de obtener pronósticos más precisos y fiables.

1.3 Objetivos y alcance

Como ya se mencionó anteriormente el objetivo general de este trabajo es comparar la estimación empírica o informal de la incertidumbre en los pronósticos conjuntos estacionales del ECMWF con la estimación de la incertidumbre en la predicción mediante el modelo de error estadístico a modo de post-procesador *Model Conditional Processor (MCP)*, con el fin de verificar si el post-proceso mejora la estimación de la incertidumbre asociada a cada variable y a cada antelación para una agregación mensual de las variables predichas.

Como objetivos específicos se plantean los siguientes:

- Estimar la incertidumbre predictiva en la precipitación, temperatura y caudal mensual mediante la implementación del MCP para los diferentes meses de antelación y las diferentes simplificaciones realizadas para los pronósticos conjuntos.
- Analizar el comportamiento de la incertidumbre en las predicciones agregadas mensualmente provenientes del ECMWF para los diferentes tiempos de antelación, antes y después del post-proceso.
- Analizar las simplificaciones de los miembros de los pronósticos conjuntos en mediana, valores máximos y valores mínimos, con el fin de determinar cuál simplificación resume mejor la incertidumbre predictiva.
- Evaluar la propagación de la incertidumbre desde la predicción de la precipitación y la temperatura al pasar por la modelación hidrológica, hasta la predicción del caudal a escala mensual.

2 ANTECEDENTES

2.1 Predicción estacional

En los últimos años se han podido estudiar y comprender diferentes fenómenos naturales, sin embargo, predecir el comportamiento por anticipado de estos fenómenos es un campo al cual le queda mucho por entender. Adicional a esto, debido al creciente aumento de la población y por ende a las actividades humanas, el clima ha ido cambiando drásticamente dando lugar a eventos cada vez más extremos y en consecuencia directa eventos cada vez más difíciles de predecir.

La predicción estacional tiene una influencia directa sobre los sectores dependientes del clima, tales como el sector hidroeléctrico, la agricultura, el turismo y la planificación de los recursos hídricos. Es por esto que el objetivo principal de la predicción estacional es predecir anomalías climáticas con semanas o algunos meses de antelación, en la cual se requieren complejos modelos climáticos que acoplan el océano y la atmósfera; sin embargo, la atmósfera de la tierra es un sistema caótico, el cual no sigue un camino sencillo de predecir y en el cual es muy difícil conocer el estado inicial, generando una gran incertidumbre cuanto mayor sea el tiempo de antelación. Las predicciones a largo plazo o estacionales se apoyan en varias componentes clave para determinar las variaciones de la atmósfera, la más importante de ellas por ser la mayor fuente de variabilidad climática interanual es el ciclo ENSO (El niño-Oscilación del sur), el cual, aunque sucede sobre el pacífico tropical tiene gran influencia en todas las cuencas oceánicas sobre la temperatura superficial del mar, la precipitación y los vientos. Todos estos factores, además de la cobertura de nieve y la humedad del suelo, son claves para la predicción estacional. Debido a esto, las predicciones a largo plazo tienden a presentarse en forma de anomalías respecto a la climatología general, descartándose una predicción determinista. (Burguete & Agencia Estatal de Meteorología, 2018)

Adicional a esto, Burguete & AEMET(2018) analizan un fenómeno importante denominado “*El efecto mariposa*”, que en España es considerado muy influyente. Este efecto establece que pequeños cambios generan grandes consecuencias debido precisamente a la sensibilidad de los modelos a las condiciones iniciales de la atmósfera. Este efecto puede alterar drásticamente la predicción y es mucho más notorio en latitudes medias, en donde predicciones más allá de una semana no son muy útiles. Sin embargo, la AEMET recomienda emplear diversos modelos climáticos con el fin de obtener tendencias medias y así contrarrestar un poco este efecto.

La predicción estacional de la precipitación, siendo esta quizás la variable más importante en el ciclo hidrológico y por ende en la planificación y gestión de los recursos hídricos es a su vez la más difícil de predecir debido a su variación espacial y temporal. La precipitación varía de acuerdo a los movimientos de rotación de la tierra y dependiendo del lugar hay meses en donde llueve más que otros. Además, la distribución espacial es muy variada, pasando por lugares en los que prácticamente no llueve en todo el año como en el desierto del Sahara, hasta lugares en donde la precipitación anual es superior a los 3000 mm por año, en el caso del pacífico colombiano. Adicional a esto, el cambio climático dificulta aún más la predicción de la precipitación debido al aumento de fenómenos extremos, en donde varios escenarios exponen una disminución de las precipitaciones cerca a los trópicos y un aumento cerca a los hemisferios.

En el caso de la temperatura que se relaciona directamente con la evaporación y la evapotranspiración, también es una de las variables más importantes del ciclo hidrológico, ya que por medio de la evaporación el agua líquida de los océanos ingresa a la atmósfera en forma de vapor y por medio de la evapotranspiración el agua que transpiran las plantas también llega a la atmósfera en forma de vapor. Sin embargo, la evaporación y la evapotranspiración varían espacialmente, por lo que la calidad de la predicción estacional de esta variable dependerá en gran magnitud de la zona geográfica de estudio. Así mismo, como en el caso de la precipitación, el cambio climático dificulta aún más la predicción de esta debido al aumento de fenómenos extremos, en donde varios escenarios exponen de manera general aumentos en la temperatura.

Por último, en la variable caudal se integra espacial y temporalmente la precipitación, la evapotranspiración, teniendo en cuenta las características geomorfológicas propias de la cuenca y en el cual posiblemente para el caso de la predicción se presente la transmisión de los errores en la predicción desde los inputs, que se componen de las predicciones de precipitación y temperatura.

2.2 Definición de la incertidumbre predictiva

Todini (2008) define la incertidumbre predictiva como la probabilidad de ocurrencia de un evento futuro condicionado a todo el conocimiento y la información disponible en el presente.

La incertidumbre predictiva al tener un carácter probabilístico se puede describir matemáticamente en términos de una función de distribución de probabilidad. Así pues, teniendo en cuenta como información disponible hasta el momento de la predicción las observaciones históricas y el resultado de un modelo de predicción ya realizado, en la Figura 1 se muestra un gráfico de dispersión entre estas dos variables, en el cual la función de distribución de probabilidad abarca toda la información disponible hasta un instante de tiempo determinado evaluando todas las posibles situaciones hidrológicas pasadas, y con lo cual condicionado a toda esta información se predice la posible situación hidrológica futura (Múnera, Coccia, Francés, & Todini, 2010).

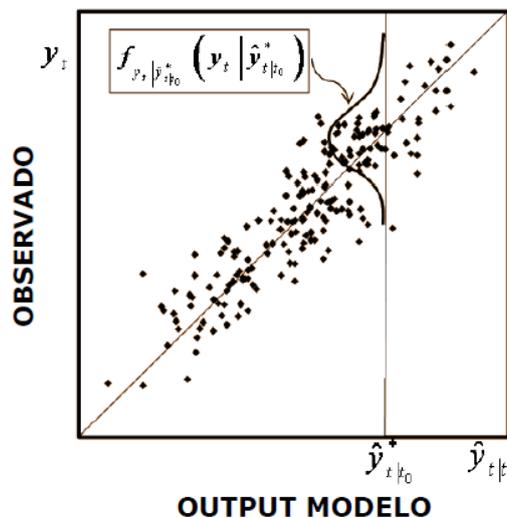


Figura 1. Fundamento principal para la estimación de la incertidumbre predictiva. Fuente: -Francés- (2018) adaptado de -Todini- (2008).

2.3 La incertidumbre y el error en la predicción

Según Burguete & AEMET (2018) los errores e incertidumbres en los modelos de predicción se clasifican en:

- Errores sistemáticos: Son las deficiencias internas del modelo que lo incapacitan para simular sistemáticamente de forma adecuada la evolución de la atmósfera observada. Estos errores son, por ejemplo, el diseño del modelo, errores en los instrumentos de medición entre otros.
- Errores/incertidumbres aleatorias: Se deben principalmente a las fluctuaciones estadísticas en la física, es decir, la precisión de la predicción es mejor si aumenta el tamaño de la muestra o teniendo un mayor cuidado con las mediciones.
- Incertidumbres conocidas: Son aquellas limitaciones en la descripción física de los procesos atmosféricos, por ejemplo, errores en las condiciones iniciales o la variabilidad propia del fenómeno a predecir.
- Incertidumbres desconocidas: Son las incertidumbres que no podemos estimar. Un ejemplo de esto es un modelo de caja negra en donde tenemos un input y un output, pero no se sabe a ciencia cierta cuál fue el proceso realizado para obtener el resultado.

Debido a la naturaleza caótica de la atmósfera y a su carácter fuertemente no lineal, las predicciones a corto y mediano plazo presentan en teoría menos incertidumbre que las predicciones estacionales o a largo plazo, debido principalmente a la sensibilidad a las condiciones iniciales que para un periodo de predicción de pocos días suele ser pequeña. Es por esto que se hace necesario complementar la predicción determinista (corto y mediano plazo) con la predicción probabilista (estacional o largo plazo), extendiendo el concepto de

estado atmosférico al espacio de probabilidades (Burguete & Agencia Estatal de Meteorología, 2018).

En un sistema de predicción probabilista se define el estado de la atmósfera en términos de una función de densidad de probabilidad (PDF), la cual aporta un soporte matemático que ayuda a estimar la incertidumbre en términos de la evolución en el tiempo de dicha PDF. Es muy importante fundamentarse en un buen marco teórico para estimar la incertidumbre que simule las fuentes de error en la predicción, para lo cual se desarrolla la técnica de predicción por conjuntos que es la técnica a tratar en este trabajo.

El ECMWF realiza las predicciones a largo plazo por el método llamado *Sistema de predicción por conjuntos*, en el cual se hace una aproximación probabilista a la predicción numérica del tiempo con diferentes escenarios atmosféricos posibles alterando las condiciones iniciales para un determinado conjunto, a esos escenarios se les denomina miembros y entre más miembros se calculen existe una mejor estimación de la predicción. En este sistema de predicción por conjuntos las variables se denominan aleatorias, ya que, en cada punto de la malla, en cada instante de tiempo y para cada parámetro a tratar ya sea precipitación o temperatura, existe una variable que se puede considerar como aleatoria la cual es una muestra de la población o conjunto. Estas variables aleatorias contienen la información sobre la incertidumbre en la predicción del modelo climático, por lo que para representar dicha incertidumbre se usan las distribuciones de probabilidad y de frecuencia, las medidas de centralización (media, mediana y moda), las medidas de dispersión (desviación típica y rango intercuartílico), medidas de posición (máximo, mínimo, mediana y percentiles), funciones de densidad de probabilidad y funciones de densidad de probabilidad acumulada (Burguete & Agencia Estatal de Meteorología, 2018).

2.4 Revisión estado del arte

Con el fin de conocer sobre los últimos estudios realizados sobre predicciones de diferentes variables mediante la metodología propuesta para el post-proceso y sobre el uso de los datos proporcionados por el ECMWF, se realiza una breve recopilación en la cual se analizan los aspectos más importantes de cada estudio y los principales resultados obtenidos.

Todini (2008) propuso la metodología empleada en este trabajo que se describe en el siguiente capítulo, en donde planteo como objetivo principal estimar la incertidumbre predictiva con el fin de realizar una mejor gestión frente a emergencias relacionadas con inundaciones. Para emplear el *Model Conditional Processor (MCP)*, realizo una comparación con otros dos post-procesadores llamados *Hydrologic Uncertainty Processor (HUP)* y *Bayesian Model Averaging (MBA)* en términos de sesgo y varianza; se utilizaron datos de niveles de agua medidos junto con un conjunto de pronósticos producidos por el sistema de predicción de inundaciones con diferentes antelaciones a corto plazo. Los resultados obtenidos demostraron que la metodología del MCP es muy potente para la estimación de la incertidumbre predictiva, ya que la banda de incertidumbre del 95% resulto ser más delgada en comparación con las de los otros post-procesadores gracias a que el MCP se beneficia de los datos de diferentes modelos de pronósticos incorporando toda la información disponible.

Munera et al. (2010) plantearon como objetivo evaluar la incertidumbre predictiva mediante el MCP para la predicción de crecidas en tiempo real utilizando tres modelos de predicción distintos, los modelos hidrológicos distribuidos TETIS y TOPKAPI, y el modelo de redes neuronales ANN; adicional a esto utilizaron funciones de densidad de probabilidad multivariada buscando una mejor adaptación a las caudales bajos y altos. Plantearon tres escenarios distintos, el primero analizando el post-proceso en cada uno de los modelos, en el segundo realizando las tres combinaciones posibles con dos modelos distintos y en el tercero combinando los tres modelos de predicción. Los resultados obtenidos demostraron que la metodología del MCP es una herramienta muy útil para estimar la incertidumbre predictiva y más aún cuando se combinan los tres modelos hidrológicos de naturaleza distinta, ya que, aunque el modelo de redes neuronales aparentemente demostró ser el mejor modelo de predicción, comparando los diferentes estadísticos la combinación de los tres modelos reduce el ancho de la banda de incertidumbre y la predicción se ajusta más al comportamiento observado.

Verkade et al. (2013) plantearon el post-procesamiento de los datos de pronóstico conjunto de temperatura y precipitación del ECMWF, evaluando los sesgos, la dispersión y como esos sesgos se propagan en el pronóstico conjunto del caudal mediante el uso del modelo precipitación-escurrentía HBV, con el fin de mejorar la habilidad para realizar mejores pronósticos. Las técnicas de post-procesamiento empleadas fueron la transformación cuantil-cuantil, regresión lineal y regresión logística, en las cuales posteriormente verificaron ciertas métricas y puntuaciones de habilidad con el fin de hacer una comparación entre post-procesadores. En los resultados obtenidos se observó que los pronósticos conjuntos provenientes del ECMWF contienen sesgos significativos y que estos se transmiten mediante la modelación hidrológica hacia el pronóstico del caudal. Posterior al post-proceso los sesgos y la habilidad del pronóstico mejoraron de una forma moderada, obteniendo mejores resultados en la temperatura que en la precipitación; en la variable caudal no se transmitieron las mejoras de la precipitación y la temperatura debido a la fuerte no linealidad de la cuenca del estudio. También se llegó a la conclusión que, aunque los pronósticos conjuntos del ECMWF están considerablemente sesgados, estos son más hábiles que el clima observado para predicciones a corto plazo, con menor habilidad de predicción a largo plazo.

Alvisi & Franchini (2014) evaluaron la incertidumbre predictiva mediante la aplicación del MCP en el pronóstico de la demanda de agua en tiempo real relacionada con los sistemas de distribución de agua. El enfoque se aplicó a los consumos horarios de agua de una ciudad del norte de Italia en un plazo de entrega de 24 horas, usando dos modelos deterministas de predicción *Patt_for* y *ANN_for*, en donde la demanda futura está condicionada a los valores pronosticados por los modelos. Los resultados mostraron que en el pronóstico de agua futura estimado por el MCP se reduce la incertidumbre cuando se combinan las predicciones de los dos modelos, en comparación con la estimación de cada modelo por separado. De manera general, el MCP resultó ser una herramienta que puede ser aplicada efectivamente para el pronóstico de la demanda de agua en tiempo real y puede traer beneficios significativos para la gestión de los sistemas de distribución de agua, ya que revela la incertidumbre real relacionada con el nivel futuro de la demanda.

Madrigal et al. (2018) plantearon la evaluación de un modelo de pronóstico estacional con datos de precipitación y temperatura del ECMWF para predecir eventos de sequías mediante

el uso de tablas de contingencia, aplicando la metodología a la cuenca del río Júcar en España. Con el fin de evaluar la habilidad predictiva del modelo ya mencionado, adicionalmente se realizó el análisis con un modelo autorregresivo. Los resultados obtenidos encontraron que el modelo de pronóstico usando tablas de contingencia muestra mejores resultados que los obtenidos usando el modelo autorregresivo. Aunque de manera general los resultados obtenidos fueron poco optimistas dada la incertidumbre conocida en la ocurrencia de eventos futuros de precipitación, los autores recalcan la importancia de usar diferentes metodologías para determinar la calidad de los pronósticos de diferentes fuentes. Así mismo, se demostró que es muy importante la corrección del sesgo antes de aplicar cualquier post-proceso, ya que los datos de pronóstico de precipitación del ECMWF muestran sesgos significativos en los meses con mayor precipitación.

Greuell et al. (2018) plantearon el desarrollo, la implementación y la evaluación de las capacidades de un modelo físico construido para producir pronósticos hidrológicos estacionales para toda Europa. Los datos utilizados para los pronósticos hidrológicos correspondían a los *Hindcast* de precipitación y temperatura del ECMWF para el periodo 1981-2010, como series organizadas en medias mensuales multianuales por cada mes de antelación (de 0 a 7). Se empleó el Modelo Hidrológico de Capacidad de Infiltración Variable (CIV), en el cual se ingresaron las series de predicciones corregidas por sesgo. Los resultados generales para Europa arrojaron que el modelo hidrológico presenta más habilidad de predicción a lo largo del año en la región norte y noroeste, mientras que las regiones que presentan muy poca o nada de habilidad corresponden a las regiones costeras, entre ellas la parte septentrional de España; adicional a esto, en algunas regiones se mantiene muy constante la habilidad de predicción incluso en los plazos de entrega de hasta 7 meses.

3 METODOLOGÍA

3.1 Caso de estudio: Subcuenca del río Oria (País Vasco)

La subcuenca de estudio se encuentra ubicada en la provincia de Guipúzcoa en el País Vasco al norte de España, limitando al este con los Pirineos, al oeste con la cordillera Cantábrica, al sur con el valle del Ebro y al norte con el mar Cantábrico. El río principal de la subcuenca es el río Agauntza siendo este afluente del río Oria por la parte derecha, para finalmente desembocar en el mar cantábrico. La subcuenca cuenta con un área de 70,67 km² y su elevación varía desde 1411,57 mts en la parte más alta y 180,46 mts en la parte más baja (Figura 2). Según la dirección de obras hidráulicas de la Diputación Foral de Guipúzcoa encargada del abastecimiento, saneamiento, monitoreo de la calidad y administración de los recursos hídricos, en los últimos 20 años se ha registrado un caudal medio anual de 1,9 m³/s, una precipitación media anual de 1682,58 mm/año y una aportación media anual de 60 hm³/año.

El clima en la provincia de Guipúzcoa se caracteriza como un clima oceánico de matiz mediterráneo, contando con una temperatura media anual de 13,2 °C, variando en media desde los 8 °C en invierno hasta los 18 °C en verano.

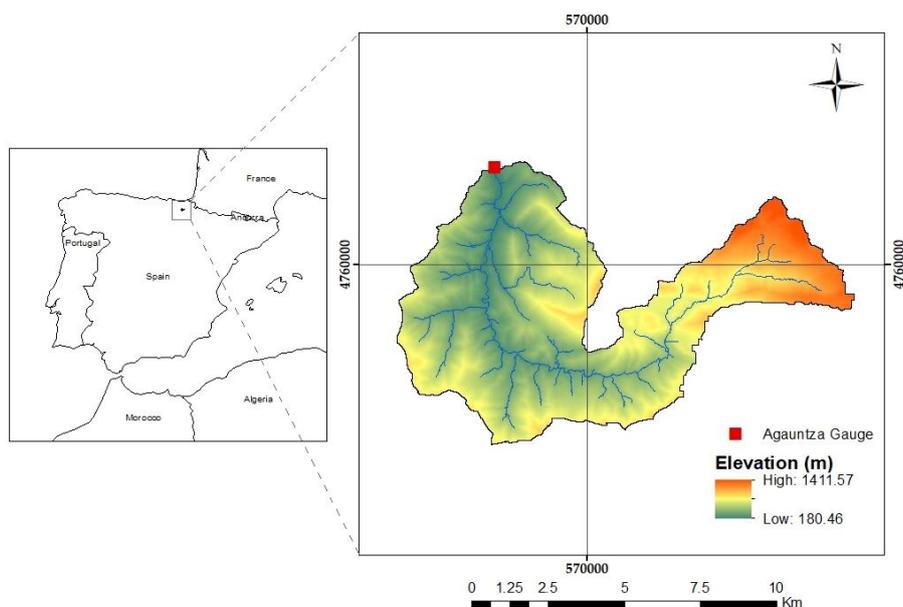


Figura 2. Subcuenca del río Agauntza en España. Fuente: Propia.

La dirección de obras hidráulicas de la Diputación Foral de Guipúzcoa cuenta con una amplia y actualizada base de datos históricos de precipitación, temperatura y aforos, así como estaciones de monitoreo en tiempo real de dichas variables teniendo también en cuenta la calidad del agua en los ríos. Gracias a esto, se obtuvieron las series históricas diarias para el periodo de interés 2000–2015.

3.2 Pronósticos históricos de precipitación y temperatura (ECMWF)

Con el fin de evaluar la incertidumbre asociada a la predicción de la precipitación, la temperatura y el caudal, es fundamental contar con series históricas de predicción de las variables de interés dado que el post-procesador estadístico se basa en toda la información disponible hasta el presente, incluyendo observaciones y predicciones ya realizadas de uno o varios modelos. Así pues, teniendo toda la información necesaria para el post-procesador se realiza un periodo de entrenamiento o calibración en donde se buscan los parámetros óptimos que minimicen los errores residuales con el fin de usarlos en la validación en este caso en un periodo de tiempo distinto (Múnera et al., 2010). Si la validación resulta ser buena, existe una alta probabilidad de que el post-procesador sea una herramienta adecuada para predecir el comportamiento de las variables de estudio en el futuro.

El Centro Europeo de Predicciones Meteorológicas a Mediano Plazo (ECMWF por sus siglas en inglés) es un instituto de investigación y servicio operacional, que realiza predicciones numéricas globales del clima para los estados miembros y la comunidad en general. Este instituto ofrece predicciones meteorológicas globales cuatro veces al día, análisis de la calidad del aire, monitoreo de la composición atmosférica, monitoreo del clima, análisis de la circulación oceánica, predicciones hidrológicas y predicciones de riesgo de incendio (Stockdale, Molteni, Balmaseda, Balmaso, Buizza, Ferranti, Magnusson, Mogensen & Palmer, 2011).

El ECMWF posee una amplia trayectoria de más de tres décadas en las líneas de investigación y desarrollo de predicciones meteorológicas, por lo que a lo largo del tiempo se han ido desarrollando nuevas versiones del sistema de predicción con el objetivo de predecir el comportamiento de los fenómenos atmosféricos lo mejor posible. La versión de sistema con la que trabajan actualmente es el SYSTEM 4, el cual se basa en el modelo oceánico NEMO (*Nucleus for European Modelling of the Ocean*), elaborado por un consorcio de instituciones francesas y británicas, y en un sistema de asimilación de datos oceanográficos variacional NEMOWAR creado en colaboración entre el consorcio y el ECMWF (Stockdale et al., 2011).

El procedimiento que sigue el ECMWF para generar un pronóstico global se esquematiza en la Figura 3 y se puede explicar de la siguiente manera (Buizza, 2018):

1. Cada día se realiza la recopilación de la mayor cantidad de observaciones como sea posible y posteriormente se intercambian mediante una red de telecomunicaciones global entre los diferentes centros que realizan predicciones meteorológicas.
2. Cada determinado tiempo se realiza un procedimiento para asimilar todos los datos recolectados hasta ese momento para así estimar el estado de la atmósfera.

3. Después de asimilar los datos, se dispone de las condiciones iniciales para lanzar el pronóstico.
4. Los pronósticos a corto plazo se utilizan como entrada para el siguiente proceso de asimilación de datos y para generar nuevos pronósticos.
5. Todos los datos de análisis y pronóstico son almacenados de forma que los usuarios y las entidades interesadas tengan acceso a ellos.

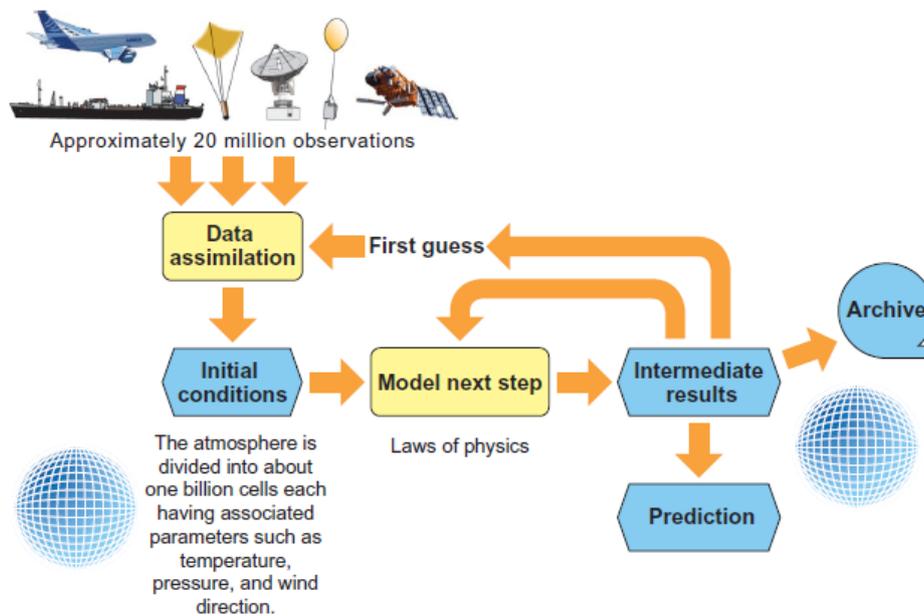


Figura 3. Proceso que emplea el ECMWF para realizar un pronóstico global. Fuente: Buizza (2018).

El ECMWF proporcionan los pronósticos al *Copernicus Climate Change Service (C3S)*, en donde están disponibles para la visualización y posterior descarga. Las bases de datos para variables como temperatura, evaporación, precipitación total, densidad de nieve, presión media sobre el nivel del mar, entre otras, se encuentran en el C3S divididas en dos paquetes; el primero se compone de predicciones retrospectivas llamadas *Hindcast* para el periodo 1993-2016 y el segundo conformado por las predicciones en tiempo real llamadas *Forecast* a partir del 2017 hasta la actualidad. Dichas bases de datos se obtienen en formato Grib con un tamaño de celda de $1^\circ \times 1^\circ$ a escala global, por lo que con la ayuda de Python se obtienen los datos necesarios para el área específica de estudio.

El paquete de interés en este caso es el *Hindcast* que se compone de pronósticos para el pasado realizados con los modelos actuales, y que se usan principalmente como periodo de calibración para posteriormente hacer los pronósticos en tiempo real *Forecast*. En este periodo de calibración se tienen en cuenta los errores sistemáticos definidos como "sesgos", los cuales se interpretan como diferencias entre el estado promedio de la atmósfera y del océano producido por el modelo climático y el clima promedio observado. El *Hindcast*, por lo tanto, es creado con una versión del sistema de predicciones lo más cercana posible a la

utilizada para las predicciones en tiempo real o *Forecast*, para garantizar una buena estimación del sesgo en las predicciones en tiempo real. (ECMWF, 2017).

El modelo desarrollado por el ECMWF tanto para *Hindcast* como para *Forecast* produce series temporales diarias de predicción denominadas “Pronóstico Conjunto”, con un horizonte de 7 meses iniciando el primer día de cada mes. Para el *Hindcast*, cada conjunto de siete meses contiene 25 miembros, y para el *Forecast* cada conjunto de 7 meses contiene 51 miembros distintos, que se crean partiendo del mismo modelo, pero alterando ligeramente las condiciones iniciales y los valores de los parámetros físicos. Estos miembros son cercanos, pero no idénticos, por lo que las diferencias entre estos generan la incertidumbre en el modelo como un error en el pronóstico; así mismo, los miembros de los conjuntos son igualmente probables, ofreciendo una distribución de resultados, en lugar de una única predicción determinista (Buizza, 2018).

Para el periodo 2000-2015 (*Hindcast*), se obtuvieron las series temporales diarias de precipitación, temperatura media, temperatura mínima y temperatura máxima empezando el primer día de cada mes con horizonte de predicción a 7 meses o 215 días, es decir, 192 series distintas para cada variable de interés cada una con 25 miembros como se muestra en la Figura 4, dando como resultado 4800 series. Es importante aclarar que las series históricas de pronóstico se obtuvieron diarias, ya que el modelo hidrológico de la subcuenca de estudio se realizó con este paso de tiempo, por lo que posteriormente son agregadas las tres variables de interés a escala mensual para realizar el post-proceso y así evaluar la incertidumbre predictiva. Adicional a esto, la subcuenca de estudio se encuentra dentro de una mega celda en el Grib, por lo que los datos históricos de predicciones fueron obtenidos como una sola serie y no fue necesario hacer algún promedio areal o asignación de pesos entre celdas.

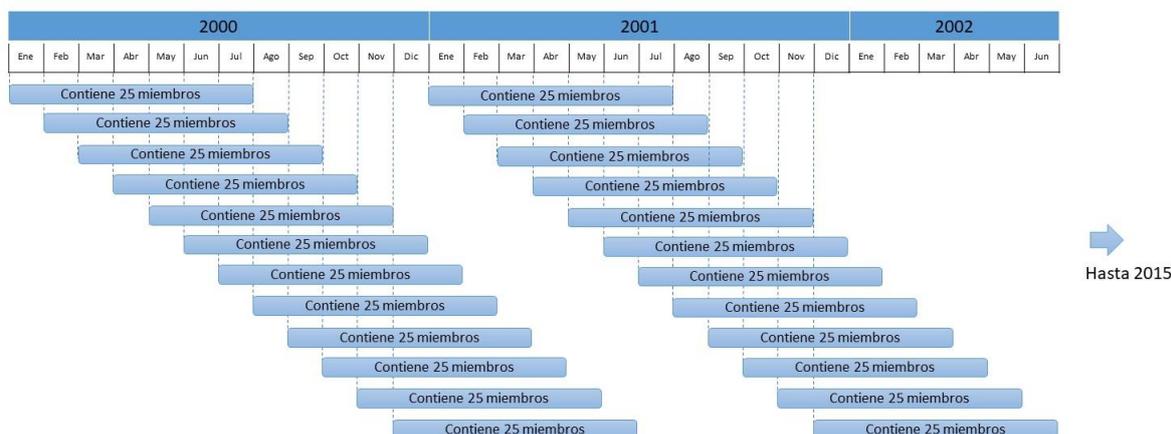


Figura 4. Esquema de los pronósticos realizados por el ECMWF. Fuente: Propia.

Obtenidas las 4800 series de cada variable, estas se separan por mes de antelación, es decir, todas las predicciones realizadas el primer día de cada mes con horizonte de predicción de 0 meses conforman una serie continua, las predicciones realizadas el primer día de cada mes para un horizonte de predicción de 3 meses conforman otra serie continua y así sucesivamente hasta llegar a la predicción realizada con 6 meses de antelación como se

muestra en la Figura 5, esto con el objetivo de evaluar si realmente para el caso específico de las predicciones estacionales realizadas por el ECMWF, la incertidumbre aumenta significativamente o no a medida que aumenta el horizonte de predicción. Después de procesar toda esta información se obtiene para cada mes de antelación y para cada variable una serie temporal para el periodo 2000-2015 con 25 miembros distintos.



Figura 5. Esquema de las series de pronóstico del ECMW obtenidas para cada mes de antelación. Fuente: Propia.

Para efectos prácticos, se analizará el post-proceso con todos los meses de antelación, pero los gráficos que se presentan corresponden a los meses de antelación 0, 2, 4 y 6, para las demás antelaciones los gráficos se presentan en el ANEXO I; así mismo, de los 25 miembros que se tienen por conjunto se trabajarán con la mediana, el máximo y el mínimo de estos, ya que el modelo estadístico de error está configurado para procesos bivariados y no multivariados, además de que en escenarios futuros de predicción o en periodos en los que no se tengan observaciones las opciones serían trabajar con los 25 miembros de pronóstico, con la mediana, con el máximo, con el mínimo o con uno de los miembros elegido al azar. Adicional a esto en la etapa de calibración del post-procesador en donde si existen observaciones, no se podría elegir el miembro que más se asemeje a estas pues en la validación o en escenarios futuros no tendríamos como realizar esta elección.

Para verificar la calidad de la predicción de los distintos miembros y con el fin de poder comparar con los resultados del post-proceso, para los pronósticos crudos del ECMWF se emplea una distribución empírica o "Plotting Positions" estimada mediante la formulación de Cunnane (1978), con el fin de calcular los intervalos de confianza correspondientes a los cuantiles del 5% y 95% que forman la envolvente del 90%, con lo cual se puede determinar la probabilidad de que los diferentes escenarios de predicción sean confiables para realizar una primera estimación de la incertidumbre antes de ingresar al post-proceso.

Finalmente, obtenidas las series temporales diarias tanto de observaciones como de predicciones históricas de precipitación, temperatura media, temperatura máxima y

temperatura mínima para los respectivos meses de antelación a analizar, se procede a realizar el modelo hidrológico con el objetivo de determinar la variable caudal.

3.3 Modelo hidrológico TETIS

Con el objetivo de obtener la variable caudal se ha utilizado el modelo hidrológico distribuido de tipo conceptual TETIS, siendo este un modelo capaz de obtener la respuesta hidrológica derivada de la precipitación, teniendo en cuenta procesos todos los procesos físicos involucrados en el ciclo hidrológico (Vélez, 2003).

Todo modelo matemático necesita fundamentalmente de un input que es necesario medir para obtener un output que son los flujos de salida de la cuenca y/o las variables de interés; para obtener dicha salida los modelos se componen de ecuaciones que reflejan la simplificación realizada, de parámetros que caracterizan la cuenca y de variables de estado que definen el estado del sistema en cada momento. Las variables input de la cuenca para la implementación del modelo hidrológico son la precipitación, la fusión de nieve y la evapotranspiración potencial, y las variables output son la descarga en el punto de desagüe o caudal, la evapotranspiración real y las pérdidas subterráneas (Francés, 2018).

En la Figura 6 se muestra el esquema en el que se basa TETIS para estimar la producción de escorrentía, el cual realiza un balance hídrico en cada celda asumiendo que el agua se distribuye en 6 tanques de almacenamiento conectados entre sí. El tanque (T6) es el de interceptación, el cual representa el agua interceptada por la cubierta vegetal durante un episodio de precipitación y que es liberada por evaporación directa sin entrar a formar parte de la escorrentía. El tanque T1 denominado almacenamiento estático, representa el excedente de la precipitación directa que se queda en el suelo en forma de charcos y sale de él en forma de evapotranspiración, por lo que tampoco hace parte de la escorrentía. El tanque T2 representa el almacenamiento en superficie que puede moverse por la ladera hacia el cauce, y también el agua que puede infiltrarse en el suelo en forma de excedente. El tanque T3 representa el almacenamiento gravitacional, que es el agua almacenada en el suelo por gravedad, la cual puede ser parte del Interflujo o de la percolación hacia suelo profundo. El tanque T4 representa el almacenamiento subterráneo o agua del acuífero, la cual puede seguir infiltrando hacia suelo muy profundo o formar parte del flujo base del cauce. Y por último, el tanque T0 que representa la aportación a la escorrentía en caso de que exista fusión de nieve (GIMHA, 2018).

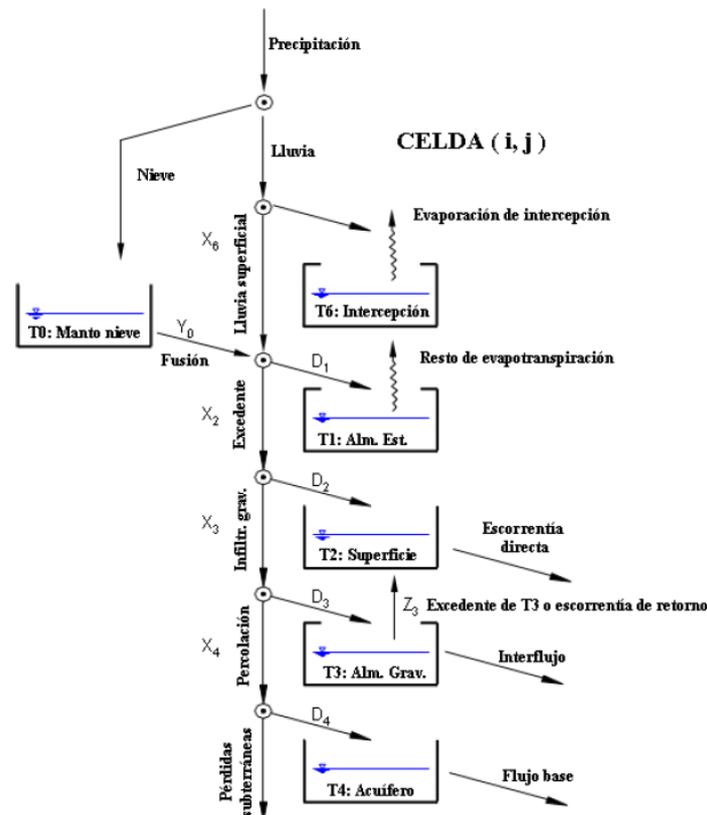


Figura 6. Esquema del modelo hidrológico distribuido TETIS. Fuente: (GIMHA, 2018).

En TETIS se tienen en cuenta una serie de parámetros efectivos para los que el modelo reproduce mejor la realidad de cada proceso, caracterizando los flujos y almacenamientos del sistema. Estos parámetros efectivos se componen del valor estimado en cada celda proveniente de la información ambiental disponible en forma de mapas y de un factor de corrección global que ayuda en cierta medida a reducir los efectos de la escala espacial y/o temporal y los errores del modelo, los inputs o la información ambiental inicial. Los factores correctores del modelo son:

- Almacenamiento estático FC1.
- Evapotranspiración FC2.
- Infiltración FC3.
- Escorrentía directa FC4.
- Percolación FC5.
- Interflujo FC6.
- Flujo subterráneo profundo FC7.
- Flujo base FC8.
- Velocidad en red fluvial FC9.

Como se mencionó anteriormente los parámetros efectivos no son en la mayoría de ocasiones bien estimados, es por esto que surge la necesidad de calibrar el modelo con el fin de garantizar que las variables de estado simuladas se ajusten lo mejor posible a la realidad observada. Así mismo, es necesaria la validación del modelo con el objetivo de comprobar la

bondad de este en escenarios distintos a los de la calibración, ya sea en otro periodo de tiempo (validación temporal), en otro espacio (validación espacial) o en un periodo de tiempo y espacio (validación espacio-temporal) (Francés, 2018). Adicional a esto, la función objetivo empleada en el modelo como medida de la incertidumbre dentro del proceso de calibración es el índice de Nash-Sutcliffe.

El modelo hidrológico de la subcuenca del Oria se realizó gracias a la información suministrada por el proyecto del Gobierno Vasco en el año 2003 denominado “*Estudio de evaluación de los recursos hídricos totales en el ámbito de la Comunidad Autónoma del País Vasco*”, el cual contaba con los mapas y las series necesarias para crear el modelo. Con el modelo hidrológico se realiza la calibración automática para el periodo 1987-2000 con paso de tiempo diario, con series de precipitación y evapotranspiración de 5 estaciones distintas y el punto de aforo o de desagüe con caudales observados en Agauntza, y con el cual se obtienen los factores correctores con los cuales se podrá realizar la validación temporal en el periodo 2000-2015 para las predicciones con los diferentes meses de antelación y así obtener el caudal simulado derivado de las observaciones y el caudal simulado derivado de las predicciones.

Los inputs del modelo hidrológico en cuestión son la precipitación, la evapotranspiración potencial y el caudal observado en el punto de desagüe, por lo que las series de predicciones de temperatura media, temperatura máxima y temperatura mínima para el periodo 2000-2015 se emplean para calcular la evapotranspiración potencial. Como características geomorfológicas de la cuenca es necesario contar con mapa de elevación digital, mapa de pendientes, mapa de direcciones de flujo, mapa de celdas drenantes acumuladas, mapa de almacenamiento estático del suelo, mapa de capacidad de infiltración y percolación, mapa de conductividad hidráulica del interflujo y del acuífero, mapa de la velocidad de ladera y mapa de cubierta vegetal.

La metodología empleada para el cálculo de la evapotranspiración de referencia o potencial está basada en la empleada por la FAO (Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura) (Allen, Luis, RAES, & Smith, 1998), en el cual usan la ecuación de Hargreaves que depende de las temperaturas media, mínima y máxima, de la radiación solar extraterrestre que se obtiene a partir de una tabla dependiendo de la latitud y del hemisferio en el que se encuentre la zona de estudio y de un factor corrector que por defecto es 0,0023 pero que se puede calibrar mediante una regresión lineal o un ajuste visual, esto último debido a que recomiendan verificar y comparar esta fórmula en cada nueva región con datos calculados a partir de la ecuación de Penman Monteith en estaciones en donde si se haya medido la radiación solar, la temperatura del aire, la humedad y velocidad del viento. La ET_o se calcula según la ecuación (1):

$$ET_o = 0.0023 (T_{\text{mean}} + 17.8) (T_{\text{max}} - T_{\text{min}})^{0.5} R_a \quad (1)$$

Para el caso específico de estudio se calibró el factor corrector en base a una serie de evapotranspiración potencial usada en el modelo original, la cual fue estimada mediante el método de Penman Monteith, y con lo que al final se obtienen las series de predicción de evapotranspiración potencial que hacen parte de los ficheros de eventos inputs del modelo hidrológico.

3.4 Model Conditional Processor (MCP)

Dada la necesidad de conocer la evolución de los eventos futuros y con el objetivo de estimar la incertidumbre predictiva, Todini (2008) propone un nuevo enfoque como alternativa al *Hydrologic Uncertainty Processor (HUP)* propuesto por Krzysztofowicz (1999) y al *Bayesian Model Averaging (BMA)* propuesto por Raftery et al. (1993). Este nuevo enfoque se centra en la idea de que se puede conocer y aprender del pasado para saber que pasará en el futuro, por lo que con ayuda de toda la información disponible hasta el momento incluyendo observaciones y predicciones ya realizadas de distintos modelos cuantificada en términos de una distribución de probabilidad, se puede estimar la incertidumbre en la predicción de valores futuros (Todini, 2008).

El HUP es un procesador Bayesiano que tiene como objetivo principal estimar la incertidumbre predictiva dado un conjunto de observaciones históricas y una predicción de un modelo hidrológico. El enfoque principal es realizar la transformación *NQT (Normal Quantile Transform)* tanto de las observaciones como de las predicciones del modelo con el fin de derivar la distribución conjunta y la distribución condicional predictiva a partir de una distribución multivariable tratable (Todini, 2008).

El BMA es una aplicación de la inferencia Bayesiana a los problemas de selección de modelo, en la cual se produce un criterio de elección del modelo de predicción más sencillo y con menos sesgo. Tiene como objetivo evaluar la media y la varianza no condicional de cualquier valor futuro del pronóstico y sobre la base de varios pronósticos del modelo, marginando así el efecto de los diferentes modelos (Todini, 2008).

Debido a que las dos aproximaciones descritas contaban con algunas desventajas, el *Model Conditional Processor (MCP)* propone un nuevo enfoque basado en una aproximación multi-Normal para estimar la incertidumbre predictiva, que se puede describir como una extensión del HUP y como una generalización del BMA. La principal ventaja del MCP respecto a las demás aproximaciones es que permite combinar de una manera eficiente modelos de diferentes tipos, por ejemplo, físicamente basados o conceptuales (Múnica et al., 2014).

El proceso a seguir basado en la teoría propuesta por Todini (2008) para la estimación de la incertidumbre predictiva con el MCP y siguiendo el esquema de la Figura 7, es:

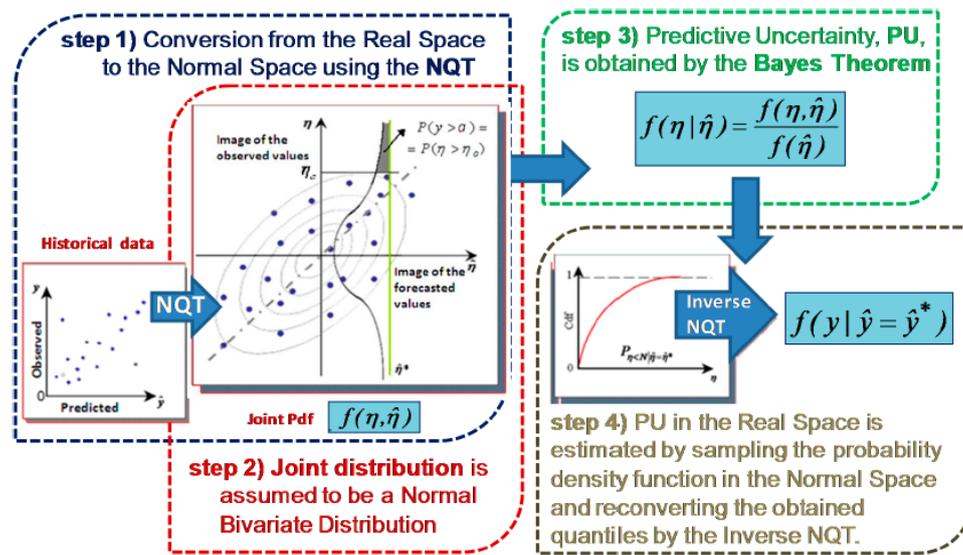


Figura 7. Procedimiento empleado en el Model Conditional Processor. Fuente: (Barbetta, Coccia, Moramarco, & Todini, 2016).

1. Las observaciones históricas y y las predicciones históricas \hat{y} de un único o varios modelos de predicción, inicialmente se encuentran en el espacio original pero por medio de la transformación *NQT* (*Normal Quantile Transform*) son llevadas al espacio normal $N(0,1)$ en donde sus variables transformadas son η y $\hat{\eta}$ respectivamente. La relación que guardan la variable original y su análoga en el campo transformado se basa en que la probabilidad asignada a cada valor de la serie debe ser la misma tanto en el campo Gaussiano como en el original, tal y como se muestra en las siguientes expresiones:

$$P(y \leq y_i) = \frac{i}{n+1} = P(\eta \leq \eta_i) \quad (2)$$

$$P(\hat{y} \leq \hat{y}_i) = \frac{i}{n+1} = P(\hat{\eta} \leq \hat{\eta}_i) \quad (3)$$

En donde P es la probabilidad de no excedencia estimada con la distribución empírica *Weibull Plotting Position*, n es el número de datos de la serie histórica e i es la posición de la serie ordenada de menor a mayor.

2. Una vez transformadas las variables al campo normal y suponiendo que solo se cuenta con un modelo de predicción, se realiza la hipótesis de que la distribución conjunta entre la variable observada η y la variable que corresponden a la predicción $\hat{\eta}$ forman una distribución Normal Bivariada.

3. Según el teorema de Bayes, a partir de la distribución conjunta Normal Bivariada en el campo transformado es posible calcular la función de densidad de probabilidad (FDP) de la variable observada condicionada a la predicción del modelo, es decir la incertidumbre predictiva en el campo Gaussiano, que se obtiene según la ecuación (4):

$$f(\eta | \hat{\eta}) = \frac{f(\eta, \hat{\eta})}{f(\hat{\eta})} \quad (4)$$

Es importante mencionar que los parámetros del MCP son estimados desde el espacio normal a partir de la estructura de covarianza de los modelos y de las observaciones, por lo que, teniendo en cuenta las propiedades de la distribución Normal multivariada $N(0,1)$, la media y la matriz de covarianza son:

$$\mu_{\eta, \hat{\eta}} = \begin{bmatrix} \mu_{\eta} \\ \mu_{\hat{\eta}} \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$\Sigma_{\eta, \hat{\eta}} = \begin{bmatrix} \Sigma_{\eta \eta} & \Sigma_{\eta \hat{\eta}} \\ \Sigma_{\hat{\eta} \eta} & \Sigma_{\hat{\eta} \hat{\eta}} \end{bmatrix} \quad (6)$$

En donde μ_{η} es el vector fila de las observaciones en el campo normal, para el cual la media debe ser 0 o muy próxima a 0, $\mu_{\hat{\eta}}$ es el vector fila de las predicciones en el campo normal, para el cual su media también debe ser 0 o muy próxima a 0, $\Sigma_{\eta \eta}$ es la matriz de covarianza de las observaciones en el campo normal, la cual debe tener valor 1 o muy próximo a 1, $\Sigma_{\eta \hat{\eta}}$ y su análogo son las matrices de covarianzas entre la variable observada y el modelo de predicción en el espacio normal y $\Sigma_{\hat{\eta} \hat{\eta}}$ es la matriz de covarianzas de las predicciones en el espacio normal, la cual también debe tener valor 1 o muy próximo a 1. Es posible derivar la distribución de las variables transformadas al espacio normal, para así obtener la media mediante la ecuación (7) y la varianza condicional mediante la ecuación (8) para un solo modelo de predicción:

$$\mu_{\eta|\hat{\eta}} = \mu_{\eta} + \Sigma_{\eta \hat{\eta}} \Sigma_{\hat{\eta} \hat{\eta}}^{-1} (\hat{\eta} - \mu_{\hat{\eta}}) \quad (7)$$

$$\Sigma_{\eta|\hat{\eta}} = \Sigma_{\eta \eta} - \Sigma_{\eta \hat{\eta}} \Sigma_{\hat{\eta} \hat{\eta}}^{-1} \Sigma_{\hat{\eta} \eta} \quad (8)$$

4. Debido a la no linealidad del proceso NQT, para obtener la incertidumbre predictiva completa en el campo original es necesario discretizar los valores de la IP en el campo normal, es decir, separarla en intervalos de probabilidad lo suficientemente grandes y posteriormente convertir los cuantiles muestrales al campo original mediante la transformación inversa NQT^{-1} . Por último, es posible calcular el valor esperado y las bandas de incertidumbre para el nivel de análisis requerido.

Como se mencionó anteriormente, para evaluar la incertidumbre predictiva asociada a la predicción de la precipitación, la temperatura y el caudal y teniendo toda la información

necesaria para ingresar al post-procesador, se determina el periodo de entrenamiento o calibración (2000-2010) y el periodo de validación (2011-2015). El desarrollo teórico descrito anteriormente se usa tanto para el periodo de calibración como para el de validación, excepto que en la validación se usa la media y la varianza condicional obtenidas en la calibración.

Para el desarrollo de la metodología MCP se usó el software R, el cual es un entorno de programación libre utilizado para el análisis y el procesamiento estadístico de datos que contiene rutinas estadísticas avanzadas.

Adicional a las medidas de desempeño y estadísticos que se mencionan a continuación, en la tesis doctoral de Hernández (2017) se cita a varios autores entre ellos Renard et al. (2010), los cuales usan un procedimiento de análisis basado en las gráficas QQ-plots, en donde se comparan dos distribuciones de probabilidad. Los PP-plots constituyen una herramienta capaz de relacionar el sesgo entre la distribución predictiva y las observaciones, además contribuye a la corrección del ancho de las bandas de incertidumbre. En la Figura 8 se muestran diferentes estimaciones de la incertidumbre mediante las gráficas PP-plots, en las cuales si la curva cruza el bisector en la probabilidad 0,5 la distribución predictiva es insesgada; así pues, si la curva tiene la forma de una S invertida habrá una sobreestimación en la distribución predictiva en cambio, si es una S normal habrá una subestimación en la distribución predictiva (Hernández-lópez, 2017).

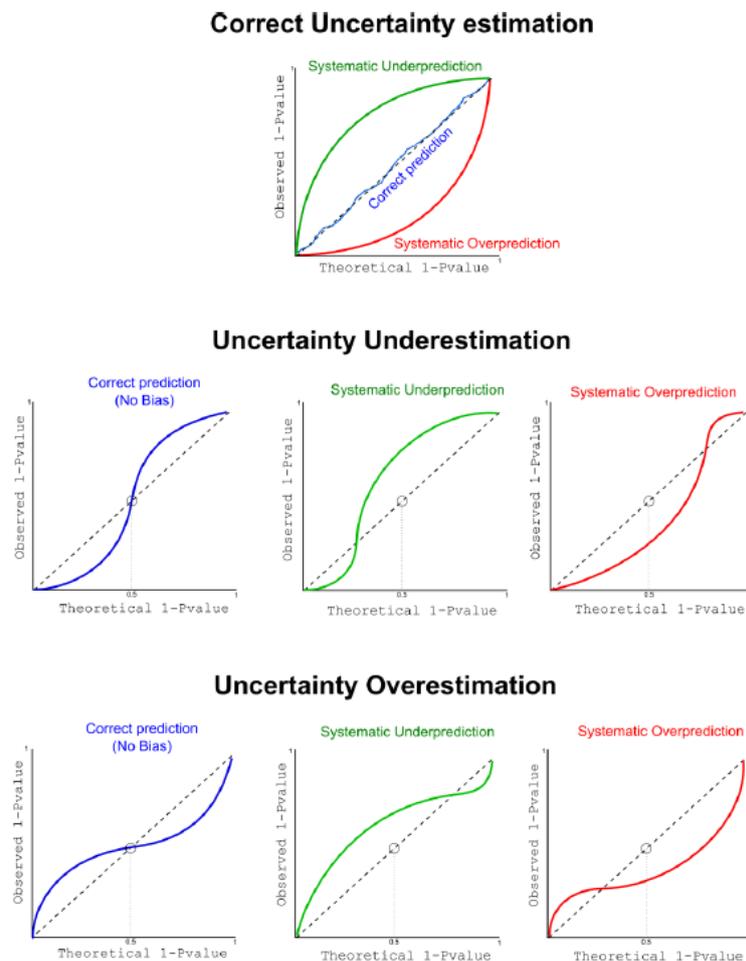


Figura 8. Diagramas interpretativos de los PP-plots. Fuente: (Hernández-lópez, 2017).

3.5 Medidas de desempeño y estadísticos

Con el objetivo de analizar la bondad de las predicciones y del post-procesamiento mediante el MCP, se analizan diferentes medidas de desempeño y estadísticos para así justificar la calidad de la estimación de la incertidumbre en la predicción, estos se describen a continuación:

- *NSE.*

El índice de eficiencia de Nash-Sutcliffe, es un criterio usado para la evaluación de modelos, pues mide cuanto de la variabilidad de las observaciones es explicada por la simulación, aunque es sensible a valores extremos llegando a subestimar la evaluación. Este índice garantiza una mejor representación de la realidad si es cercano a 1. Se estima según la ecuación (9) (Moriasi et al., 2007):

$$NSE = 1 - \frac{\sum_{t=1}^T (Sim^t - Obs^t)^2}{\sum_{t=1}^T (Obs^t - \bar{Obs})^2} \quad (9)$$

- *KGE.*

El índice de eficiencia de Kling-Gupta corresponde a una mejora del índice de eficiencia de Nash-Sutcliffe, en donde los coeficientes de correlación, sesgo y variabilidad están ponderados de manera equitativa con el fin de resolver los problemas de subestimación de los valores extremos. Este índice garantiza una mejor representación de la realidad si es cercano a 1. Se estima según la ecuación (10):

$$KGE = 1 - \sqrt{(r - 1)^2 + (\alpha - 1)^2 + (\beta - 1)^2} \quad (10)$$

en la cual r es la correlación entre los valores observados y simulados, α es la variabilidad relativa entre los valores observados y simulados calculada como σ_s/σ_o , y β es el sesgo entre los valores observados y simulados calculado como μ_s/μ_o . Los valores ideales para estos componentes son 1, 1 y 0 respectivamente (Gupta, Kling, Yilmaz, & Martinez, 2009).

- *Confiabilidad.*

La confiabilidad determina la confianza con la que el modelo lleva a cabo su función bajo condiciones previamente definidas y constantes. Un valor mayor significa mayor confiabilidad. En este caso la confiabilidad representa la correspondencia entre la probabilidad prevista y la frecuencia de observación condicionada. Se puede estimar mediante la ecuación (11) (Burguete & Agencia Estatal de Meteorología, 2018):

$$Reliability = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^I n_i (p_i - o_i)^2 \quad (11)$$

en donde N es el número de observaciones, I es el número de intervalos de probabilidad, n es el número de observaciones en el intervalo i , p_i es la probabilidad en el intervalo i y o_i es la frecuencia observada en el intervalo i .

- *Precisión.*

La precisión es la capacidad de un modelo de predictivo de emitir probabilidades en distintos intervalos, con una “precisión” mejor que la de la muestra observada. Cuanto mayor sea el valor de la precisión menor es la dispersión entre la variable observada y la predicha. Se puede estimar mediante la ecuación (12) (Burguete & Agencia Estatal de Meteorología, 2018):

$$\text{Precision} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^I n_i (s - o_i)^2 \quad (12)$$

en donde N es el número de observaciones, I es el número de intervalos de probabilidad, n es el número de observaciones en el intervalo i , s es la frecuencia de ocurrencia observada en toda la muestra y o_i es la frecuencia observada en el intervalo i .

- *Ks test.*

El test de Kolmogórov-Smirnov es una prueba de normalidad que determina la bondad de ajuste de dos distribuciones de probabilidad entre sí, en este caso entre la distribución de probabilidad de las observaciones y la función de probabilidad posterior al MCP. En el contexto de los gráficos PP-plots, el valor resultante debe distribuirse uniformemente a lo largo del intervalo $U[0,1]$. Si el valor es menor a 0,05 la distribución no es normal, en cambio sí es mayor a 0,05 la distribución es normal (Gutiérrez, 2018). La forma de calcularlo ya viene implementada en un paquete de R.

- *CR (%)*.

La relación de contención CR es el porcentaje de mediciones que se observaciones que se encuentran dentro de la banda de incertidumbre de la predicción del 90% (90PPU). Entre mayor sea el porcentaje más acertada es la predicción. Se puede estimar mediante la ecuación (13) (Li et al., 2017):

$$\text{CR} = \frac{n_c}{n} \times 100\% \quad (13)$$

en donde n_c es el número de observaciones dentro de la banda y n es el número de observaciones totales.

- **B.**

B es la anchura media de la banda de incertidumbre 90PPU. Las unidades son las de la variable a analizar. Entre menor sea el ancho de banda, menor es la incertidumbre de la predicción. Se puede estimar mediante la ecuación (14) (Li et al., 2017):

$$B = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (q_{ui} - q_{li}) \quad (14)$$

en donde q_{ui} y q_{li} son los límites superior e inferior de la banda de incertidumbre 90PPU respectivamente para cada paso de tiempo i y n es el número de observaciones totales.

- **D.**

D es la amplitud media de la desviación, es decir, mide el grado en que las predicciones se desvían de las observaciones. Las unidades son las de la variable a analizar. Entre menor sea, menor es la amplitud de los límites de incertidumbre. Se puede estimar mediante la ecuación (15) (Li et al., 2017):

$$D = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{1}{2} |(q_{ui} + q_{li}) - Q_{oi}| \quad (15)$$

en donde q_{ui} y q_{li} son los límites superior e inferior de la banda de incertidumbre 90PPU respectivamente para cada paso de tiempo i , n es el número de observaciones totales y Q_{oi} son las observaciones en cada paso de tiempo i .

- **d-factor.**

El *d-factor* representa un promedio entre el intervalo de predicción y la desviación estándar de las observaciones. Este valor entre más cercano sea a 0, menores serán los límites de incertidumbre. Se puede estimar mediante la ecuación (16) (Riahi-Madvar, Ayyoubzadeh, Namin, & Seifi, 2011):

$$d - \text{factor} = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (q_{ui} - q_{li})}{\sigma_o} \quad (16)$$

en donde q_{ui} y q_{li} son los límites superior e inferior de la banda de incertidumbre 90PPU respectivamente para cada paso de tiempo i , n es el número de observaciones totales y σ_o es la desviación estándar de las observaciones.

3.6 Corrección del sesgo

Dado que las predicciones obtenidas del ECMWF se obtienen en formato Grib con un tamaño de celda de $1^{\circ} \times 1^{\circ}$ a escala global tal y como se muestra en la Figura 9, es necesario realizar una corrección del sesgo con el fin de obtener una representación realista de las variables a estudiar cuando estas se calculan a partir de datos de modelo. Para este caso se usó la corrección denominada *Quantile Mapping*, la cual consiste en ajustar una función de distribución acumulativa de las predicciones para que coincida con la de las observaciones históricas (Cannon, Sobie, & Murdock, 2015). Esta función viene integrada en el paquete *qqmap* de R (Gudmundsson, 2016).

La corrección del sesgo se realiza tanto a los datos en la etapa de calibración como en la de validación, asumiendo que la función de distribución en las predicciones a futuro se basa en el error o en la diferencia entre la función de distribución de los valores observados y las predicciones realizadas en el pasado. Esta corrección se realiza entonces a las series de predicciones históricas de precipitación y temperatura respecto a las observaciones, posteriormente se ingresan las series corregidas al modelo hidrológico y se obtiene el caudal con la corrección de sesgo.

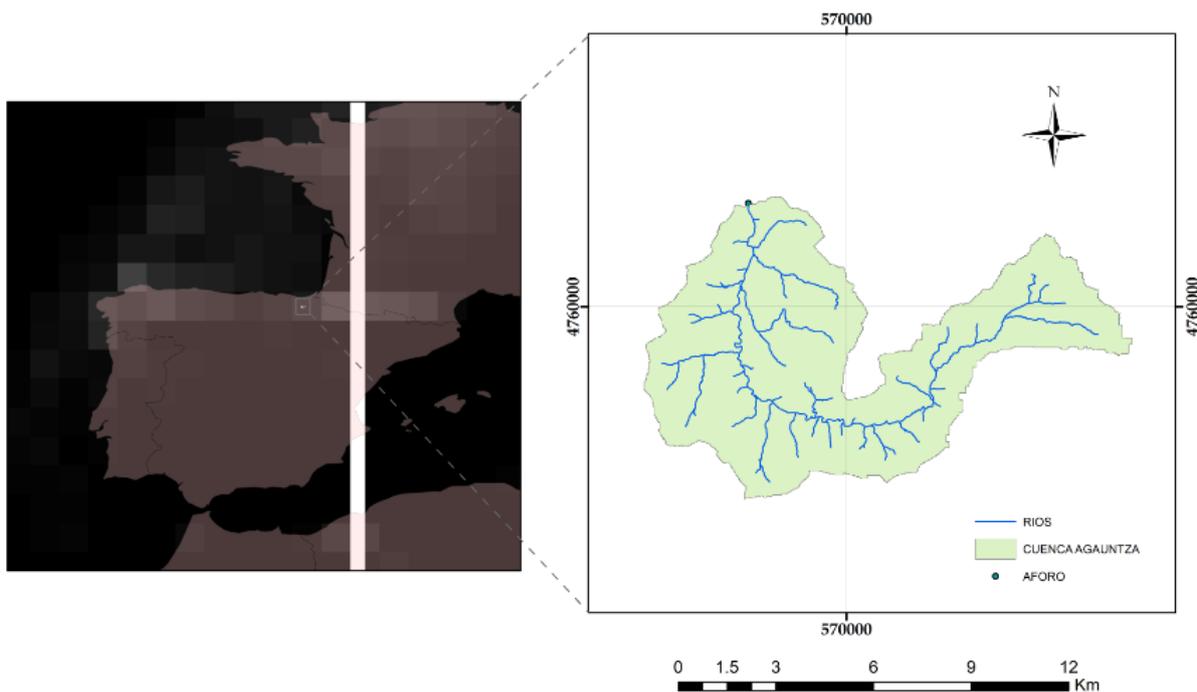


Figura 9. Ubicación de la subcuenca de estudio dentro del Grib producto del ECMWF. Fuente: Propia.

4 RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Con el objetivo de estimar la incertidumbre predictiva mediante el MCP para la predicción de precipitación, temperatura y caudal, en la Figura 10 se muestra el procedimiento general ordenado para la obtención de los resultados, en donde los 25 miembros del conjunto de pronósticos del ECMWF se simplifican para el análisis en la mediana, valores máximos y valores mínimos de estos. Para el análisis de los resultados se evalúa cada variable por separado con sus respectivas simplificaciones, en donde se analizan las predicciones del ECMWF antes y después del post-proceso para los respectivos meses de antelación.



Figura 10. Procedimiento a seguir para la obtención de los resultados.

Es importante mencionar que antes de seleccionar las simplificaciones de los 25 miembros de los conjuntos de pronóstico en mediana, valores máximos y valores mínimos, se realizaron pruebas seleccionando un miembro al azar, obteniendo medidas de desempeño y valores de los estadísticos poco satisfactorios en comparación con las simplificaciones ya realizadas en donde se abarcan todos los posibles escenarios de predicciones.

4.1 Precipitación

Los conjuntos de predicciones brutas de precipitación del ECMWF compuestos por 25 miembros para 0, 2, 4 y 6 meses de antelación se muestran en la Figura 11 para el periodo de calibración 2000-2010 y en la Figura 12 para el periodo de validación 2011-2015, en los cuales mediante la metodología de “*Plotting Positions*” se calculan los intervalos de confianza del 5% y 95% que forman la envolvente del 90% que ayuda en gran medida a verificar la calidad de la predicción realizada por el ECMWF antes de realizar cualquier post-proceso de las series.

Al usar la metodología de “*Plotting Positions*”, se logra calcular las medidas de desempeño probabilistas antes de realizar el post-proceso, tales como la confiabilidad, la precisión, el CR90, el ancho de banda, el D y el d-factor, esto con el fin de comparar con los estadísticos resultantes de la simplificación asumida para los pronósticos conjuntos de precipitación correctamente post-procesada, verificando cuál de estas realiza una mejor estimación de la incertidumbre predictiva y además si el post-proceso efectivamente mejora la estimación de la predicción.

Las predicciones por conjuntos realizadas por el ECMWF para el caso de la precipitación tienden a ser muy uniformes independientemente de la antelación con la que se realiza la predicción, es decir, no hay un deterioro significativo si el horizonte aumenta hasta los 6 meses; una posible explicación de esto según la documentación del ECMWF, es que las predicciones realizadas suelen tener sesgos significativos, por lo que el periodo *Hindcast* utilizado como periodo de calibración para el *Forecast*, es útil para cuantificar el sesgo frente a las observaciones del clima real para después ser utilizado como base para las correcciones de predicciones futuras. Además de desempeñar un papel fundamental en la corrección de sesgo, los *Hindcast* también son usados para evaluar y garantizar las habilidades de los sistemas de predicción. Debido a esto, cabe la posibilidad de que los pronósticos conjuntos disponibles en Copernicus ya tengan alguna corrección de sesgo y de la habilidad, aunque no se explica de manera explícita en la documentación del centro de investigación. Si los productos del ECMWF en el periodo *Hindcast* incluyen alguna corrección de sesgo y de habilidad, se podría justificar porque los diferentes miembros de los conjuntos de pronóstico representan de una manera satisfactoria el clima observado, además de por qué la habilidad del pronóstico se mantiene tan uniforme si aumenta el tiempo de antelación del pronóstico.

Adicional a esto, se observa que en las predicciones de precipitación durante las temporadas húmedas los miembros son muy dispersos, mientras que en las temporadas secas los miembros tienden a agruparse. Evidentemente, los pronósticos para las temporadas secas tienden a ser más confiables que los que se realizan para temporadas húmedas, ya que es relativamente más sencillo predecir que no va a llover, a diferencia de predecir qué día y con cuanta intensidad.

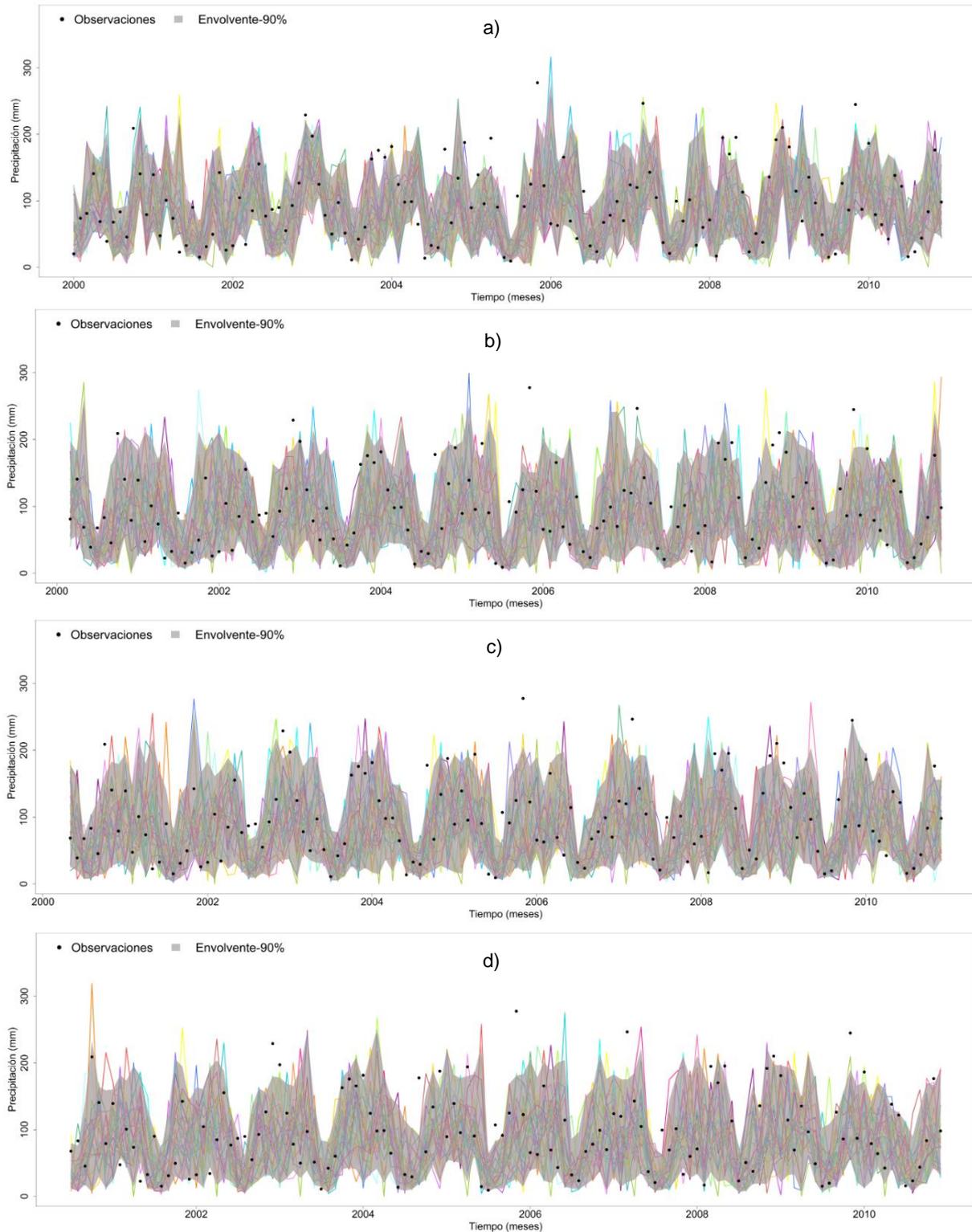


Figura 11. Conjunto de predicciones de precipitación del ECMWF con los 25 miembros respectivos (líneas de colores) y envolvente con los cuantiles del 5-95% estimados mediante el método Plotting Positions en el periodo de calibración 2000-2010 para a) Cero meses de antelación, b) Dos meses de antelación, c) Cuatro meses de antelación y d) Seis meses de antelación.

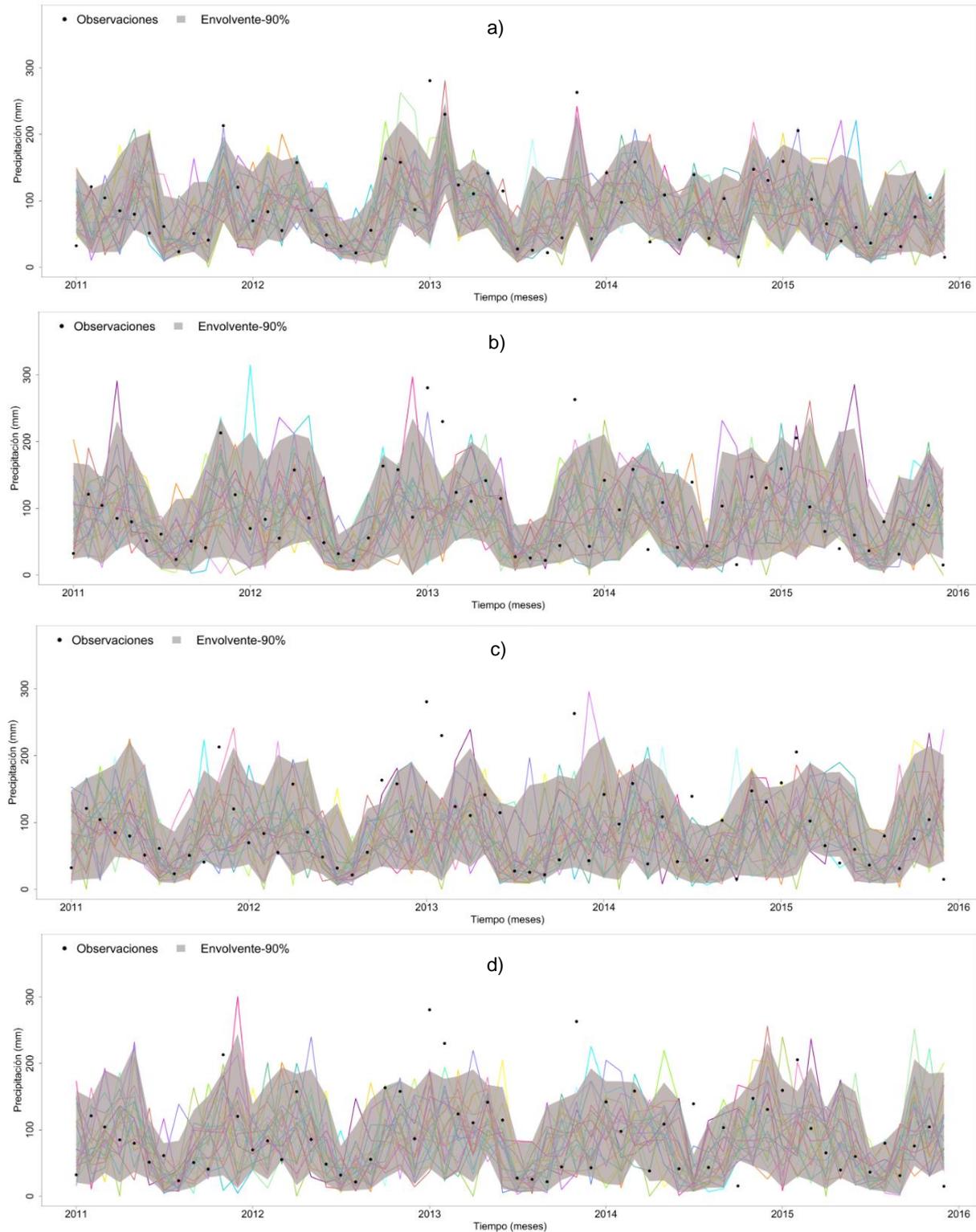


Figura 12. Conjunto de predicciones de precipitación del ECMWF con los 25 miembros respectivos (líneas de colores) y envoltorio con los cuantiles del 5-95% estimados mediante el método Plotting Positions en el periodo de validación 2011-2015 para a) Cero meses de antelación, b) Dos meses de antelación, c) Cuatro meses de antelación y d) Seis meses de antelación.

4.1.1 Desempeño predictivo de las métricas deterministas

En este apartado se analiza en términos de medidas o métricas de desempeño deterministas, el desempeño predictivo de las simplificaciones de los pronósticos conjuntos de precipitación antes y después del post-proceso. En estas medidas se incluyen el índice de eficiencia de Nash-Sutcliffe (NSE) y el índice de eficiencia de Kling-Gupta (KGE).

En la Figura 13 se presentan las series temporales de las observaciones y las predicciones deterministas del ECMWF para todo el periodo de interés 2000-2015 con y sin corrección de sesgo para los diferentes meses de antelación para el caso de la simplificación en la mediana de los conjuntos de pronóstico. Se puede observar cómo claramente la mediana de las predicciones tiende a posicionar los datos en el centro (línea negra) subestimando los valores altos de las observaciones, pero representando adecuadamente de manera general los valores más bajos de precipitación. Respecto a los errores residuales se observa para todos los meses de antelación una oscilación en torno a 0, sin presentar algún tipo de sesgo significativo. Con la corrección de sesgo mediante *Quantile Mapping* se logra representar mejor los valores más altos de las series de precipitaciones. Así mismo, en la Figura 14 se presentan las mismas series temporales de observaciones y las predicciones del ECMWF con y sin corrección de sesgo para los diferentes meses de antelación, en este caso para los valores máximos de los conjuntos de pronóstico, en donde se observa la sobreestimación que estos realizan sobre las observaciones presentando un sesgo negativo, que se corrige adecuadamente con el *Quantile Mapping*. En la Figura 15, se presentan de igual manera las series temporales con las observaciones y las predicciones del ECMWF con y sin corrección de sesgo para los diferentes meses de antelación en el caso de los valores mínimos de los conjuntos de pronóstico de precipitación, en donde se puede apreciar como al contrario de los valores máximos, estos subestiman las observaciones para todas las antelaciones, presentando según el gráfico de los errores residuales un sesgo positivo, que de igual manera se soluciona implementando el *Quantile Mapping*.

Respecto a los diagramas de dispersión, en el caso de la predicción determinista simplificada en la mediana de los conjuntos de pronóstico de precipitación, estos son muy similares en todas las antelaciones, mostrando ciertos valores altos atípicos. En el caso de las simplificaciones en valores máximos y mínimos, estos diagramas tienen un comportamiento similar entre antelaciones también con ciertos valores atípicos. De manera general todos los diagramas de dispersión muestran una baja correlación positiva, en donde los valores de las observaciones aumentan ligeramente a medida que aumentan los valores de las predicciones.

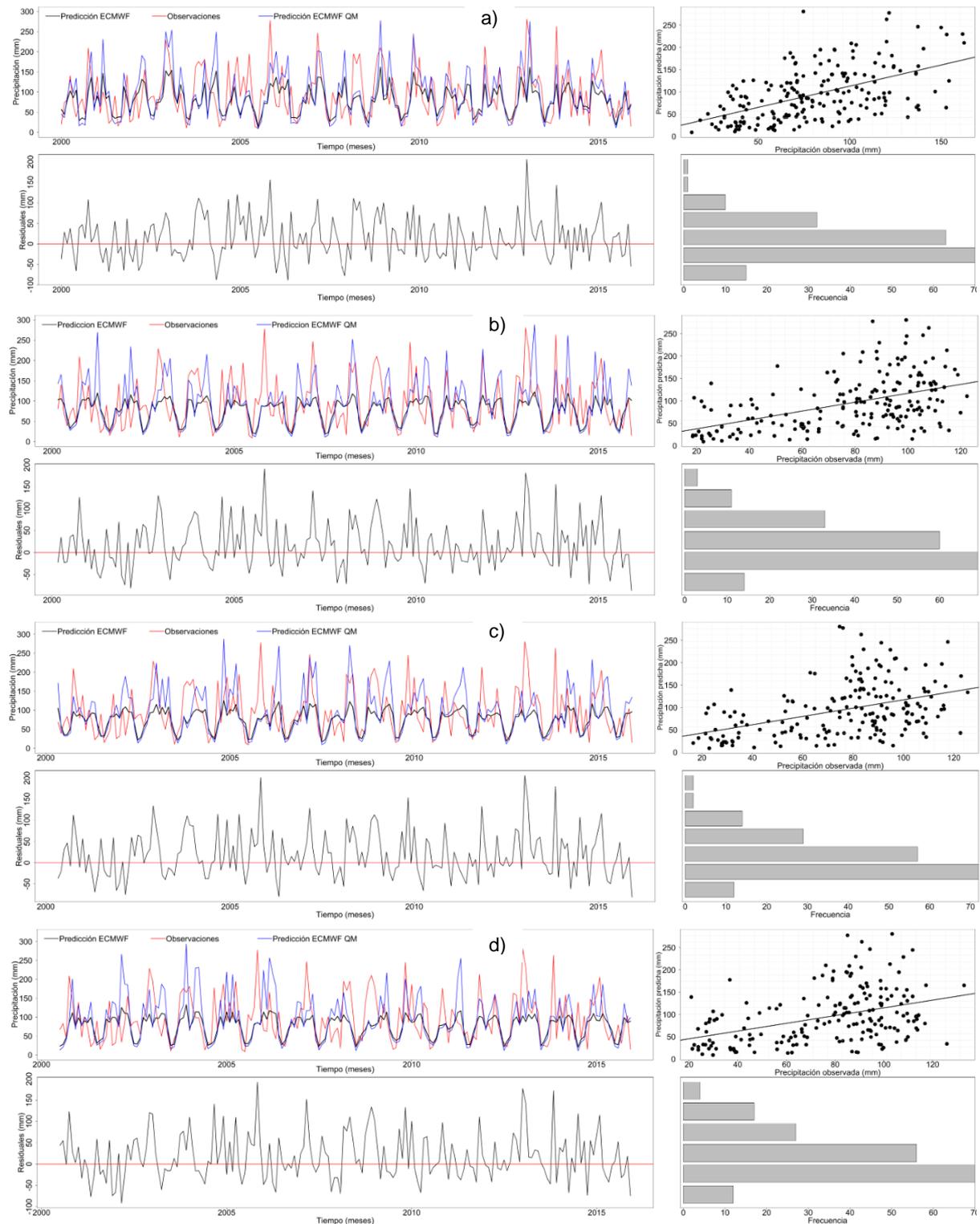


Figura 13. En la parte superior serie temporal mensual con la mediana de los 25 miembros de las predicciones de precipitación brutas (línea negra), observaciones (línea roja), serie temporal mensual corregida por Quantile Mapping (línea azul) y diagrama de dispersión de la mediana de los 25 miembros de las predicciones respecto a las observaciones. En la parte inferior serie temporal de los errores residuales e histograma de dichos errores. Todo esto para a) Cero meses de antelación, b) Dos meses de antelación, c) Cuatro meses de antelación y d) Seis meses de antelación.

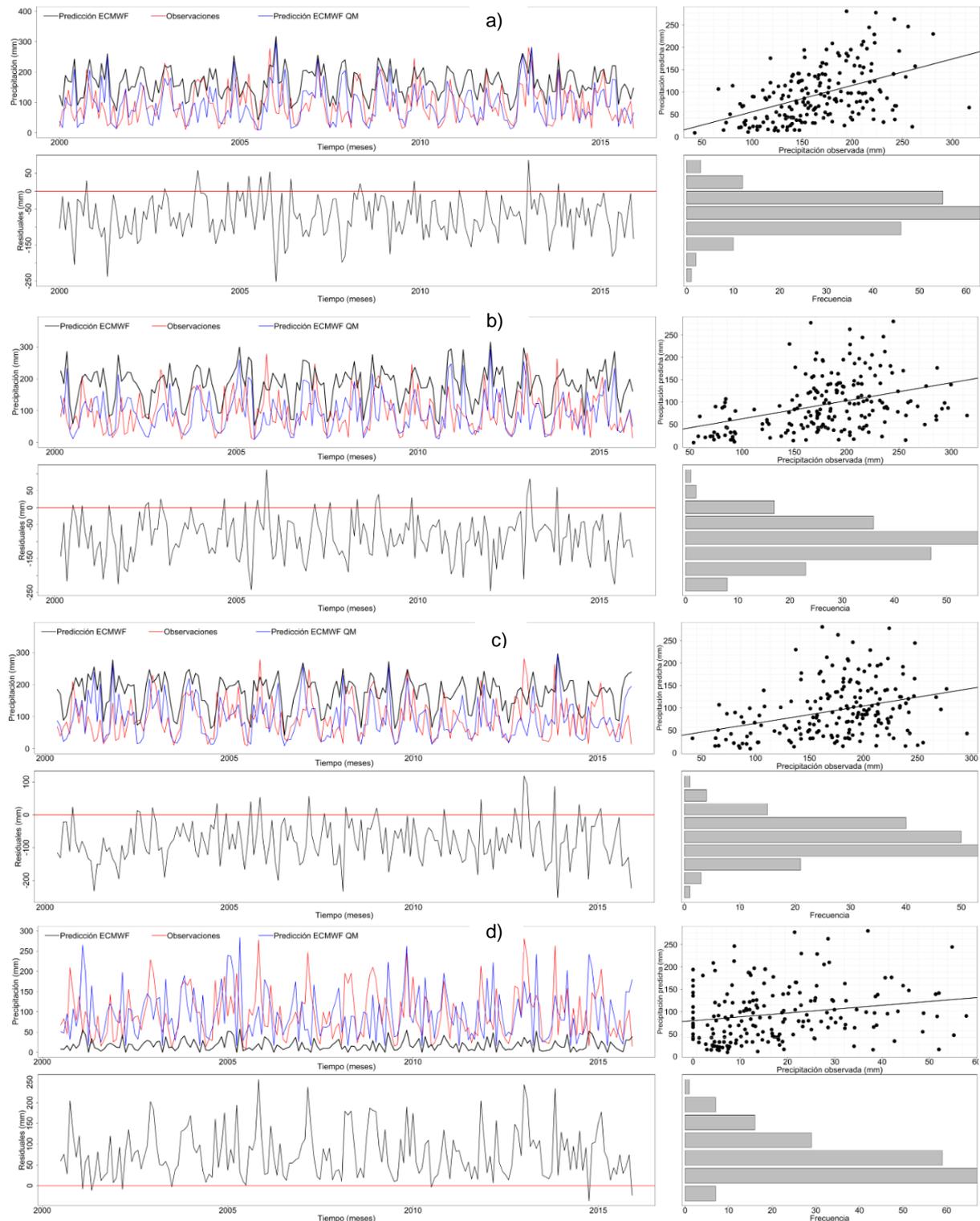


Figura 14. En la parte superior serie temporal mensual con los valores máximos de los 25 miembros de las predicciones de precipitación brutas (línea negra), observaciones (línea roja), serie temporal mensual corregida por Quantile Mapping (línea azul) y diagrama de dispersión para los valores máximos de los 25 miembros de las predicciones respecto a las observaciones. En la parte inferior serie temporal se los errores residuales e histograma de dichos errores. Todo esto para a) Cero meses de antelación, b) Dos meses de antelación, c) Cuatro meses de antelación y d) Seis meses de antelación.

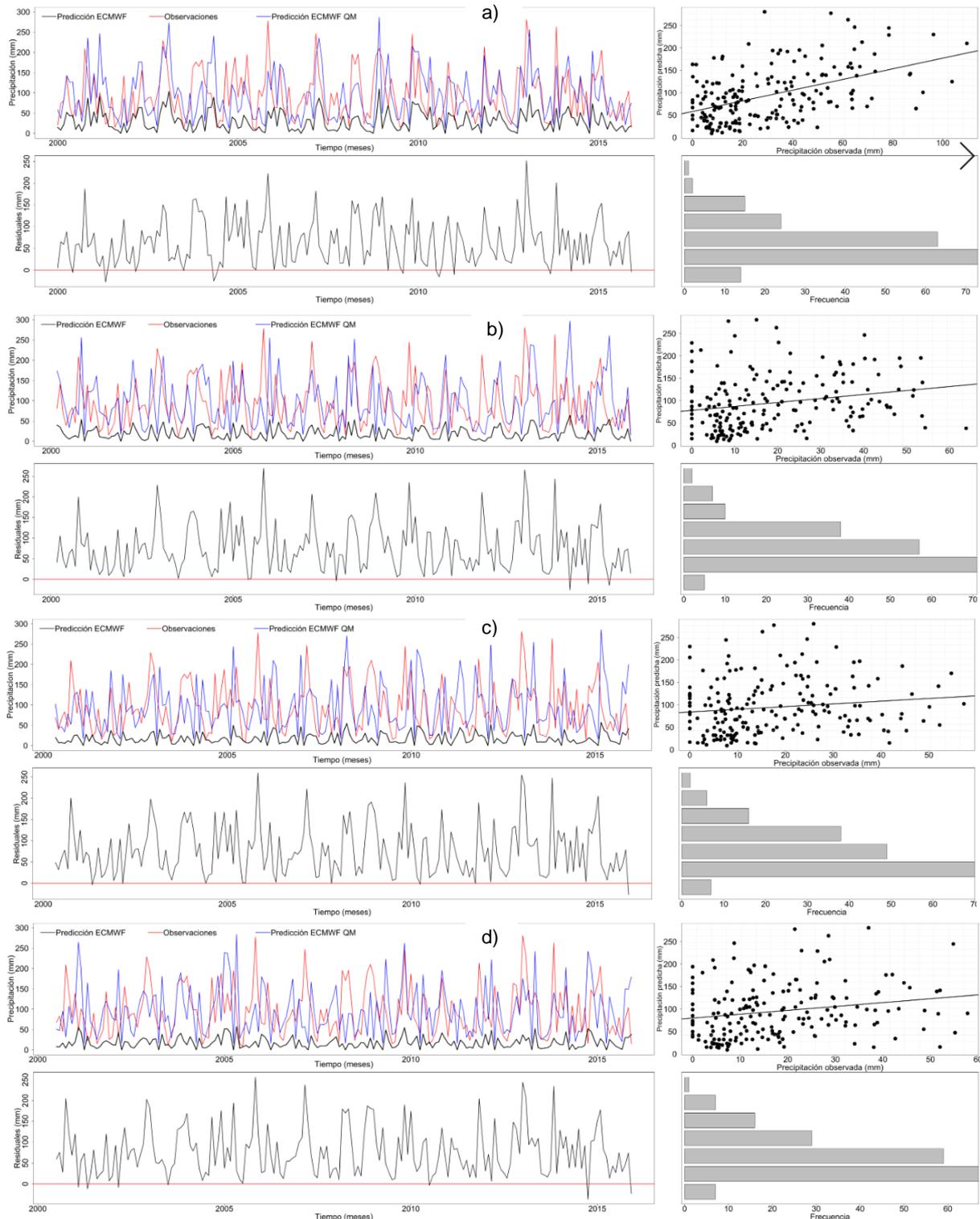


Figura 15. En la parte superior serie temporal mensual con los valores mínimos de los 25 miembros de las predicciones de precipitación brutas (línea negra), observaciones (línea roja), serie temporal mensual corregida por Quantile Mapping (línea azul) y diagrama de dispersión con los valores mínimos de los 25 miembros de las predicciones respecto a las observaciones. En la parte inferior serie temporal de los errores residuales e histograma de dichos errores. Todo esto para a) Cero meses de antelación, b) Dos meses de antelación, c) Cuatro meses de antelación y d) Seis meses de antelación.

En la Tabla 1 se presentan las medidas de desempeño deterministas para las respectivas simplificaciones de los pronósticos conjuntos de precipitación antes y después del post-proceso.

En el caso de la simplificación de los pronósticos conjuntos en la mediana de estos tanto en calibración como en validación, el NSE del post-procesamiento mejora la predicción determinista. En relación a las otras dos simplificaciones, de manera general la simplificación en mediana tiene índices positivos antes y después del post-proceso, esto debido principalmente a que este índice subestima en gran medida la variabilidad de las series, obteniendo resultados aceptables cuando la serie tiende a centrarse sobre los valores medios despreciando los extremos, por lo tanto, entre más se quiera maximizar el NSE más hay que subestimar la variabilidad. A diferencia del NSE, el KGE resuelve los problemas de poca variabilidad y los problemas sistemáticos de subestimación en los valores más altos de la serie, por lo que, al emplear la mediana de los conjuntos de predicción, el valor del índice tiende a variar muy poco e incluso a empeorar para algunas antelaciones tanto en la etapa de calibración como en la de validación, por lo que no se aprecian mejoras significativas para este índice.

Para el caso de la simplificación de los conjuntos de pronóstico en los valores máximos de estos tanto en calibración como en validación, antes del post-proceso el NSE para todas las antelaciones tiende a ser muy inferior en su desempeño, sin embargo, el post-proceso mejora la predicción determinista para todas las antelaciones, esto debido principalmente a que la distribución predictiva resultante del modelo estadístico se representa también como la mediana de la posterior. Para el caso del KGE, el resultante del post-procesamiento mejora la predicción determinista para todas las antelaciones esto debido a que, a diferencia de la mediana, los valores máximos, aunque se encuentren sesgados representan mejor la variabilidad de la serie tanto en la etapa de calibración como en la de validación.

Para el caso de la simplificación de los conjuntos de pronóstico en los valores mínimos de estos tanto en calibración como en validación, el comportamiento es muy similar al de los valores máximos, ya que antes del post-proceso el desempeño es inferior, pero después de emplear el post-proceso el índice aumenta para todos los casos. Para el caso del KGE, el resultante del post-procesamiento mejora la predicción determinista para todas las antelaciones esto debido a que, los valores mínimos, aunque se encuentren sesgados también representan mejor la variabilidad de la serie tanto en la etapa de calibración como en la de validación.

De manera general, el post-proceso mejora para todas las simplificaciones las predicciones deterministas de precipitación, demostrando que aun con predicciones de bajo desempeño como los son los valores máximos y mínimos, la corrección de sesgo y el MCP con capaces de mejorar las medidas de desempeño deterministas.

Tabla 1. Medidas de desempeño deterministas para la mediana, valores máximos y valores mínimos de los 25 miembros de las predicciones de precipitación antes y después de post-proceso para los diferentes meses de antelación en la etapa de calibración y validación.

CALIBRACIÓN						
	ECMWFmed	ECMWFmax	ECMWFmin	MCPmed	MCPmax	MCPmin
Antelación 0 meses						
NSE	0.19	-1.38	-1.01	0.24	0.16	0.16
KGE	0.33	0.05	-0.06	0.32	0.20	0.18
Antelación 1 mes						
NSE	0.08	-1.93	-1.73	0.10	0.30	-0.01
KGE	0.20	-0.01	-0.44	0.11	0.39	-0.29
Antelación 2 meses						
NSE	0.13	-2.19	-1.64	0.15	0.09	0.05
KGE	0.24	-0.08	-0.32	0.19	0.08	-0.02
Antelación 3 meses						
NSE	0.12	-1.87	-1.74	0.16	0.12	0.06
KGE	0.23	-0.03	-0.35	0.21	0.17	0.01
Antelación 4 meses						
NSE	0.10	-1.79	-1.71	0.15	0.13	0.03
KGE	0.22	-0.01	-0.39	0.19	0.19	-0.09
Antelación 5 meses						
NSE	0.01	-1.93	-1.72	0.05	0.03	-0.10
KGE	0.15	-0.11	-0.41	0.01	-0.05	-0.13
Antelación 6 meses						
NSE	0.02	-1.91	-1.70	0.07	0.08	0.01
KGE	0.15	-0.08	-0.39	0.04	0.02	-0.12
VALIDACIÓN						
	ECMWFmed	ECMWFmax	ECMWFmin	MCPmed	MCPmax	MCPmin
Antelación 0 meses						
NSE	0.29	-1.07	-0.73	0.35	0.28	0.31
KGE	0.33	0.05	-0.02	0.37	0.27	0.26
Antelación 1 mes						
NSE	0.04	-1.79	-1.57	0.05	0.07	-0.03
KGE	0.12	-0.10	-0.52	0.02	0.19	-0.37
Antelación 2 meses						
NSE	0.15	-2.18	-1.41	0.21	0.13	-0.01
KGE	0.21	-0.15	-0.40	0.22	0.09	-0.14
Antelación 3 meses						
NSE	0.15	-1.90	-1.48	0.13	0.16	-0.05
KGE	0.15	-0.14	-0.48	0.15	0.16	-0.15
Antelación 4 meses						
NSE	0.04	-2.18	-1.49	0.02	-0.23	-0.05
KGE	0.10	-0.34	-0.48	0.06	-0.17	-0.23
Antelación 5 meses						
NSE	0.05	-1.89	-1.50	0.06	0.13	0.04
KGE	0.12	-0.12	-0.40	-0.01	0.04	-0.09
Antelación 6 meses						
NSE	0.16	-1.78	-1.44	0.16	0.11	0.05
KGE	0.21	-0.11	-0.35	0.10	0.04	-0.09

4.1.2 Desempeño predictivo de las métricas probabilistas

Respecto a las métricas probabilistas para los pronósticos conjuntos antes y después del post-proceso, en la Tabla 2 se presentan las métricas probabilistas de los 25 miembros de los pronósticos conjuntos de precipitación antes del post-proceso y los resultados de la aplicación del MCP con las respectivas simplificaciones. Para analizar el desempeño de estas métricas es importante analizar simultáneamente las gráficas con la distribución predictiva del MCP, las bandas de incertidumbre y los QQ-plots comparativos tanto para el periodo de calibración como para el de validación.

Para el caso de la simplificación de los pronósticos conjuntos en la mediana, en la etapa de calibración después del post-proceso, se observa en términos de confiabilidad que todas las antelaciones presentan un alto grado de confiabilidad que en comparación con las predicciones crudas aumenta para todas de 0,90 a 0,99; en términos de precisión, de igual manera para todas las antelaciones se observa un aumento en esta métrica, por lo que se podría concluir que la estimación de la predicción mediante el MCP es más confiable. De igual manera ocurre en la etapa de validación para la confiabilidad y la precisión.

En la Figura 16 se presentan las gráficas con la incertidumbre predictiva estimada por el MCP a partir de la mediana de las predicciones de precipitación para los meses de antelación 0, 2, 4 y 6 en la etapa de calibración 2000-2010. En relación al ks test, todas las antelaciones pasan el test distribuyéndose uniformemente a lo largo del intervalo $U[0,1]$, a diferencia de las predicciones antes del post-proceso en las cuales ninguna antelación pasa el test. En los gráficos QQ-plots se determina la calidad de la predicción en términos de la cercanía de las curvas a la bisectriz de las observaciones; sabiendo esto, se puede observar la comparación entre la distribución predictiva estimada con las predicciones del ECMWF y la distribución predictiva estimada por el MCP, en donde la predicción realizada por el ECMWF en el caso de 0 meses de antelación es muy cercana a la bisectriz, mientras que para los 2, 4 y 6 meses de antelación existe una tendencia a alejarse de esta en los valores altos de la distribución, por lo que realiza una subestimación sistemática de la predicción. Para el caso de la distribución predictiva estimada mediante el MCP, todas las antelaciones se encuentran muy cercanas a la bisectriz, por lo que se puede concluir que el post-procesamiento mejora la estimación de la incertidumbre predictiva. Respecto al ancho medio de banda B, se puede observar que la banda más estrecha es la de la antelación de 0 meses y las bandas más amplias corresponden a las antelaciones de 5 y 6 meses; comparando con el ancho medio de banda antes del post-proceso a pesar de aumentar, el CR se acerca más al nivel de significancia requerido del 90% en todas las antelaciones. Referente a los estadísticos D y d-factor, estos están estrechamente relacionados con la amplitud de la incertidumbre, por lo que antes del post-proceso como la banda es más estrecha estos toman valores en teoría más precisos, sin embargo, aunque después del post-proceso se deterioren porque el ancho de banda aumenta, esto no significa que la estimación de la incertidumbre predictiva mediante el MCP sea errónea, ya que se comprobó que aunque el ancho de banda aumenta, la confiabilidad, la precisión y el CR90 aumentan con el post-proceso. Sabiendo esto, la predicción con 0 meses de antelación tiene límites de incertidumbre más reducidos pues el valor de D es el menor y el d-factor es el más cercano a 1 respecto a las otras antelaciones, y las predicciones con los límites más amplios son las de 5 y 6 meses de antelación.

Tabla 2. Medidas de desempeño probabilistas para la mediana, valores máximos y valores mínimos de los 25 miembros de las predicciones de precipitación antes y después de post-proceso para los diferentes meses de antelación en la etapa de calibración y validación.

	CALIBRACIÓN				VALIDACIÓN			
	ECMWF	MCPmed	MCPmax	MCPmin	ECMWF	MCPmed	MCPmax	MCPmin
	Antelación 0 meses				Antelación 0 meses			
Confiabilidad	0.90	0.99	0.99	0.99	0.90	0.99	0.99	0.99
Precisión	1.97	2.11	2.02	1.97	1.96	2.11	2.01	1.97
ks test	0.03	0.05	0.13	0.14	0.07	0.73	0.42	0.37
CR (%)	73.48	93.2	93.2	94.7	81.66	96.7	95	95
B (mm)	115.51	169	178	181	113.96	168	177	181
D (mm)	47.25	58.2	59.5	60.0	46.78	59.9	60.5	62.0
d-factor	1.95	2.86	3.01	3.07	1.82	2.70	2.84	2.91
	Antelación 1 mes				Antelación 1 mes			
Confiabilidad	0.90	0.99	0.99	0.99	0.90	0.99	0.99	0.99
Precisión	1.74	1.98	2.21	1.82	1.74	1.97	2.20	1.84
ks test	0.01	0.29	0.25	0.38	0.02	0.25	0.33	0.14
CR (%)	83.97	92.4	93.9	96.2	81.66	90	88.3	91.7
B (mm)	137.01	183	161	199	133.84	183	162	197
D (mm)	47.31	60.8	57.6	63.5	48.68	63.5	61.1	65.4
d-factor	2.14	3.10	2.74	3.37	2.32	2.94	2.60	3.17
	Antelación 2 meses				Antelación 2 meses			
Confiabilidad	0.90	0.99	0.99	0.99	0.90	0.99	0.99	0.99
Precisión	1.72	2.04	1.95	1.87	1.72	2.03	1.94	1.89
ks test	0.01	0.34	0.17	0.42	0.02	0.13	0.17	0.11
CR (%)	82.3	90	93.8	94.6	85	90	93.3	90
B (mm)	137.25	177	186	193	137.67	178	186	191
D (mm)	48.09	60.3	61.6	63.6	50.21	61.6	63.4	65.8
d-factor	2.32	3.00	3.15	3.26	2.20	2.86	2.99	3.07
	Antelación 3 meses				Antelación 3 meses			
Confiabilidad	0.90	0.99	0.99	0.99	0.90	0.99	0.99	0.99
Precisión	1.70	2.04	2.00	1.90	1.69	2.03	1.99	1.90
ks test	0.01	0.10	0.17	0.54	0.01	0.24	0.33	0.05
CR (%)	83.72	94.6	93	93.8	86.66	90	88	93.3
B (mm)	137.31	177	180	190	137.09	177	180	190
D (mm)	45.73	60.0	60.9	62.3	48.98	63.6	62.2	66
d-factor	2.31	2.98	3.03	3.21	2.19	2.84	2.88	3.05
	Antelación 4 meses				Antelación 4 meses			
Confiabilidad	0.90	0.99	0.99	0.99	0.90	0.99	0.99	0.99
Precisión	1.71	2.02	2.01	1.84	1.70	2.02	2.01	1.84
ks test	0.01	0.05	0.36	0.24	0.01	0.09	0.16	0.07
CR (%)	81.25	94.5	91.4	94.5	78.33	90	83.3	92
B (mm)	134.07	178	178	195	134.05	178	178	195
D (mm)	44.23	60.6	60.2	62.9	51.14	63.9	64.6	65.8
d-factor	2.25	2.99	3.04	3.29	2.15	2.86	2.86	3.13
	Antelación 5 meses				Antelación 5 meses			
Confiabilidad	0.90	0.99	0.99	0.99	0.90	0.99	0.99	0.99
Precisión	1.72	1.90	1.87	1.85	1.71	1.91	1.87	1.85
ks test	0.01	0.05	0.31	0.62	0.02	0.06	0.26	0.07
CR (%)	77.95	93.7	93.7	92.1	85	93.3	91.7	90
B (mm)	131.94	189	192	195	137.42	189	193	195
D (mm)	45.33	62.3	62.8	63.6	49.45	65.1	64	65.4
d-factor	2.15	3.20	3.23	3.27	2.21	3.04	3.10	3.14
	Antelación 6 meses				Antelación 6 meses			
Confiabilidad	0.90	0.99	0.99	0.99	0.90	0.99	0.99	0.99
Precisión	1.72	1.91	1.90	1.84	1.72	1.91	1.89	1.84
ks test	0.01	0.15	0.23	0.53	0.01	0.19	0.13	0.27
CR (%)	76.19	92.9	94.4	94.4	86.66	91.7	93.3	90.0
B (mm)	134.51	189	191	196	130.82	190	192	197
D (mm)	45.69	61.5	61.9	62.8	46.92	64	64.9	65.2
d-factor	2.25	3.18	3.21	3.29	2.01	3.05	3.08	3.16

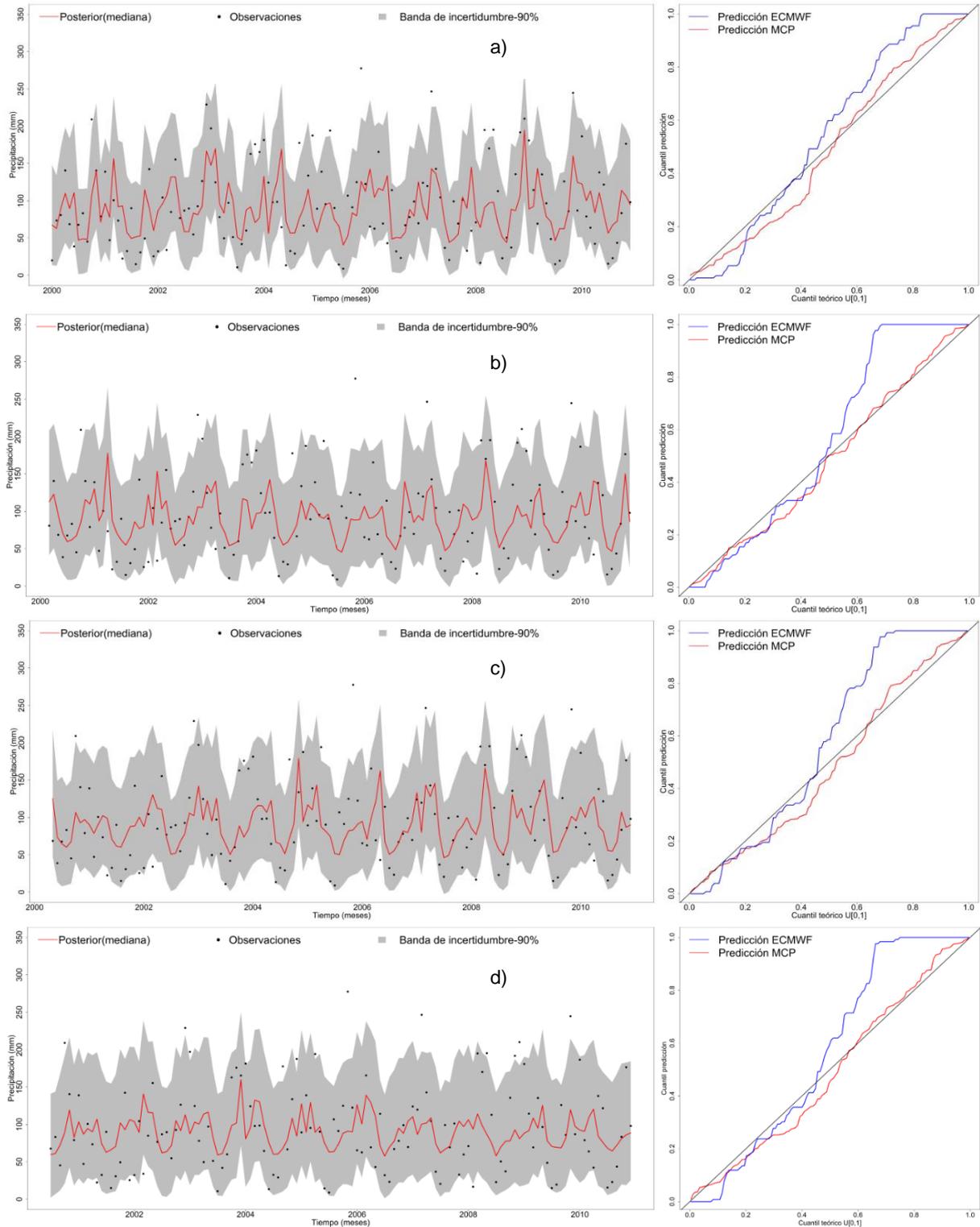


Figura 16. En la parte izquierda se muestra la incertidumbre predictiva condicional del post-procesador MCP en la etapa de calibración 2000-2010 para la mediana de los 25 miembros de las predicciones de precipitación, en donde la línea roja es la mediana de la predicción del MCP, los puntos indican las observaciones y la región gris la banda de incertidumbre el 90%. En la parte derecha se muestran los gráficos QQ-plots para la predicción del ECMWF y la predicción del MCP. Todo esto para a) Cero meses de antelación, b) Dos meses de antelación, c) Cuatro meses de antelación y d) Seis meses de antelación.

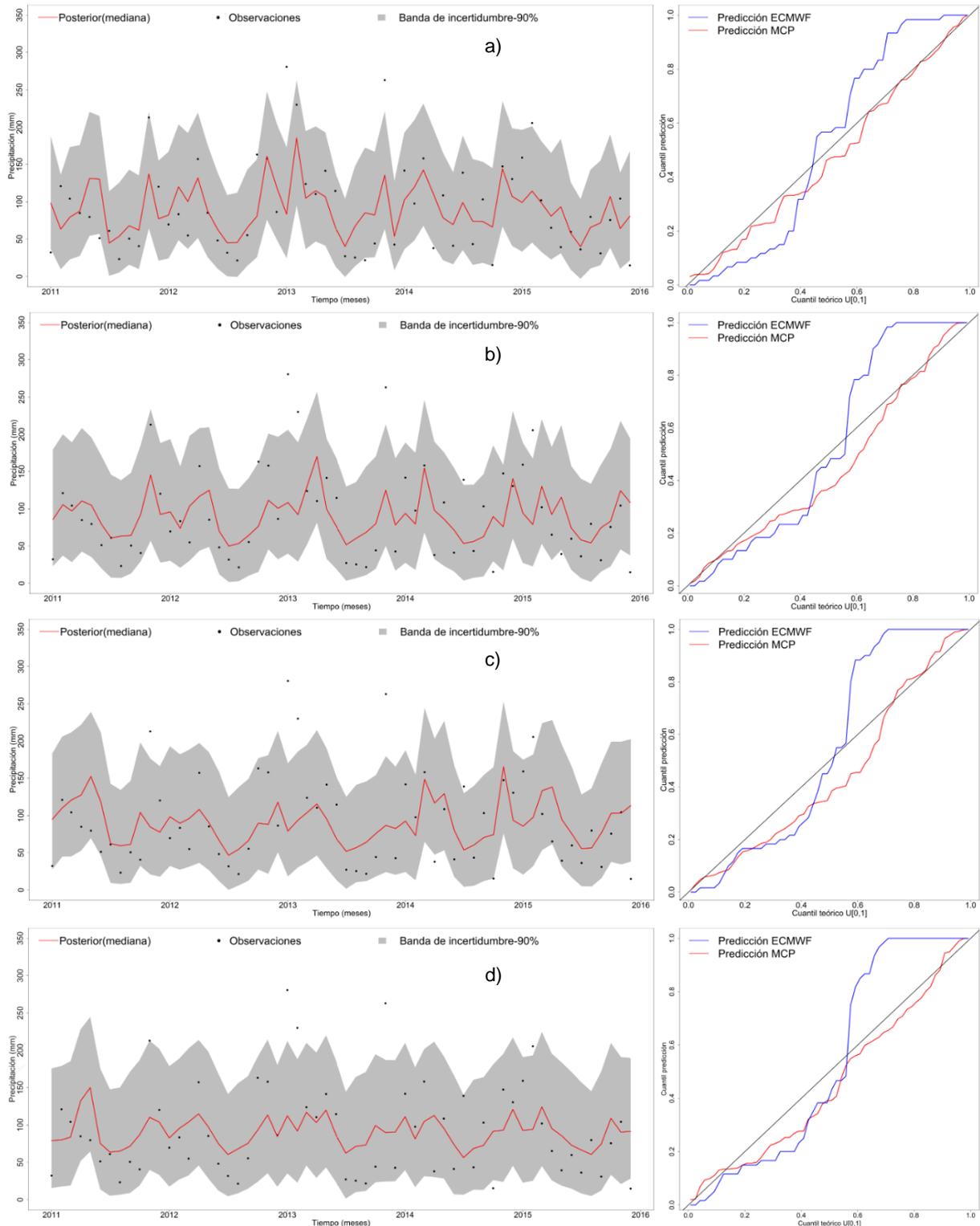


Figura 17. En la parte izquierda se muestra la incertidumbre predictiva condicional del post-procesador MCP en la etapa de validación 2011-2015 para la mediana de los 25 miembros de las predicciones de precipitación, en donde la línea roja es la mediana de la predicción del MCP, los puntos indican las observaciones y la región gris la banda de incertidumbre el 90%. En la parte derecha se muestran los gráficos QQ-plots para la predicción del ECMWF y la predicción del MCP. Todo esto para a) Cero meses de antelación, b) Dos meses de antelación, c) Cuatro meses de antelación y d) Seis meses de antelación.

Para el caso de la validación en donde se evalúa la capacidad predictiva del MCP para los escenarios futuros, en la Figura 17 se presentan las gráficas con la incertidumbre predictiva estimada por el MCP a partir de la mediana de las predicciones de precipitación para los meses de antelación 0, 2, 4 y 6 en la etapa de validación 2011-2015. En relación al ks test todas las antelaciones pasan el test. En los QQ-plots, pasa lo mismo que en la calibración obteniendo para el caso de la estimación de la incertidumbre predictiva por el ECMWF una subestimación sistemática de la predicción. Para el caso de la distribución predictiva estimada mediante el MCP, todas las antelaciones se encuentran muy cercanas a la bisectriz, en comparación con la distribución predictiva del ECMWF, pero más alejadas en comparación con el periodo de calibración, por lo que se puede concluir que el post-procesamiento mejora la estimación de la incertidumbre predictiva, pero con un rendimiento inferior respecto a la calibración. Respecto al B y al CR, pasa lo mismo que en calibración, en donde las bandas resultantes del post-proceso son más anchas, pero con un CR más cercano al nivel de significancia requerido; para el D, aunque es superior a los estimados para las predicciones del ECMWF como ya se mencionó, esto se debe a que está directamente relacionado con el ancho de banda o con la amplitud de los límites de incertidumbre, teniendo un comportamiento similar a los de calibración. Y finalmente para el d-factor, este se deteriora en la etapa de validación.

Respecto al desempeño predictivo de los valores máximos de los pronósticos conjuntos de precipitación, en la Figura 18 se presentan las gráficas con la incertidumbre predictiva estimada por el MCP para los meses de antelación 0, 2, 4 y 6 en la etapa de calibración 2000-2010. En el caso de la confiabilidad y la precisión, estas aumentan después del post-proceso para todas las antelaciones. En relación al ks test, todas las antelaciones pasan el test, a diferencia de las predicciones antes del post-proceso en las cuales ninguna antelación pasa el test. En los gráficos QQ-plots se observa que la distribución predictiva del ECMWF para todos los meses de antelación como es de esperarse realiza una sobrestimación sistemática de esta. Para el caso de la distribución predictiva estimada mediante el MCP, todas las antelaciones se encuentran muy cercanas a la bisectriz, por lo que se puede concluir que el post-procesamiento mejora la estimación de la incertidumbre predictiva. Respecto al ancho medio de banda B, se puede observar que no hay una tendencia clara al deterioro si aumenta la ventana de predicción, ya que la banda más estrecha es la de la antelación de 1 mes y las bandas más amplias corresponden a las antelaciones de 5 y 6 meses, no siendo la antelación de 0 meses la que cuenta con la banda más estrecha; sin embargo, comparando con el ancho medio de banda antes del post-proceso a pesar de aumentar, el CR se acerca más al nivel de significancia requerido del 90% en todas las antelaciones. En la mayoría de antelaciones, el ancho de banda aumenta respecto a la simplificación de la mediana. Referente a los estadísticos D y d-factor, la predicción con 0 y 1 mes de antelación son las que cuentan con los límites de incertidumbre más reducidos respecto a las otras antelaciones, por el contrario, las predicciones con los límites más amplios son las de 5 y 6 meses de antelación.

En la Figura 19 se presentan las gráficas con la simplificación en valores máximos para el caso de la validación, en donde el comportamiento de los estadísticos es muy similar a los de calibración pero con un rendimiento inferior respecto a la estimación de la incertidumbre predictiva, además de contar con anchos de banda para todas las antelaciones más amplios, el D tiende a ser superior y el d-factor tiende a deteriorarse.

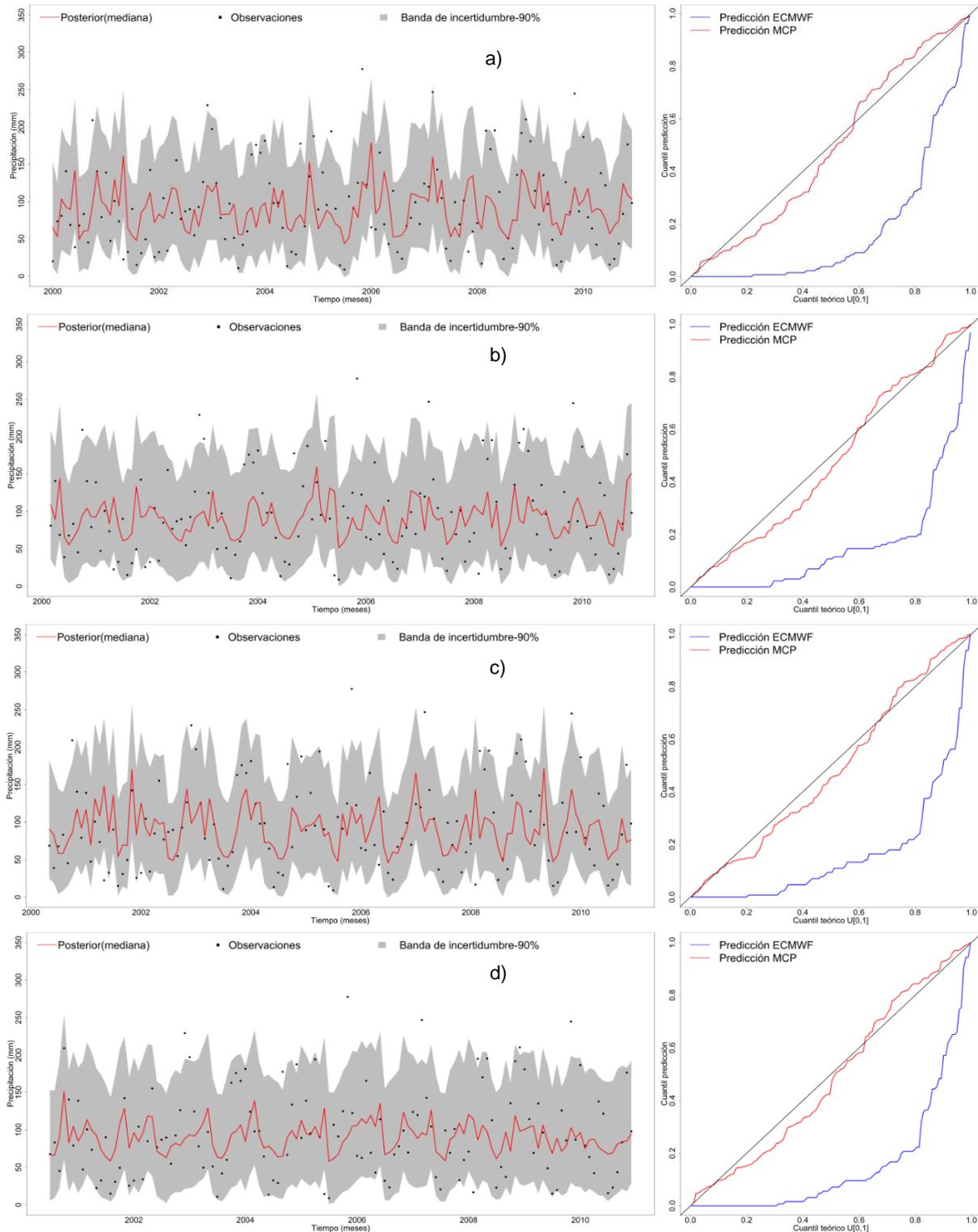


Figura 18. En la parte izquierda se muestra la incertidumbre predictiva condicional del post-procesador MCP en la etapa de calibración 2000-2010 para los valores máximos de los 25 miembros de las predicciones de precipitación, en donde la línea roja es la mediana de la predicción del MCP, los puntos indican las observaciones y la región gris la banda de incertidumbre el 90%. En la parte derecha se muestran los gráficos QQ-plots para la predicción del ECMWF y la predicción del MCP. Todo esto para a) Cero meses de antelación, b) Dos meses de antelación, c) Cuatro meses de antelación y d) Seis meses de antelación.

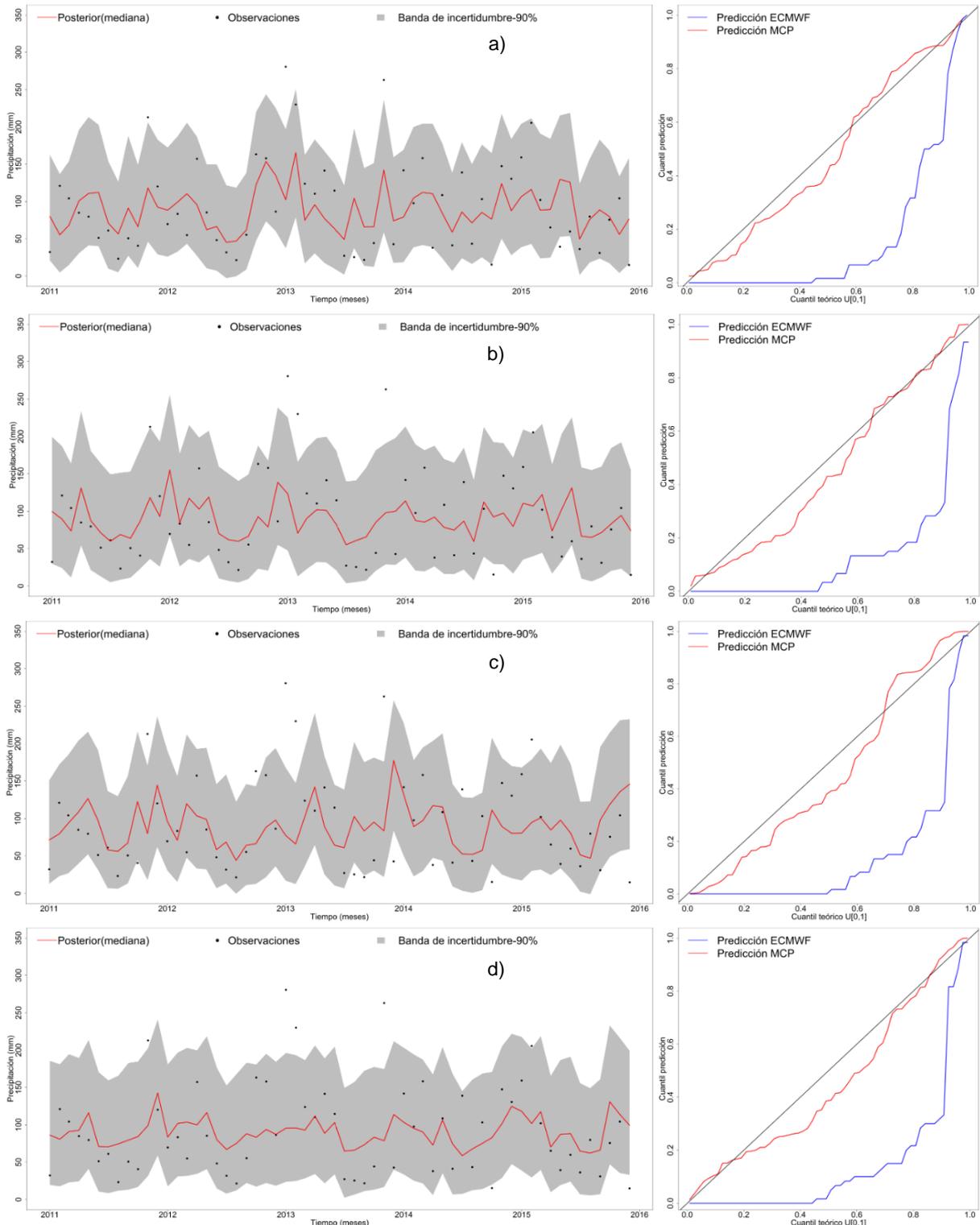


Figura 19. En la parte izquierda se muestra la incertidumbre predictiva condicional del post-procesador MCP en la etapa de validación 2011-2015 para los valores máximos de los 25 miembros de las predicciones de precipitación, en donde la línea roja es la mediana de la predicción del MCP, los puntos indican las observaciones y la región gris la banda de incertidumbre el 90%. En la parte derecha se muestran los gráficos QQ-plots para la predicción del ECMWF y la predicción del MCP. Todo esto para a) Cero meses de antelación, b) Dos meses de antelación, c) Cuatro meses de antelación y d) Seis meses de antelación.

Respecto al desempeño predictivo de los valores mínimos de los pronósticos conjuntos de precipitación, en la Figura 20 se presentan las gráficas con la incertidumbre predictiva estimada por el MCP para los meses de antelación 0, 2, 4 y 6 en la etapa de calibración 2000-2010. Con respecto a la confiabilidad y la precisión, estas aumentan después del post-proceso para todas las antelaciones. En relación al ks test, todas las antelaciones pasan el test, a diferencia de las predicciones antes del post-proceso en las cuales ninguna antelación pasa el test. En los gráficos QQ-plots se observa que la distribución predictiva del ECMWF para todos los meses de antelación como es de esperarse realiza una subestimación sistemática de esta. Para el caso de la distribución predictiva estimada mediante el MCP, todas las antelaciones se encuentran muy cercanas a la bisectriz, por lo que se puede concluir que el post-procesamiento mejora la estimación de la incertidumbre predictiva. Respecto al ancho medio de banda B, se puede observar que la banda más estrecha es la de la antelación de 0 meses y las bandas más amplias corresponden a las antelaciones de 1 y 6 meses, por lo que no se sigue la tendencia al deterioro si aumenta la ventana de predicción; comparando con el ancho medio de banda antes del post-proceso a pesar de aumentar, el CR se acerca más al nivel de significancia requerido del 90% en todas las antelaciones. Para todas las antelaciones, el ancho de banda aumenta respecto a la simplificación de la mediana y de los valores máximos, por lo que referente a los estadísticos D y d-factor, la predicción con 0 y 1 mes de antelación son las que cuentan con los límites de incertidumbre más reducidos respecto a las otras antelaciones, por el contrario, las predicciones con los límites más amplios son las de 5 y 6 meses de antelación.

En la Figura 21 se presentan las gráficas con la incertidumbre predictiva estimada por el MCP a partir de los valores mínimos para la validación, en donde el comportamiento de los estadísticos es muy similar a los de calibración, pero con un rendimiento inferior respecto a la estimación de la incertidumbre predictiva, además de contar con anchos de banda en la mayoría de antelaciones invariante; en lo que respecta al D este tiende a ser superior y el d-factor tiende a deteriorarse.

De manera general para las tres simplificaciones del conjunto de pronósticos del ECMWF para el caso de la precipitación, el MCP mejora la estimación informal o empírica de la incertidumbre predictiva, ya que por sí sola la predicción determinista no tiene una habilidad satisfactoria para predecir. Independientemente de que el ancho medio de las bandas después del post-proceso sea mayor y que los estadísticos como el D y d-factor muestren un deterioro, se justificó que estos últimos están relacionados con B, por lo que si el ancho de banda es menor se esperaría que estos también tuvieran un mejor desempeño; en lugar de esto, los estadísticos como la confiabilidad y la precisión mejoran, además de que el CR se acerca más al nivel de significancia requerido del 90%. En la etapa de validación, las bandas de incertidumbre de la predicción proporcionan una buena descripción de los valores observados, por lo que se esperaría que el rendimiento de la predicción para validar en periodos futuros fuera bueno. Sin embargo, a pesar de que los valores máximos y mínimos de los conjuntos de pronóstico representan, aunque sesgadamente la variabilidad de las series de precipitación y que además la corrección de sesgo mejora las series, los resultados de la mediana exponen bandas de incertidumbre más reducidas con la misma confiabilidad y mayor precisión que las otras simplificaciones y, además, hay una tendencia más clara al aumento de la incertidumbre con el aumento de la ventana de predicción.

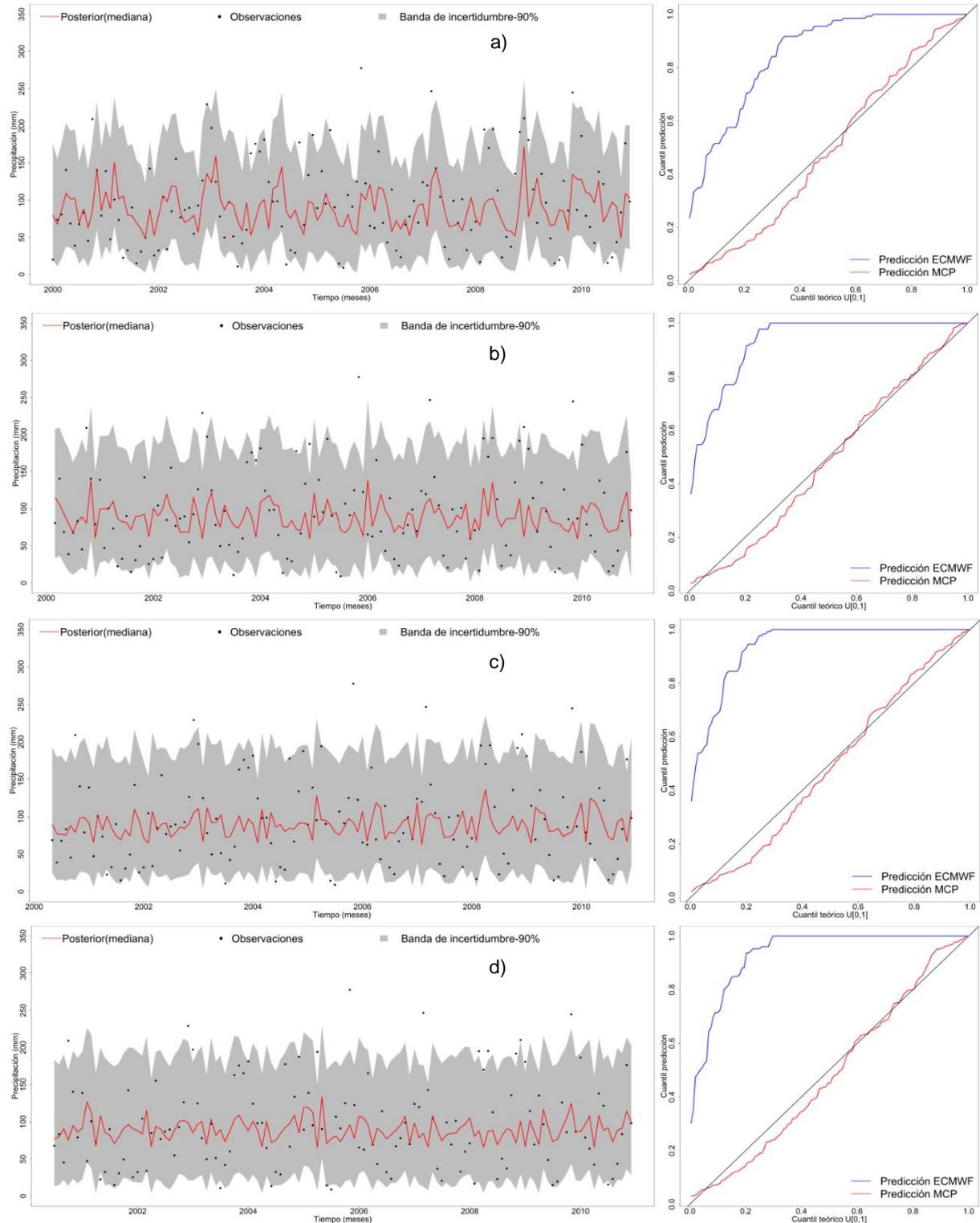


Figura 20. En la parte izquierda se muestra la incertidumbre predictiva condicional del post-procesador MCP en la etapa de calibración 2000-2010 para los valores mínimos de los 25 miembros de las predicciones de precipitación, en donde la línea roja es la mediana de la predicción del MCP, los puntos indican las observaciones y la región gris la banda de incertidumbre el 90%. En la parte derecha se muestran los gráficos QQ-plots para la predicción del ECMWF y la predicción del MCP. Todo esto para a) Cero meses de antelación, b) Dos meses de antelación, c) Cuatro meses de antelación y d) Seis meses de antelación.

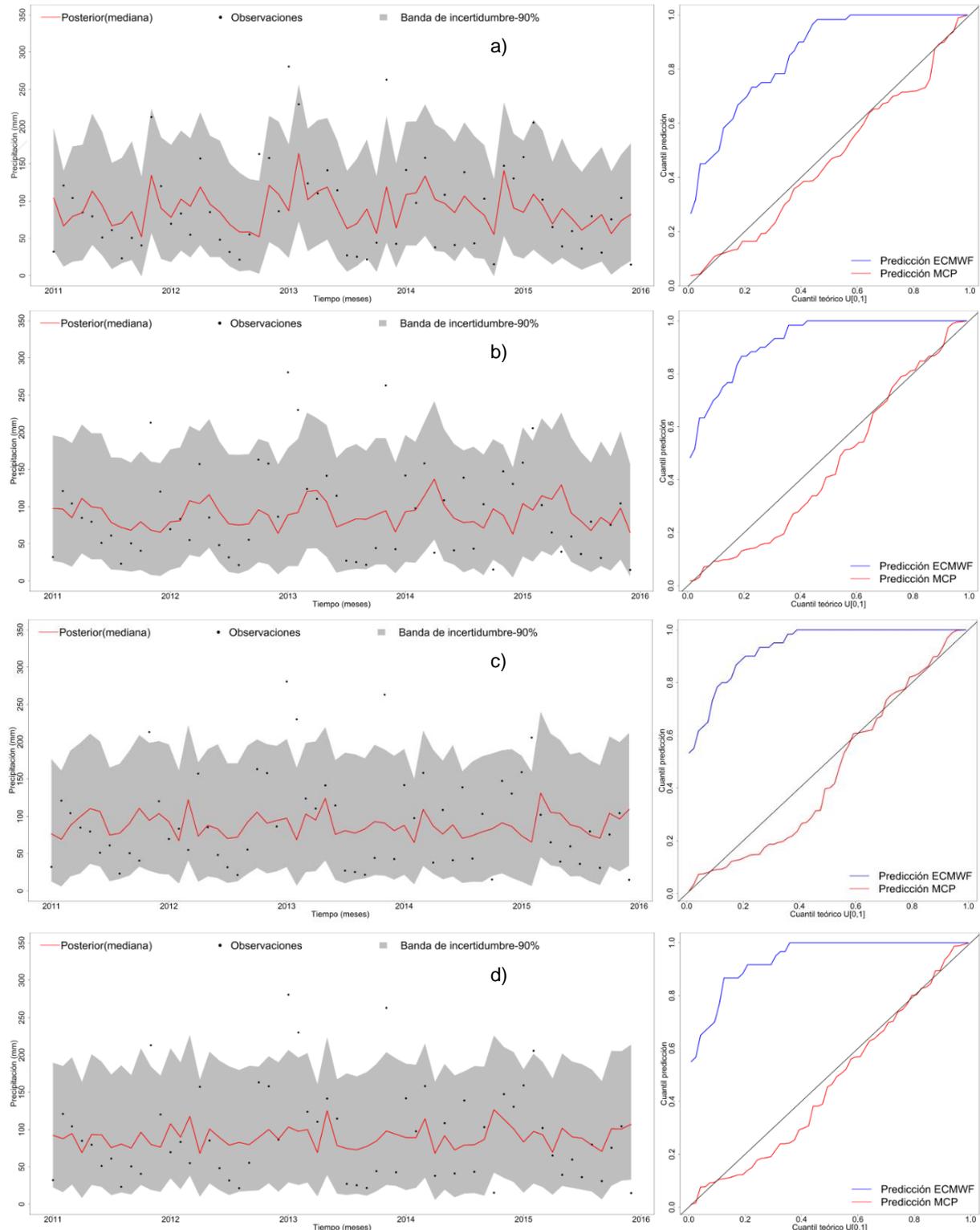


Figura 21. En la parte izquierda se muestra la incertidumbre predictiva condicional del post-procesador MCP en la etapa de validación 2011-2015 para los valores mínimos de los 25 miembros de las predicciones de precipitación, en donde la línea roja es la mediana de la predicción del MCP, los puntos indican las observaciones y la región gris la banda de incertidumbre el 90%. En la parte derecha se muestran los gráficos QQ-plots para la predicción del ECMWF y la predicción del MCP. Todo esto para a) Cero meses de antelación, b) Dos meses de antelación, c) Cuatro meses de antelación y d) Seis meses de antelación.

4.2 Temperatura

Los conjuntos de predicciones brutas de temperatura media del ECMWF compuestos por 25 miembros para 0, 2, 4 y 6 meses de antelación se muestran en la Figura 22 para el periodo de calibración 2000-2010 y en la Figura 23 para el periodo de validación 2011-2015, en los cuales mediante la metodología de “*Plotting Positions*” se calculan los intervalos de confianza del 5% y 95% que forman la envolvente del 90% que ayuda en gran medida a verificar la calidad de la predicción realizada por el ECMWF antes de realizar cualquier post-proceso de las series.

Al usar la metodología de “*Plotting Positions*”, se logra calcular las medidas de desempeño probabilistas antes de realizar el post-proceso, tales como la confiabilidad, la precisión, el CR90, el ancho de banda, el D y el d-factor, esto con el fin de comparar con los estadísticos resultantes de la simplificación asumida para los pronósticos conjuntos de temperatura media correctamente post-procesada, verificando cuál de estas realiza una mejor estimación de la incertidumbre predictiva y además si el post-proceso efectivamente mejora la estimación de la predicción.

Las predicciones por conjuntos realizadas por el ECMWF para el caso de la temperatura media tienden a ser muy uniformes independientemente de la antelación con la que se realiza la predicción, es decir, no hay un deterioro significativo si el horizonte aumenta hasta los 6 meses; como ya se mencionó anteriormente, esta uniformidad se puede deber a que las predicciones en el periodo *Hindcast* pueden incluir ya una corrección del sesgo y la habilidad antes de ser proporcionadas al público en general, aunque nuevamente esto no se explica de manera explícita en la documentación del centro de investigación. Si los productos del ECMWF en el periodo *Hindcast* incluyen alguna corrección de sesgo y de habilidad, se podría justificar porque los diferentes miembros de los conjuntos de pronóstico representan de una manera satisfactoria el clima observado, además de por qué la habilidad del pronóstico se mantiene tan uniforme si aumenta el tiempo de antelación del pronóstico.

Comparando los pronósticos conjuntos de la temperatura media con los de precipitación, se puede observar que antes del post-proceso estos representan de manera satisfactoria el clima observado, exceptuando algunos valores altos de la serie que se salen de los intervalos de confianza. La habilidad predictiva con la que cuentan estas predicciones de temperatura media para la subcuenca de estudio en particular se puede deber a que, en términos de temperatura estacional, esta tiende a ser muy constante en escalas de tiempo cortas, ya que la energía que intercambia la tierra con el universo está en equilibrio pues la energía que emite es la misma que recibe, por lo cual la radiación media a lo largo del año que llega sobre un metro cuadrado varía muy poco.

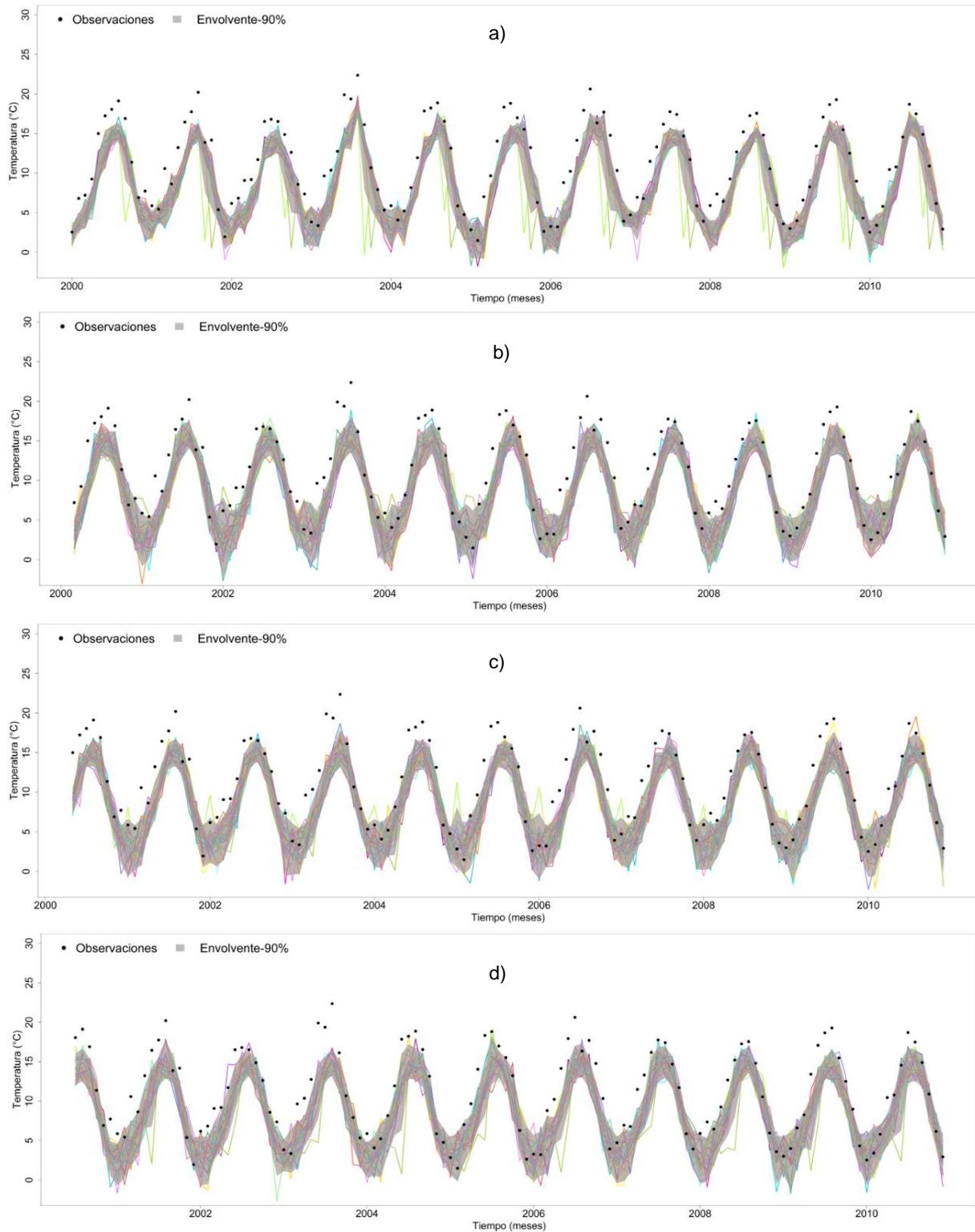


Figura 22. Conjunto de predicciones de temperatura del ECMWF con los 25 miembros respectivos (líneas de colores) y envoltente con los cuantiles del 5-95% estimados mediante el método Plotting Positions en el periodo de calibración 2000-2010 para a) Cero meses de antelación, b) Dos meses de antelación, c) Cuatro meses de antelación y d) Seis meses de antelación.

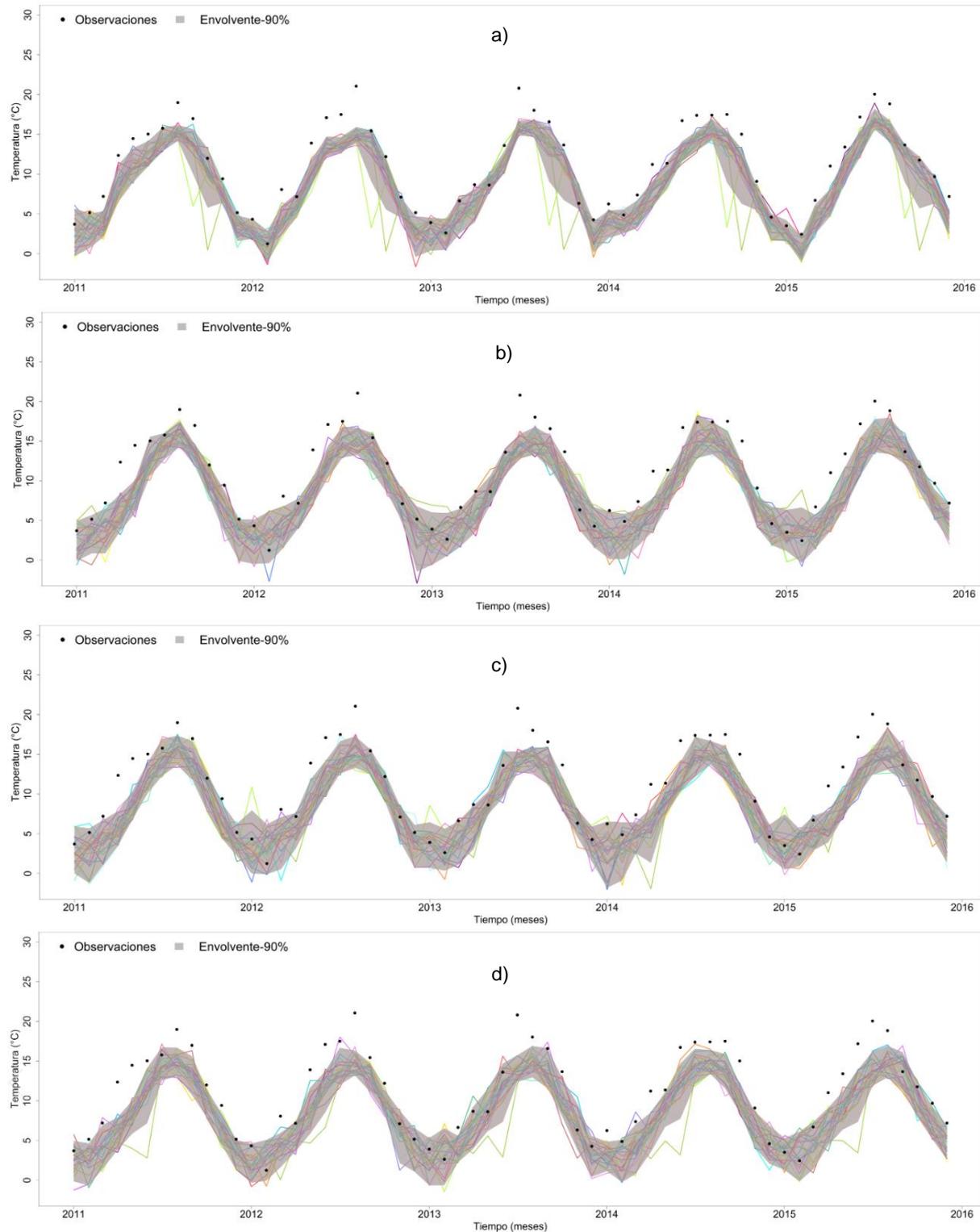


Figura 23. Conjunto de predicciones de temperatura del ECMWF con los 25 miembros respectivos (líneas de colores) y envoltente con los cuantiles del 5-95% estimados mediante el método Plotting Positions en el periodo de validación 2011-2015 para a) Cero meses de antelación, b) Dos meses de antelación, c) Cuatro meses de antelación y d) Seis meses de antelación.

4.2.1 Desempeño predictivo de las métricas deterministas

Nuevamente, en este apartado se analiza en términos de medidas o métricas de desempeño deterministas, el desempeño predictivo de las simplificaciones de los pronósticos conjuntos de temperatura media antes y después del post-proceso. En estas medidas se incluyen el índice de eficiencia de Nash-Sutcliffe (NSE) y el índice de eficiencia de Kling-Gupta (KGE).

En la Figura 24 se presentan las series temporales de las observaciones y las predicciones deterministas del ECMWF para todo el periodo de interés 2000-2015 con y sin corrección de sesgo para los diferentes meses de antelación para el caso de la simplificación en la mediana de los conjuntos de pronóstico. Se puede observar cómo la mediana de las predicciones subestima los valores altos de las observaciones, pero representa adecuadamente de manera general los valores más bajos de temperatura media. Respecto a los errores residuales se observa para todos los meses de antelación una oscilación situada sobre 0, representando un sesgo positivo. Así mismo, en la Figura 25 se presentan las mismas series temporales de observaciones y las predicciones del ECMWF con y sin corrección de sesgo para los diferentes meses de antelación, en este caso para los valores máximos de los conjuntos de pronóstico, en donde se puede observar cómo los valores máximos de la predicción con 0 meses de antelación se ajustan de manera satisfactoria a las observaciones tanto para los valores bajos como para los valores altos de la serie, y respecto a los errores residuales se observa que la serie oscila en torno 0, sin presentar algún tipo de sesgo significativo; sin embargo, para las demás antelaciones, se aprecia que los valores máximos no representan muy bien los valores bajos de temperatura, expresando un pequeño sesgo negativo en los errores residuales. En la Figura 26, se presentan de igual manera las series temporales con las observaciones y las predicciones del ECMWF con y sin corrección de sesgo para los diferentes meses de antelación en el caso de los valores mínimos de los conjuntos de pronóstico de temperatura media, en donde se puede observar cómo los valores mínimos de las predicciones subestiman las observaciones. Respecto a los errores residuales se observa para todos los meses de antelación que la serie se sitúa por encima de 0, lo que se interpreta como un sesgo positivo. Para los tres casos de simplificaciones, la corrección de sesgo mediante el *Quantile Mapping* mejora la variabilidad de las series para representar mejor los valores altos.

Respecto a los diagramas de dispersión, en el caso de la predicción determinista simplificada en la mediana de los conjuntos de pronóstico de temperatura media, estos son muy similares en todas las antelaciones demostrando una alta correlación positiva, pero está más notoria en la antelación de 0 meses. En el caso de las simplificaciones en valores máximos y mínimos, estos diagramas tienen un comportamiento similar entre antelaciones, que, aunque siguen también una correlación positiva buena, existen ciertos valores atípicos. Esto demuestra la calidad de las predicciones crudas del ECMWF aun sin corrección de sesgo.

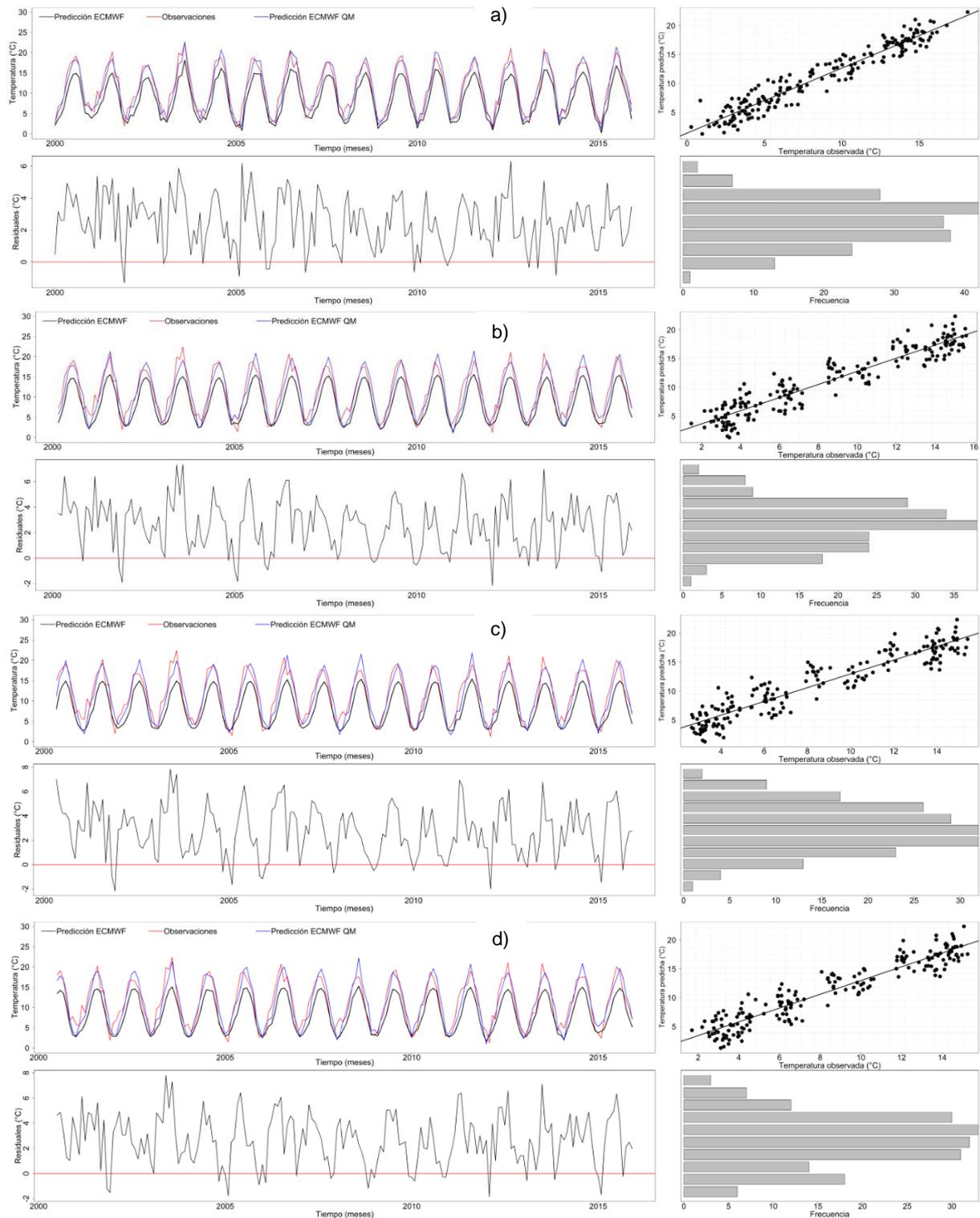


Figura 24. En la parte superior serie temporal mensual con la mediana de los 25 miembros de las predicciones de temperatura brutas (línea negra), observaciones (línea roja), serie temporal mensual corregida por Quantile Mapping (línea azul) y diagrama de dispersión de la mediana de los 25 miembros de las predicciones respecto a las observaciones. En la parte inferior serie temporal se los errores residuales e histograma de dichos errores. Todo esto para a) Cero meses de antelación, b) Dos meses de antelación, c) Cuatro meses de antelación y d) Seis meses de antelación.

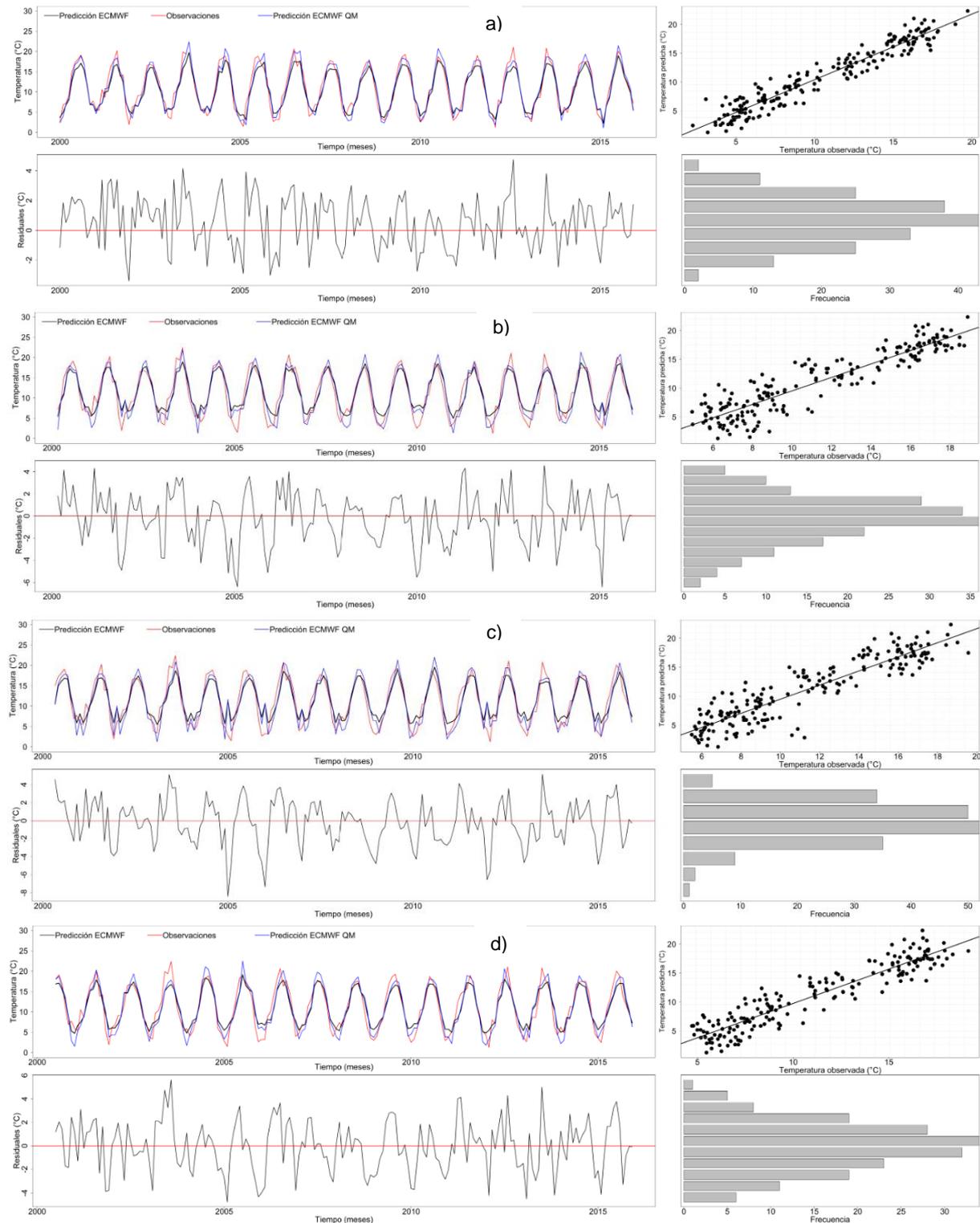


Figura 25. En la parte superior serie temporal mensual con los valores máximos de los 25 miembros de las predicciones de temperatura brutas (línea negra), observaciones (línea roja), serie temporal mensual corregida por Quantile Mapping (línea azul) y diagrama de dispersión con los valores máximos de los 25 miembros de las predicciones respecto a las observaciones. En la parte inferior serie temporal se los errores residuales e histograma de dichos errores. Todo esto para a) Cero meses de antelación, b) Dos meses de antelación, c) Cuatro meses de antelación y d) Seis meses de antelación.

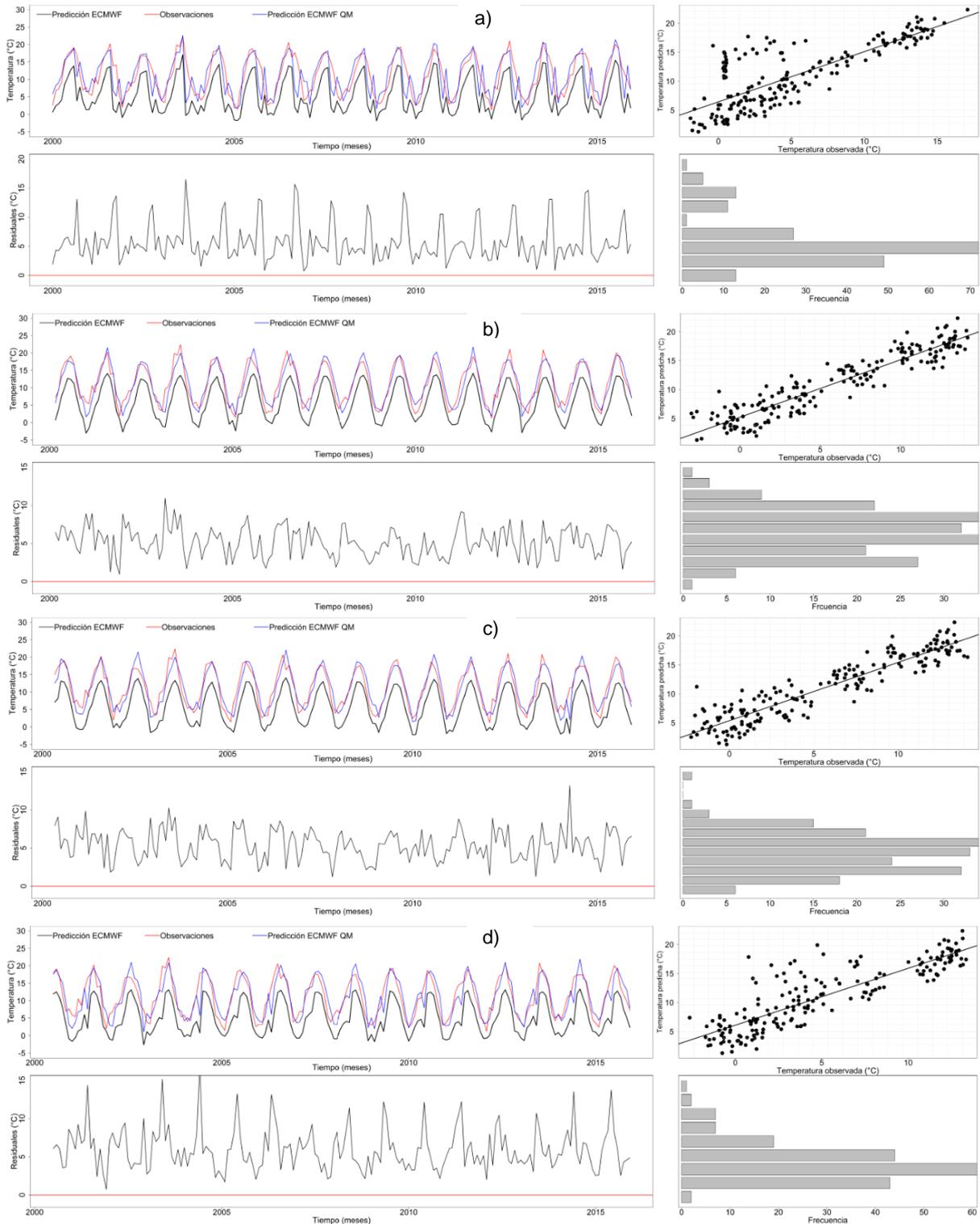


Figura 26. En la parte superior serie temporal mensual con los valores mínimos de los 25 miembros de las predicciones de temperatura brutas (línea negra), observaciones (línea roja), serie temporal mensual corregida por Quantile Mapping (línea azul) y diagrama de dispersión con los valores mínimos de los 25 miembros de las predicciones respecto a las observaciones. En la parte inferior serie temporal se los errores residuales e histograma de dichos errores. Todo esto para a) Cero meses de antelación, b) Dos meses de antelación, c) Cuatro meses de antelación y d) Seis meses de antelación.

En la Tabla 3 se presentan las medidas de desempeño deterministas para las respectivas simplificaciones de los pronósticos conjuntos de temperatura media antes y después del post-proceso.

En el caso de la simplificación de los pronósticos conjuntos en la mediana de estos tanto en calibración como en validación, el NSE del post-procesamiento mejora la predicción determinista para todas las antelaciones obteniéndose NSE muy cercanos a la unidad; sin embargo, antes del post-proceso las series de predicciones ya contaban con valores de NSE superiores a 0,50, por lo que desde el inicio la habilidad de la mediana de los pronósticos conjuntos de temperatura media es buena. Es de esperarse que para el caso de la temperatura el NSE tenga un buen comportamiento, ya que en esta las predicciones representan muy bien la variabilidad de las observaciones. En relación al KGE, este se comporta de manera similar al NSE tanto en el periodo de calibración como en el de validación, para el cual antes del post-proceso presentan valores muy similares para todas las antelaciones obteniéndose valores de hasta 0,74, y aunque la mediana de los pronósticos conjuntos está un poco sesgada sigue representando muy bien la variabilidad; después de realizado el post-proceso el índice aumenta obteniéndose valores superiores a 0,8.

Para el caso de la simplificación de los conjuntos de pronóstico de temperatura media en los valores máximos de estos tanto en calibración como en validación, antes del post-proceso el NSE para todas las antelaciones tienden a tener un muy buen desempeño incluso superior a los de la simplificación en mediana, por lo que se podría asumir que los valores máximos de los conjuntos de predicciones del ECMWF representan mejor la temperatura media observada. Sin embargo, el post-proceso mejora aún más la habilidad predictiva de los pronósticos deterministas, aumentando el índice para todas las antelaciones. En relación al KGE, este se comporta de manera similar al NSE tanto en el periodo de calibración como en el de validación, aumentando para todas las antelaciones el valor del índice después de realizado el post-proceso.

Para el caso de la simplificación de los conjuntos de pronóstico en los valores mínimos de estos tanto en calibración como en validación, el comportamiento antes del post-proceso es contrario al de los valores máximos, ya que se tienen NSE muy bajos e incluso negativos; sin embargo, el post-proceso mejora de manera significativa la habilidad predictiva de los pronósticos deterministas, aumentando el índice para todas las antelaciones. Para el caso del KGE, antes del post-procesamiento se tienen valores que rondan el 0,50, sin embargo, después del post-procesamiento mejora la predicción determinista para todas las antelaciones.

De manera general, el post-proceso mejora para todas las simplificaciones las predicciones deterministas de temperatura media, demostrando que aun con predicciones de bajo desempeño como los son los valores mínimos, la corrección de sesgo y el MCP con capaces de mejorar las medidas de desempeño deterministas.

Tabla 3. Medidas de desempeño deterministas para la mediana, valores máximos y valores mínimos de los 25 miembros de las predicciones de temperatura antes y después de post-proceso para los diferentes meses de antelación en la etapa de calibración y validación.

CALIBRACIÓN						
	ECMWFmed	ECMWFmax	ECMWFmin	MCPmed	MCPmax	MCPmin
Antelación 0 meses						
NSE	0.69	0.88	-0.51	0.91	0.90	0.54
KGE	0.72	0.67	0.49	0.94	0.93	0.72
Antelación 1 mes						
NSE	0.65	0.68	-0.21	0.87	0.69	0.81
KGE	0.70	0.67	0.49	0.90	0.78	0.88
Antelación 2 meses						
NSE	0.64	0.82	-0.03	0.86	0.81	0.85
KGE	0.70	0.77	0.53	0.90	0.87	0.89
Antelación 3 meses						
NSE	0.61	0.68	-0.02	0.86	0.69	0.86
KGE	0.67	0.70	0.53	0.90	0.79	0.90
Antelación 4 meses						
NSE	0.60	0.79	-0.11	0.86	0.80	0.85
KGE	0.67	0.73	0.51	0.90	0.87	0.89
Antelación 5 meses						
NSE	0.62	0.84	-0.10	0.84	0.85	0.83
KGE	0.68	0.76	0.50	0.89	0.88	0.87
Antelación 6 meses						
NSE	0.63	0.85	-0.48	0.86	0.85	0.72
KGE	0.68	0.78	0.43	0.90	0.89	0.82
VALIDACIÓN						
	ECMWFmed	ECMWFmax	ECMWFmin	MCPmed	MCPmax	MCPmin
Antelación 0 meses						
NSE	0.74	0.92	-0.43	0.95	0.94	0.61
KGE	0.74	0.84	0.45	0.93	0.93	0.75
Antelación 1 mes						
NSE	0.66	0.61	-0.13	0.88	0.65	0.83
KGE	0.71	0.63	0.50	0.89	0.74	0.87
Antelación 2 meses						
NSE	0.65	0.82	-0.07	0.86	0.83	0.88
KGE	0.70	0.77	0.51	0.89	0.86	0.88
Antelación 3 meses						
NSE	0.61	0.66	0.01	0.88	0.66	0.88
KGE	0.66	0.71	0.53	0.89	0.76	0.88
Antelación 4 meses						
NSE	0.62	0.80	-0.17	0.87	0.84	0.84
KGE	0.67	0.72	0.49	0.89	0.88	0.88
Antelación 5 meses						
NSE	0.62	0.83	-0.12	0.89	0.85	0.87
KGE	0.66	0.75	0.50	0.90	0.87	0.88
Antelación 6 meses						
NSE	0.61	0.84	-0.47	0.88	0.84	0.79
KGE	0.67	0.77	0.42	0.89	0.86	0.84

4.2.2 Desempeño predictivo de las métricas probabilistas

Respecto a las métricas probabilistas para los pronósticos conjuntos de temperatura media antes y después del post-proceso, en la Tabla 4 se presentan las métricas probabilistas de los 25 miembros de los pronósticos antes del post-proceso y los resultados de la aplicación del MCP con las respectivas simplificaciones. Para analizar el desempeño de estas métricas es importante analizar simultáneamente las gráficas con la distribución predictiva del MCP, las bandas de incertidumbre y los QQ-plots comparativos tanto para el periodo de calibración como para el de validación.

Para el caso de la simplificación de los pronósticos conjuntos de temperatura media en la mediana, en la etapa de calibración todas las antelaciones presentan un alto grado de confiabilidad que se mantiene desde la predicción inicial realizada por el ECMWF en 0,99; en términos de precisión, esta se mantiene en valores muy similares antes y después del post-proceso aumentando muy poco con este último, por lo que se podría concluir que la estimación de la predicción mediante el MCP es más confiable, sin embargo el ECMWF para el caso de la temperatura también realiza una muy buena estimación de esta. De igual manera ocurre en la etapa de validación para la confiabilidad y la precisión.

En la Figura 27 se presentan las gráficas con la incertidumbre predictiva estimada por el MCP a partir de la mediana de las predicciones de temperatura media para los meses de antelación 0, 2, 4 y 6 en la etapa de calibración 2000-2010. En relación al ks test, todas las antelaciones pasan el test, a diferencia de las predicciones antes del post-proceso en las cuales ninguna antelación pasa el test. En los gráficos QQ-plots se observa que la distribución predictiva del ECMWF para todos los meses de antelación tiene una tendencia a alejarse de esta a lo largo de toda la distribución por lo que realiza una subestimación sistemática de la predicción. Para el caso de la distribución predictiva estimada mediante el MCP, todas las antelaciones se encuentran muy cercanas a la bisectriz, por lo que se puede concluir que el post-procesamiento mejora la estimación de la incertidumbre predictiva. Respecto al ancho medio de banda B, se puede observar que la banda más estrecha es la de la antelación de 0 meses y el resto de las antelaciones conservan un ancho medio de banda muy similar; comparando con el ancho medio de banda antes del post-proceso a pesar de aumentar, el CR se acerca más al nivel de significancia requerido del 90% en todas las antelaciones. Referente a los estadísticos D y d-factor, estos están estrechamente relacionados con la amplitud de la incertidumbre, por lo que antes del post-proceso como la banda es más estrecha estos toman valores en teoría más precisos, sin embargo, aunque después del post-proceso se deterioran porque el ancho de banda aumenta, esto no significa que la estimación de la incertidumbre predictiva mediante el MCP sea errónea, ya que se comprobó que aunque el ancho de banda aumenta, la confiabilidad, la precisión y el CR90 aumentan con el post-proceso. Sabiendo esto, el D es muy poco variable para todas las antelaciones por lo que se podría concluir que todas son acertadas en la predicción respecto a las observaciones; para el d-factor, la predicción con 0 meses de antelación es la más acertada pues el valor es el más cercano a 1 respecto a las otras antelaciones, aunque de manera general los valores para este estadístico también varían muy poco entre las diferentes antelaciones.

Tabla 4. Medidas de desempeño probabilistas para la mediana, valores máximos y valores mínimos de los 25 miembros de las predicciones de temperatura antes y después de post-proceso para los diferentes meses de antelación en la etapa de calibración y validación.

	CALIBRACIÓN				VALIDACIÓN			
	ECMWF	MCPmed	MCPmax	MCPmin	ECMWF	MCPmed	MCPmax	MCPmin
	Antelación 0 meses				Antelación 0 meses			
Confiabilidad	0.99	0.99	0.99	0.99	0.99	0.99	0.99	0.99
Precisión	7.05	7.12	6.75	3.80	6.99	7.06	6.72	3.76
ks test	0.01	0.93	0.80	0.05	0.04	0.63	0.66	0.28
CR (%)	36.36	92.4	87.1	93.9	31.66	96.7	95	92
B (°C)	3.84	6.42	6.79	11.4	3.77	6.44	6.77	11.4
D (°C)	2.89	5.56	5.55	5.61	2.96	5.49	5.51	5.56
d-factor	0.71	1.18	1.25	2.09	0.69	1.18	1.24	2.08
	Antelación 1 mes				Antelación 1 mes			
Confiabilidad	0.99	0.99	0.99	0.99	0.99	0.99	0.99	0.99
Precisión	5.51	5.56	3.78	5.40	5.50	5.50	3.74	5.26
ks test	0.01	0.93	0.39	0.95	0.02	0.94	0.82	0.66
CR (%)	50.38	92.4	92.4	89.3	50	95	91.7	90
B (°C)	4.91	8.13	11.5	8.34	4.94	8.17	11.5	8.48
D (°C)	3.15	5.56	5.59	5.56	3.16	5.56	5.60	5.54
d-factor	0.91	1.50	2.12	1.54	0.90	1.49	2.10	1.55
	Antelación 2 meses				Antelación 2 meses			
Confiabilidad	0.99	0.99	0.99	0.99	0.99	0.99	0.99	0.99
Precisión	5.32	5.43	4.76	5.22	5.32	5.35	4.70	5.14
ks test	0.01	0.98	0.94	0.82	0.03	0.99	0.77	0.81
CR (%)	46.15	91.5	89.2	91.5	45	93.3	91.7	95
B (°C)	4.65	8.35	9.38	8.61	4.59	8.45	9.49	8.65
D (°C)	3.24	5.59	5.60	5.60	2.95	5.59	5.57	5.59
d-factor	0.85	1.54	1.73	1.59	0.83	1.54	1.73	1.58
	Antelación 3 meses				Antelación 3 meses			
Confiabilidad	0.99	0.99	0.99	0.99	0.99	0.99	0.99	0.99
Precisión	4.45	5.55	3.94	5.41	5.44	5.44	3.89	5.31
ks test	0.01	0.97	0.42	0.98	0.01	0.85	0.40	0.92
CR (%)	49.61	90	92.2	93	43.33	91.7	90	91.7
B (°C)	4.76	8.2	11.1	8.39	4.62	8.32	11.2	8.49
D (°C)	3.25	5.58	5.56	5.59	3.14	5.59	5.58	5.61
d-factor	0.87	1.51	2.05	1.54	0.84	1.52	2.05	1.55
	Antelación 4 meses				Antelación 4 meses			
Confiabilidad	0.99	0.99	0.99	0.99	0.99	0.99	0.99	0.99
Precisión	5.40	5.50	4.85	5.32	5.38	5.39	4.80	5.21
ks test	0.01	0.98	0.82	0.41	0.01	0.82	0.82	0.87
CR (%)	45.31	90.6	93.8	93	46.66	91.7	90	88.3
B (°C)	4.67	8.31	9.27	8.58	4.78	8.35	9.26	8.70
D (°C)	3.06	5.59	5.56	5.58	3.02	5.56	5.53	5.66
d-factor	0.85	1.53	1.70	1.57	0.87	1.52	1.69	1.59
	Antelación 5 meses				Antelación 5 meses			
Confiabilidad	0.99	0.99	0.99	0.99	0.99	0.99	0.99	0.99
Precisión	5.04	5.14	5.09	4.76	5.01	5.06	4.95	4.67
ks test	0.01	0.93	0.98	0.98	0.01	0.27	0.73	0.71
CR (%)	40.94	92.9	91.3	91.3	46.66	91.7	91.7	96.7
B (°C)	4.61	8.32	8.86	9.42	4.74	8.36	9.02	9.48
D (°C)	3.09	5.59	5.60	5.58	2.89	5.58	5.54	5.55
d-factor	0.84	1.62	1.62	1.73	0.86	1.62	1.65	1.73
	Antelación 6 meses				Antelación 6 meses			
Confiabilidad	0.99	0.99	0.99	0.99	0.99	0.99	0.99	0.99
Precisión	5.20	5.50	5.10	4.28	5.19	5.41	5.01	4.21
ks test	0.01	0.92	0.93	0.59	0.01	0.75	0.93	0.72
CR (%)	39.68	93.7	91.3	92.1	36.66	91.7	90.0	93.3
B (°C)	4.94	8.26	8.84	10.30	4.80	8.34	8.92	10.40
D (°C)	2.92	5.57	5.60	5.62	2.68	5.58	5.59	5.57
d-factor	0.90	1.51	1.62	1.89	0.87	1.52	1.63	1.90

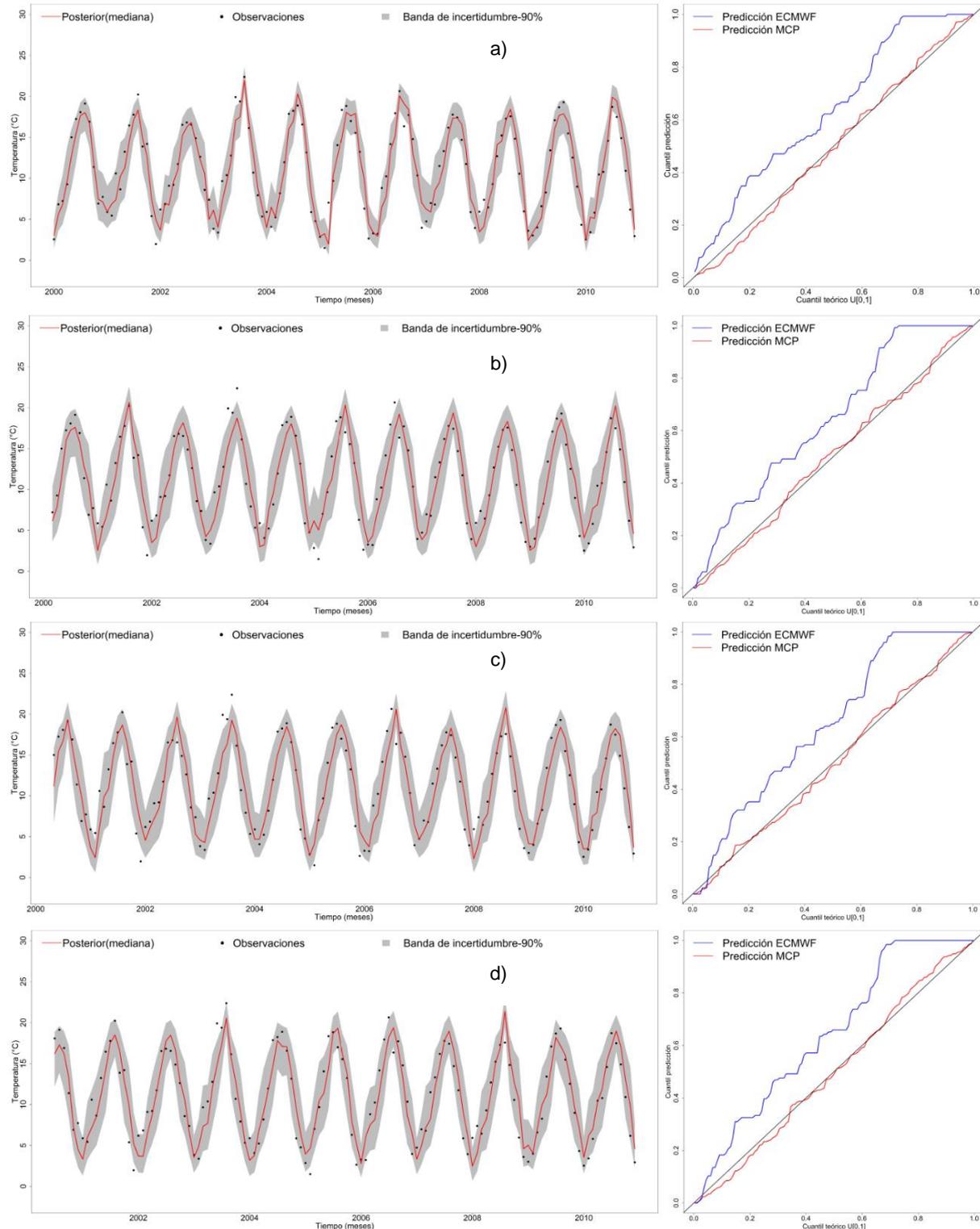


Figura 27. En la parte izquierda se muestra la incertidumbre predictiva condicional del post-procesador MCP en la etapa de calibración 2000-2010 para la mediana de los 25 miembros de las predicciones de temperatura, en donde la línea roja es la mediana de la predicción del MCP, los puntos indican las observaciones y la región gris la banda de incertidumbre el 90%. En la parte derecha se muestran los gráficos QQ-plots para la predicción del ECMWF y la predicción del MCP. Todo esto para a) Cero meses de antelación, b) Dos meses de antelación, c) Cuatro meses de antelación y d) Seis meses de antelación.

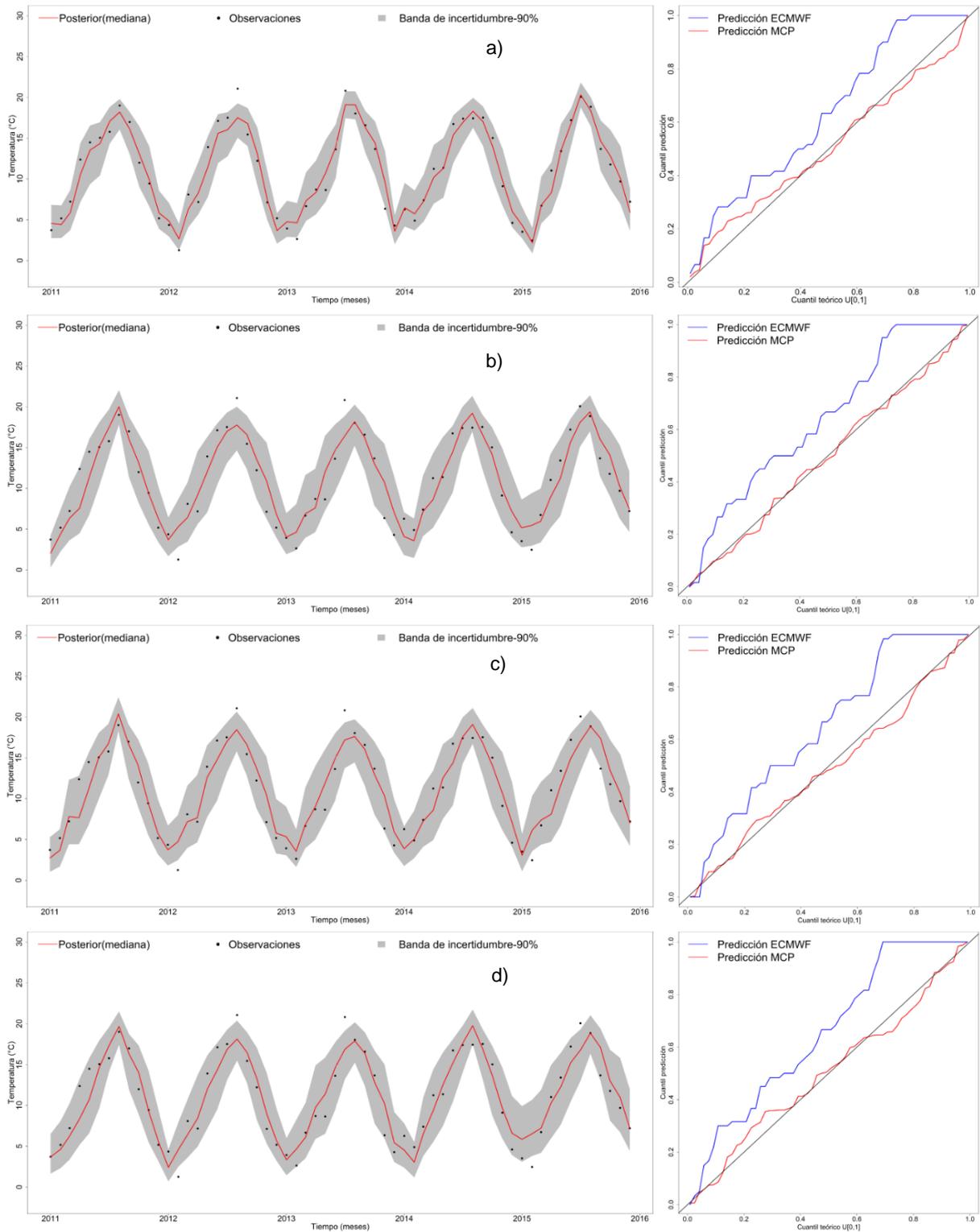


Figura 28. En la parte izquierda se muestra la incertidumbre predictiva condicional del post-procesador MCP en la etapa de validación 2011-2015 para la mediana de los 25 miembros de las predicciones de temperatura, en donde la línea roja es la mediana de la predicción del MCP, los puntos indican las observaciones y la región gris la banda de incertidumbre el 90%. En la parte derecha se muestran los gráficos QQ-plots para la predicción del ECMWF y la predicción del MCP. Todo esto para a) Cero meses de antelación, b) Dos meses de antelación, c) Cuatro meses de antelación y d) Seis meses de antelación.

Para el caso de la validación en donde se evalúa la capacidad predictiva del MCP para los escenarios futuros, en la Figura 28 se presentan las gráficas con la incertidumbre predictiva estimada por el MCP a partir de la mediana de las predicciones de temperatura media para los meses de antelación 0, 2, 4 y 6 en la etapa de validación 2011-2015. En términos de confiabilidad y precisión, estas se comportan de igual manera que en la calibración. En relación al ks test todas las antelaciones pasan el test. En los QQ-plots, se observa que la distribución predictiva del ECMWF para todos los meses de antelación es muy similar, existiendo una tendencia a alejarse de la bisectriz a lo largo de toda la distribución, por lo que al igual que en la calibración se obtiene una subestimación sistemática de la predicción. Para el caso de la distribución predictiva estimada mediante el MCP, todas las antelaciones se encuentran muy cercanas a la bisectriz, en comparación con la distribución predictiva del ECMWF, pero más alejadas en comparación con el periodo de calibración, por lo que se puede concluir que el post-procesamiento mejora la estimación de la incertidumbre predictiva, pero con un rendimiento inferior respecto a la calibración. Respecto al ancho medio de banda B el comportamiento es muy similar al de la calibración, en donde la banda más estrecha es la de la antelación de 0 meses y el resto de las antelaciones conservan un ancho medio de banda muy similar; comparando con el ancho medio de banda antes del post-proceso a pesar de aumentar, el CR se acerca más al nivel de significancia requerido del 90% en todas las antelaciones. Referente al estadístico D, también se comporta de manera similar al de calibración, varía muy poco entre antelaciones y además con valores muy similares a los de calibración por lo que los límites de la incertidumbre predictiva se mantienen más bien constantes. Para el d-factor, también se comporta de manera similar a los de calibración, con valores poco variables entre antelaciones.

Respecto al desempeño predictivo de los valores máximos de los pronósticos conjuntos de temperatura media, en la Figura 29 se presentan las gráficas con la incertidumbre predictiva estimada por el MCP para los meses de antelación 0, 2, 4 y 6 en la etapa de calibración 2000-2010. En términos de confiabilidad esta se mantiene en el mismo valor de 0,99 antes y después del post-proceso, mientras que la precisión para algunas antelaciones se mantiene muy constante, pero para la mayoría disminuye después del post-proceso. En relación al ks test todas las antelaciones pasan el test. En los QQ-plots se puede observar cómo para este caso la distribución si se acerca a la bisectriz realizando una mejor estimación de la incertidumbre predictiva antes de ingresar al post-proceso. La distribución predictiva del ECMWF para el caso de 0 meses de antelación es relativamente buena, ya que la distribución predictiva es cercana a la bisectriz a lo largo de esta; para las antelaciones restantes, se observa que realiza una sobreestimación de la predicción en los valores bajos de la distribución. En la distribución predictiva estimada mediante el MCP, todas las antelaciones se encuentran muy cercanas a la bisectriz, por lo que se puede concluir que el post-procesamiento mejora la estimación de esta. Respecto al ancho medio de banda B, se puede observar que no hay una tendencia clara al deterioro si aumenta la ventana de predicción, ya que la banda más estrecha es la de la antelación de 0 meses y las bandas más amplias corresponden a las antelaciones de 1 y 3 meses, sin embargo; comparando con el ancho medio de banda antes del post-proceso a pesar de aumentar, el CR se acerca más al nivel de significancia requerido del 90% en todas las antelaciones.

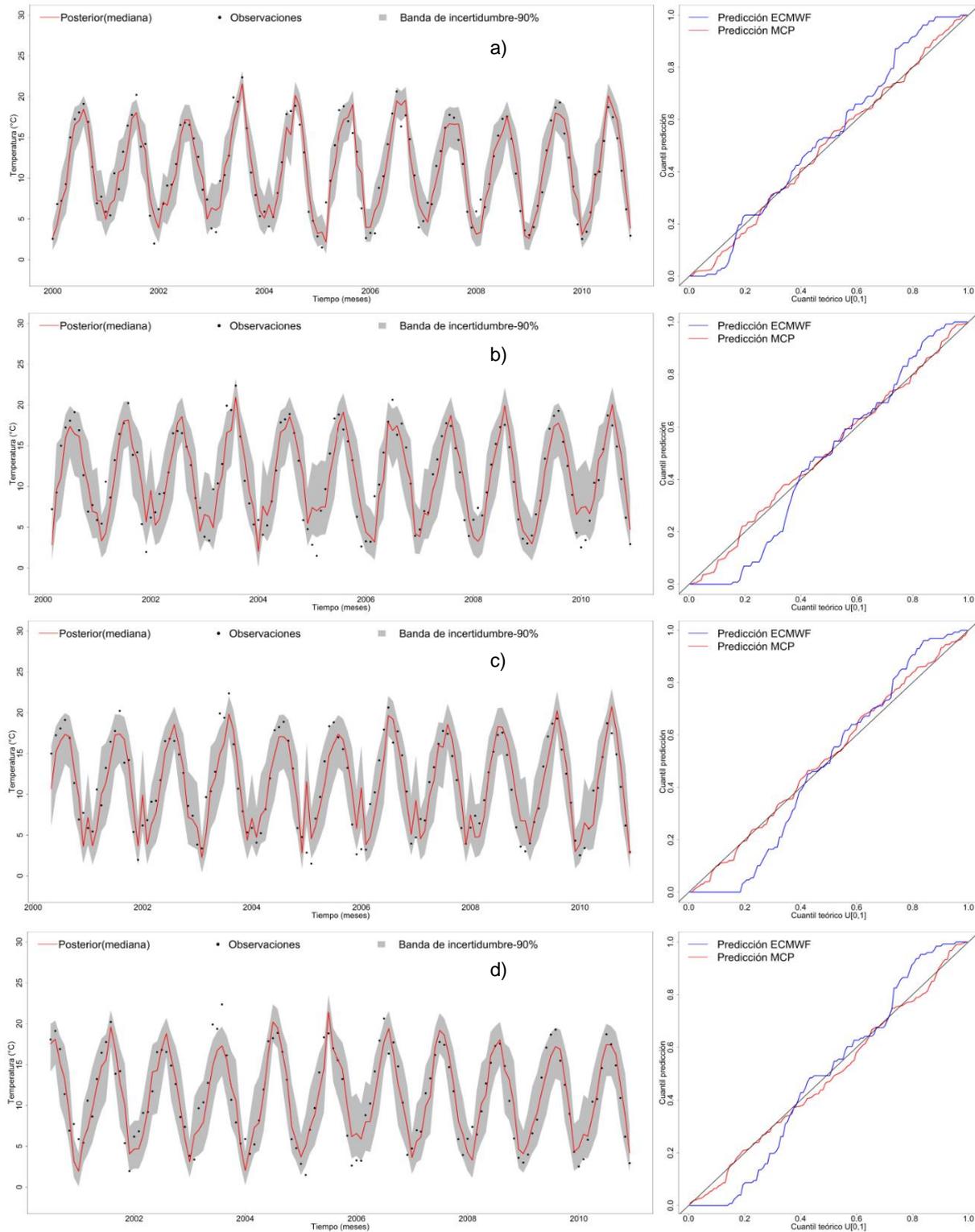


Figura 29. En la parte izquierda se muestra la incertidumbre predictiva condicional del post-procesador MCP en la etapa de calibración 2000-2010 para los valores máximos de los 25 miembros de las predicciones de temperatura, en donde la línea roja es la mediana de la predicción del MCP, los puntos indican las observaciones y la región gris la banda de incertidumbre el 90%. En la parte derecha se muestran los gráficos QQ-plots para la predicción del ECMWF y la predicción del MCP. Todo esto para a) Cero meses de antelación, b) Dos meses de antelación, c) Cuatro meses de antelación y d) Seis meses de antelación.

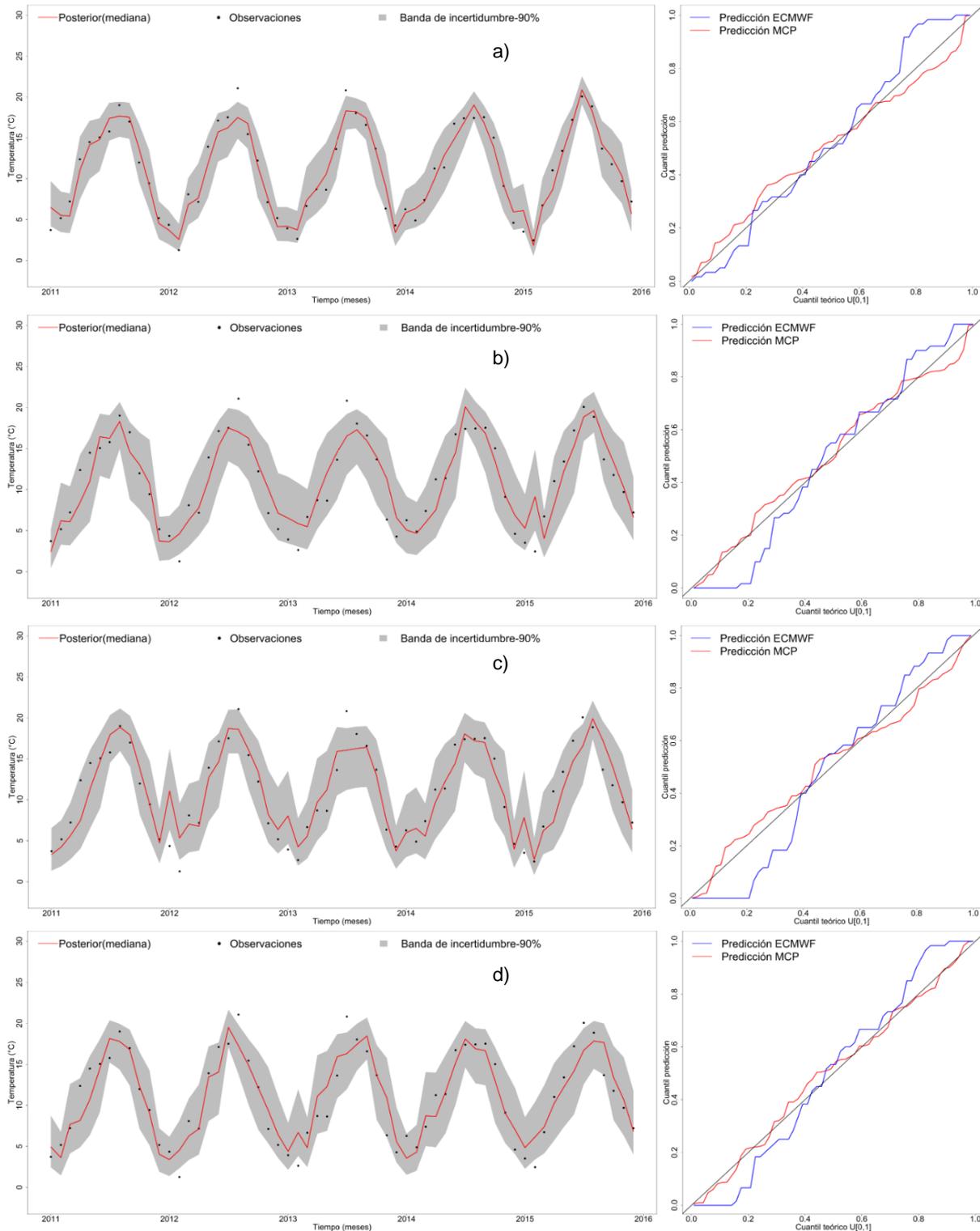


Figura 30. En la parte izquierda se muestra la incertidumbre predictiva condicional del post-procesador MCP en la etapa de validación 2011-2015 para los valores máximos de los 25 miembros de las predicciones de temperatura, en donde la línea roja es la mediana de la predicción del MCP, los puntos indican las observaciones y la región gris la banda de incertidumbre el 90%. En la parte derecha se muestran los gráficos QQ-plots para la predicción del ECMWF y la predicción del MCP. Todo esto para a) Cero meses de antelación, b) Dos meses de antelación, c) Cuatro meses de antelación, d) Seis meses de antelación.

Referente al estadístico D los valores para todas las antelaciones son muy similares, dando como resultado que la antelación más acertada en la predicción es la de 0 meses de antelación y el resto son menos acertadas. Para el d-factor, la predicción con 0 meses de antelación es la más acertada por ser el valor más cercano a 1 y respecto a las menos precisas, nuevamente corresponden a las de 2 y 3 meses de antelación.

En la Figura 30 se presentan las gráficas con la incertidumbre predictiva estimada por el MCP para la simplificación en valores máximos para el caso de la validación, en donde el comportamiento de los estadísticos es muy similar a los de calibración pero con un rendimiento inferior respecto a la estimación de la incertidumbre predictiva, además de contar con anchos de banda para algunas invariantes y para la mayoría de antelaciones más amplios, el D tiende a ser superior y el d-factor tiende a deteriorarse.

En la Figura 31 y en la Figura 32 se presentan las gráficas con la incertidumbre predictiva estimada por el MCP para los meses de antelación 0, 2, 4 y 6 en la etapa de calibración 2000-2010 y en la etapa de validación 2011-2015 respectivamente para los valores mínimos de los pronósticos conjuntos de temperatura media. Todas las antelaciones pasan el ks-test. La confiabilidad se mantiene en valores constantes antes y después del post-proceso, mientras que la precisión disminuye después de aplicar el MCP. El ancho de banda B tiende a ser mayor en comparación con la simplificación en mediana, pero menor que la simplificación en valores máximos, contando con un CR después del post-proceso más cercano al nivel de significancia requerido. Referente a los estadísticos D y d-factor los valores para todas las antelaciones son muy similares, en donde las predicciones con 1 y 3 meses de antelación tienen los límites de incertidumbre más estrechos, mientras que para 0 y 6 meses de antelación sucede lo contrario.

La estimación de la incertidumbre predictiva en el caso de la temperatura media partiendo de las tres simplificaciones, da como resultado que con cualquiera de las simplificaciones el post-proceso puede llegar a mejorar un poco la estimación informal o empírica de la incertidumbre predictiva del ECMWF, debido a que la predicción cruda ya tiene una buena habilidad. Independientemente de que el ancho medio de las bandas después del post-proceso sea mayor y que los estadísticos como el D y d-factor muestren un deterioro, se justificó que estos últimos están relacionados con B, por lo que si el ancho de banda es menor se esperaría que estos también tuvieran un mejor desempeño; en lugar de esto, los estadísticos como la confiabilidad y la precisión mejoran o se mantienen constantes, además de que el CR se acerca más al nivel de predicción supuesto del 90%. A pesar de que los valores máximos y mínimos de los conjuntos de pronóstico representan sesgadamente la variabilidad de las series de temperatura media y que además la corrección de sesgo mejora las series antes de realizar el post-proceso, los resultados de la mediana exponen bandas de incertidumbre más reducidas con la misma confiabilidad que las otras simplificaciones, con un aumento de la precisión y además las medidas de desempeño se encuentran muy cercanas a la unidad; adicional a esto, hay una tendencia al deterioro de la estimación de la incertidumbre predictiva con el aumento de la antelación no tan marcada como en el caso de la precipitación, pero en donde se puede apreciar que realiza una mejor estimación de esta con bandas más estrechas para la antelación de 0 meses, y que las demás antelaciones se mantienen con valores muy similares entre sus estadísticos, pero con bandas de incertidumbre más amplias.

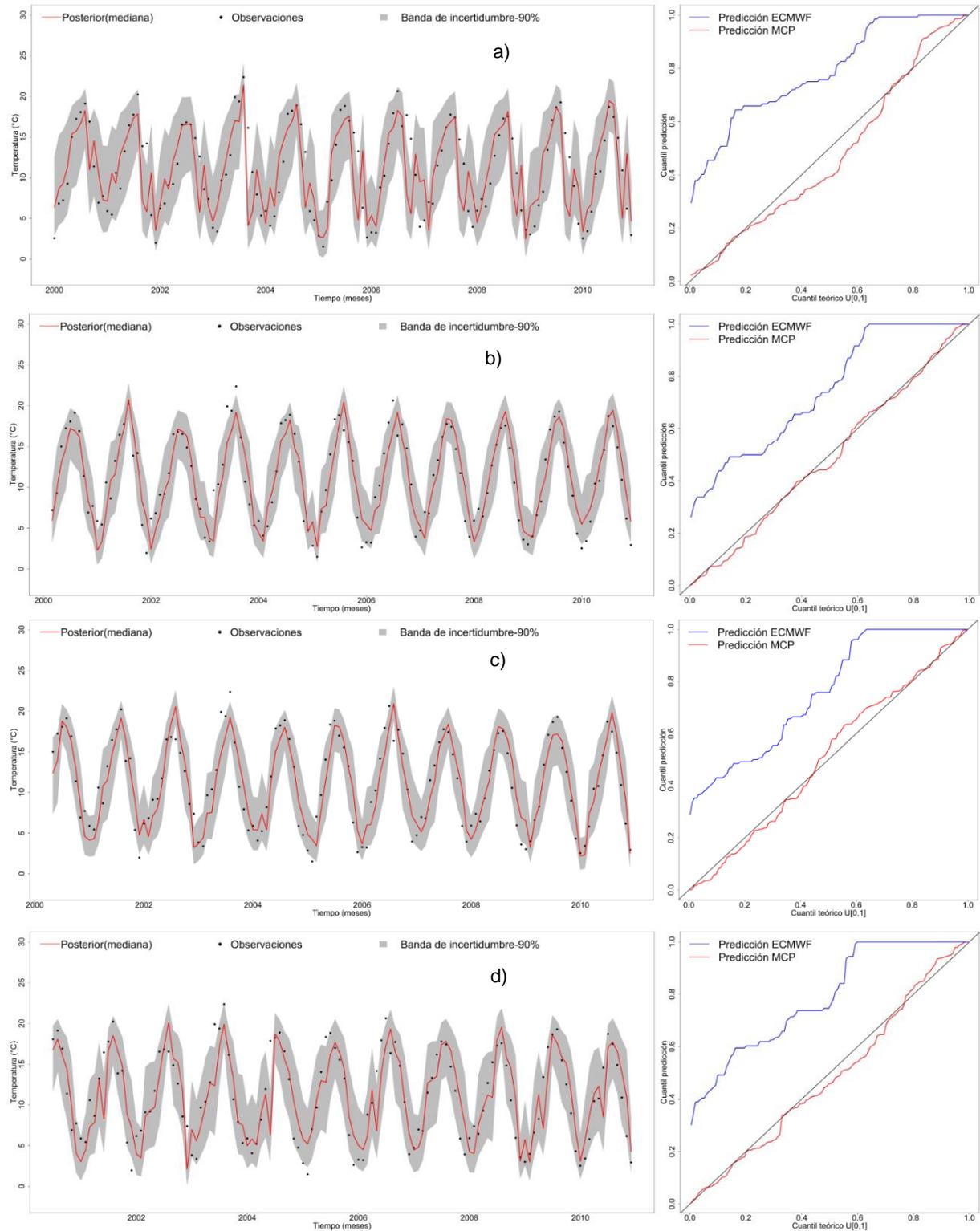


Figura 31. En la parte izquierda se muestra la incertidumbre predictiva condicional del post-procesador MCP en la etapa de calibración 2000-2010 para los valores mínimos de los 25 miembros de las predicciones de temperatura, en donde la línea roja es la mediana de la predicción del MCP, los puntos indican las observaciones y la región gris la banda de incertidumbre el 90%. En la parte derecha se muestran los gráficos QQ-plots para la predicción del ECMWF y la predicción del MCP. Todo esto para a) Cero meses de antelación, b) Dos meses de antelación, c) Cuatro meses de antelación y d) Seis meses de antelación.

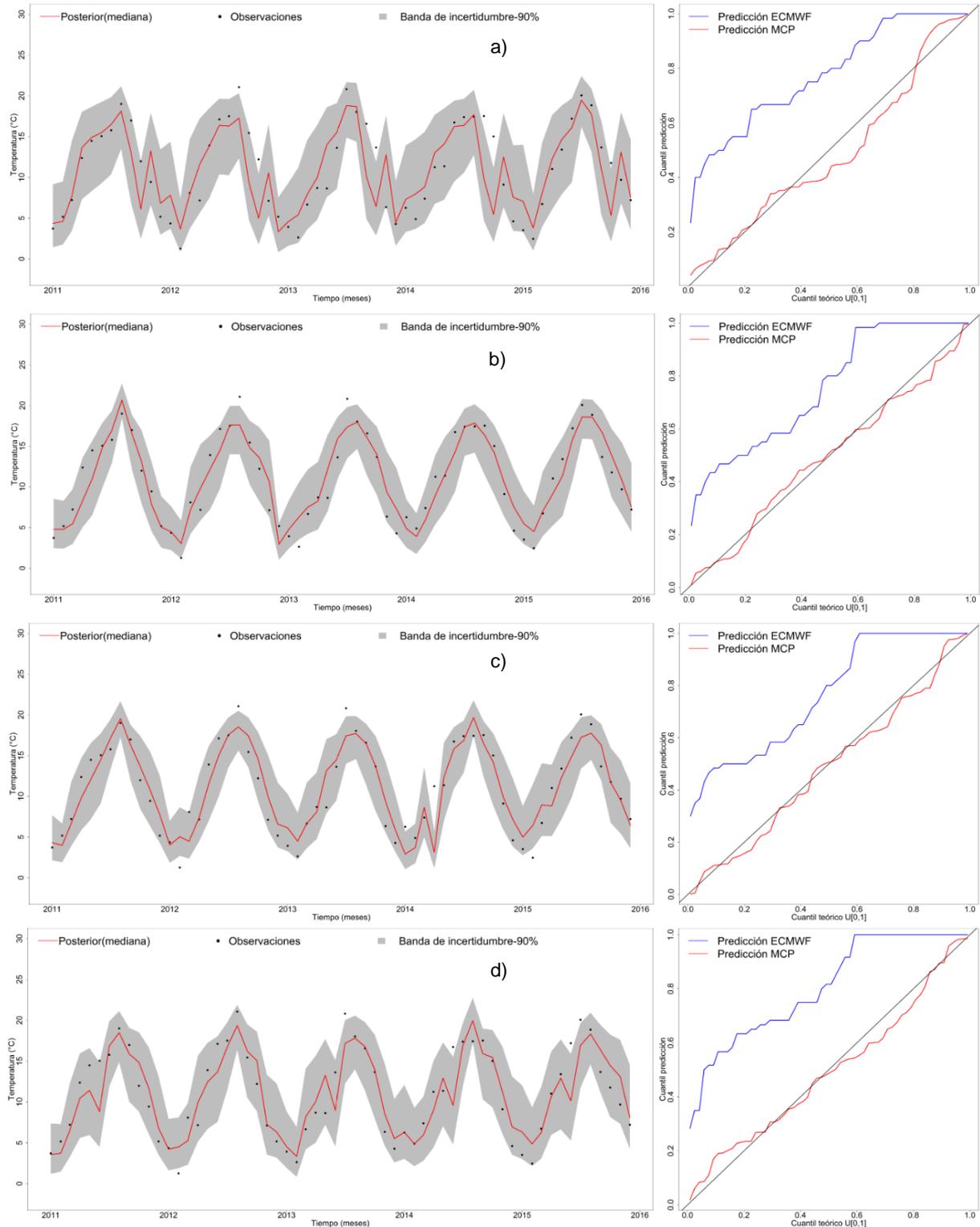


Figura 32. En la parte izquierda se muestra la incertidumbre predictiva condicional del post-procesador MCP en la etapa de validación 2011-2015 para los valores mínimos de los 25 miembros de las predicciones de temperatura, en donde la línea roja es la mediana de la predicción del MCP, los puntos indican las observaciones y la región gris la banda de incertidumbre el 90%. En la parte derecha se muestran los gráficos QQ-plots para la predicción del ECMWF y la predicción del MCP. Todo esto para a) Cero meses de antelación, b) Dos meses de antelación, c) Cuatro meses de antelación y d) Seis meses de antelación.

4.3 Caudal

El modelo hidrológico inicial con el cual se realizó la calibración automática se implementó para el periodo 1987-2000 con paso de tiempo diario, con series de precipitación y evapotranspiración de 5 estaciones distintas y el punto de aforo o de desagüe con caudales observados en Agauntza. Los resultados obtenidos por el modelo hidrológico se presentan en la Figura 33 estos con un NSE de 0,83, lo que se interpreta como un ajuste satisfactorio.

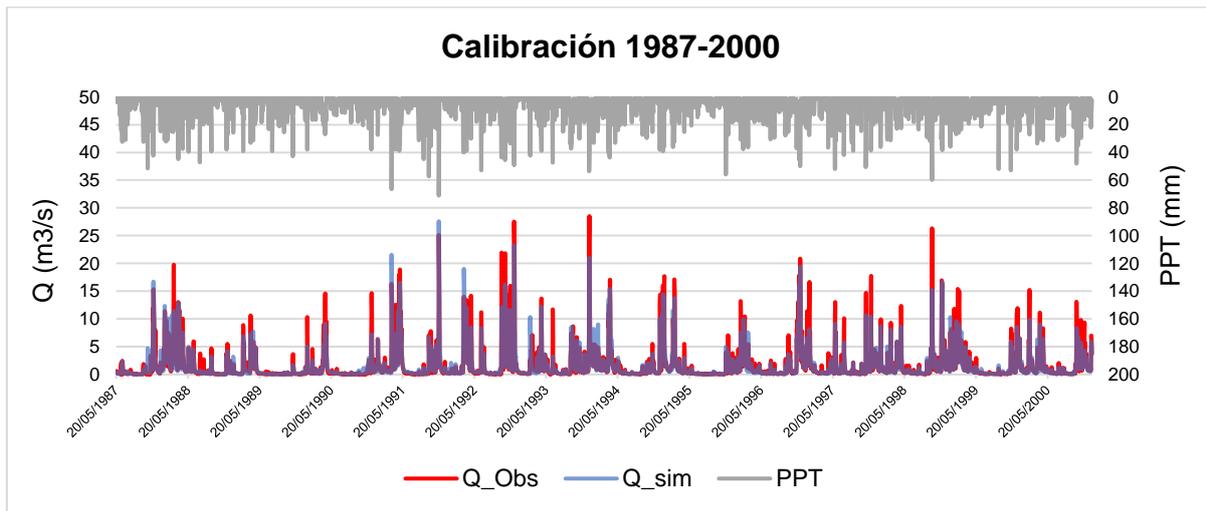


Figura 33. Calibración del modelo hidrológico en el punto de desagüe de Agauntza para el periodo 1987-2000.

Obtenido el ajuste con la respectiva calibración automática, se obtienen los factores correctores con los cuales se realiza la validación temporal en el periodo 2000-2015. Los resultados se presentan en la Figura 34, para los cuales también se obtiene un buen ajuste con un NSE de 0,74.

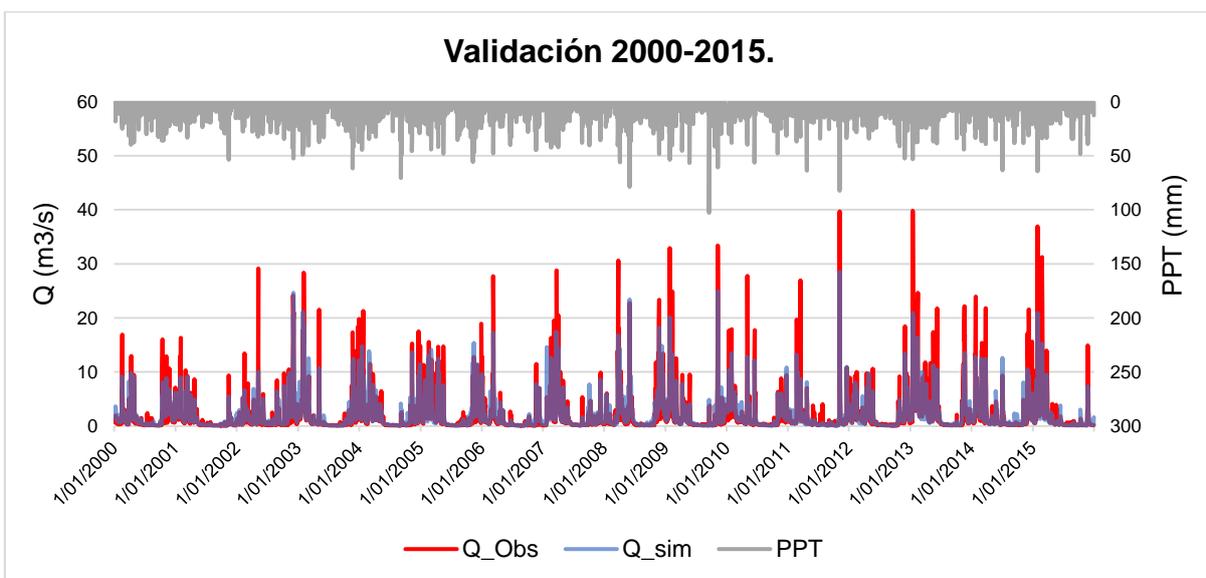


Figura 34. Validación del modelo hidrológico en el punto de desagüe de Agauntza para el periodo 2000-2015.

Posterior a esto y contando con las series de predicción histórica con paso de tiempo diario para el periodo 2000-2015 de precipitación, temperatura media, temperatura máxima y temperatura mínima, se procede a calcular primero la evapotranspiración potencial con ayuda de los datos de temperaturas y después a realizar los ficheros de evento que se componen de series de precipitación, evapotranspiración potencial y caudal observado en el punto de desagüe, para las respectivas validaciones del modelo hidrológico que tendrá como resultado la predicción del caudal para las antelaciones aquí estudiadas.

Los conjuntos de predicciones brutas de caudal obtenidos de los conjuntos de predicción de precipitación y temperatura del ECMWF al pasar por el modelo hidrológico TETIS, también compuestos por 25 miembros para 0, 2, 4 y 6 meses de antelación se muestran en la Figura 35 para el periodo de calibración 2000-2010 y en la Figura 36 para el periodo de validación 2011-2015, en los cuales mediante la metodología de “*Plotting Positions*” se calculan los intervalos de confianza del 5% y 95% que forman la envolvente del 90% que ayuda en gran medida a verificar la calidad de la predicción realizada por el ECMWF antes de realizar cualquier post-proceso de las series.

Al usar la metodología de “*Plotting Positions*”, se logra calcular las medidas de desempeño probabilistas antes de realizar el post-proceso, tales como la confiabilidad, la precisión, el CR90, el ancho de banda, el D y el d-factor, esto con el fin de comparar con los estadísticos resultantes de la simplificación asumida para los pronósticos conjuntos de caudal correctamente post-procesada, verificando cuál de estas realiza una mejor estimación de la incertidumbre predictiva y además si el post-proceso efectivamente mejora la estimación de la predicción.

Las predicciones por conjuntos de caudal resultantes de la modelación hidrológica partiendo de los pronósticos conjuntos de precipitación y temperatura media del ECMWF tienden a ser muy uniformes independientemente de la antelación con la que se realiza la predicción, es decir, no hay un deterioro significativo si el horizonte aumenta hasta los 6 meses; como ya se mencionó anteriormente en los pronósticos de temperatura y precipitación del ECMWF en el periodo *Hindcast*, posiblemente se cuantifique el sesgo y se corrija la habilidad. Si los productos del ECMWF en el periodo *Hindcast* incluyen alguna corrección de sesgo y de habilidad, se podría justificar porque los diferentes miembros de los conjuntos de pronóstico de precipitación y temperatura representan de una manera satisfactoria el clima observado transmitiendo esta habilidad mediante la modelación hidrológica a la predicción del caudal.

Adicional a esto se observa comportamiento similar de la incertidumbre respecto a la de la precipitación, ya que la magnitud de variación de esta durante los periodos húmedos y secos es muy proporcional en comparación con los resultados del modelo hidrológico.

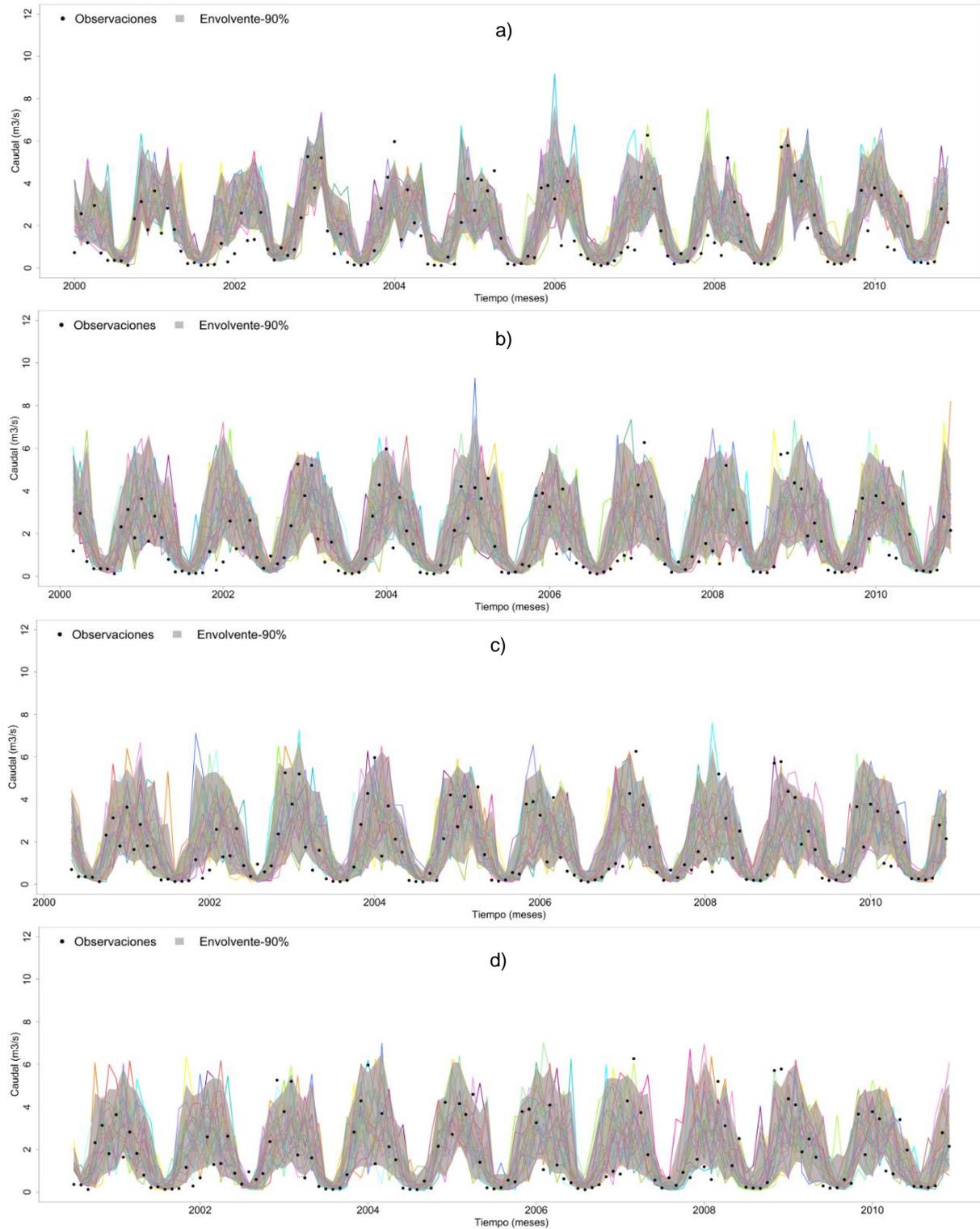


Figura 35. Conjunto de predicciones de caudal resultantes de la modelación hidrológica con las predicciones de precipitación y temperatura del ECMWF con los 25 miembros respectivos (líneas de colores) y envolvente con los cuantiles del 5-95% estimados mediante el método Plotting Positions en periodo de calibración 2000-2010 para a) Cero meses de antelación, b) Dos meses de antelación, c) Cuatro meses de antelación y d) Seis meses de antelación.

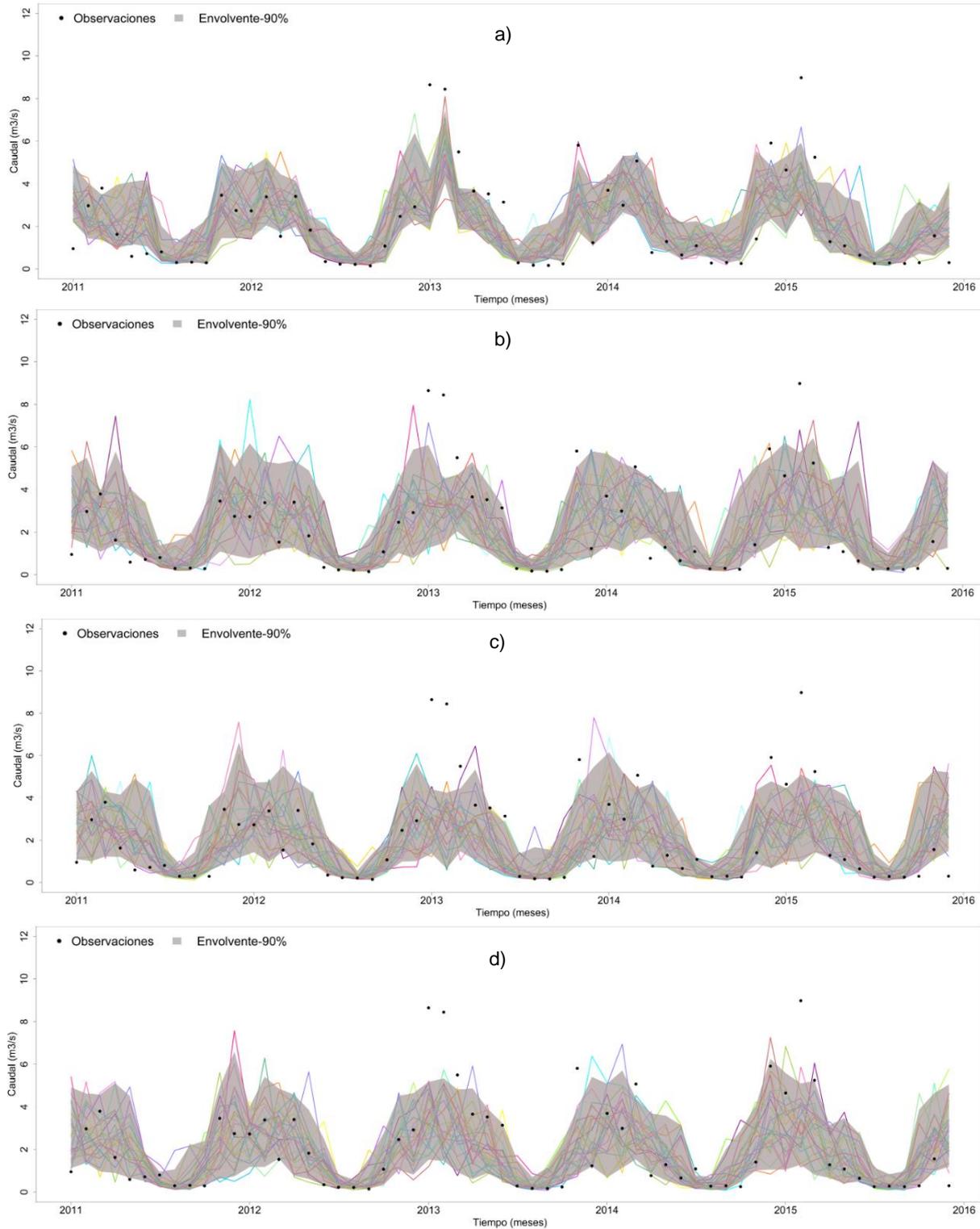


Figura 36. Conjunto de predicciones de caudal resultantes de la modelación hidrológica con las predicciones de precipitación y temperatura del ECMWF con los 25 miembros respectivos (líneas de colores) y envolvente con los cuantiles del 5-95% estimados mediante el método *Plotting Positions* en periodo de validación 2011-2015 para a) Cero meses de antelación, b) Dos meses de antelación, c) Cuatro meses de antelación y d) Seis meses de antelación.

4.3.1 Desempeño predictivo de las métricas deterministas

En este apartado se analiza en términos de medidas o métricas de desempeño deterministas, el desempeño predictivo de las simplificaciones de los pronósticos conjuntos de caudal antes y después del post-proceso. En estas medidas se incluyen el índice de eficiencia de Nash-Sutcliffe (NSE) y el índice de eficiencia de Kling-Gupta (KGE). Para el caso de la variable caudal en términos de NSE, un valor de 0,50 es considerado como satisfactorio según (Moriassi et al., 2007).

En la Figura 37 se presentan las series temporales de las observaciones y las predicciones deterministas del ECMWF para todo el periodo de interés 2000-2015 con y sin corrección de sesgo para los diferentes meses de antelación en el caso de la simplificación en la mediana de los conjuntos de pronóstico de caudal. Se puede observar cómo la mediana de las predicciones posiciona los datos en el centro subestimando los valores altos de las observaciones, pero representando adecuadamente de manera general los valores más bajos de caudal. Respecto a los errores residuales se observa para todos los meses de antelación una oscilación en torno a 0, sin presentar algún tipo de sesgo significativo. Con la corrección de sesgo mediante *Quantile Mapping* se logra representar mejor algunos valores altos de las series de caudal. Así mismo, en la Figura 38 se presentan las mismas series temporales de observaciones y las predicciones del ECMWF con y sin corrección de sesgo para los diferentes meses de antelación, en este caso para los valores máximos de los conjuntos de pronóstico, en donde se observa que es mucho más notorio en las antelaciones de 0 y 2 meses la sobreestimación que estos realizan sobre las observaciones presentando un sesgo negativo, mientras que para las demás los errores residuales tienden a estabilizarse alrededor de 0, presentando un sesgo mucho menor; estos sesgos se corrigen adecuadamente con el *Quantile Mapping*, representando mejor algunos de los valores altos de la serie.

En la Figura 39, se presentan de igual manera las series temporales con las observaciones y las predicciones del ECMWF con y sin corrección de sesgo para los diferentes meses de antelación en el caso de los valores mínimos de los conjuntos de pronóstico de caudal, en donde se puede observar cómo los valores mínimos de las predicciones subestiman las observaciones. Respecto a los errores residuales se observa para todos los meses de antelación que la serie se sitúa por encima de 0, lo que se interpreta como un sesgo positivo. Con la corrección de sesgo mediante *Quantile Mapping* se logra representar mejor la variabilidad de las series de caudal.

Respecto a los diagramas de dispersión, en el caso de la predicción determinista simplificada en la mediana de los conjuntos de pronóstico de caudal, estos son muy similares en todas las antelaciones mostrando ciertos valores altos atípicos, pero con una buena correlación entre los valores bajos de la serie. En el caso de las simplificaciones en valores máximos y mínimos, estos diagramas tienen un comportamiento similar entre antelaciones, mostrando al igual que con la mediana una alta correlación entre los valores bajos, pero con muchos más valores atípicos. De manera general todos los diagramas de dispersión muestran una baja correlación positiva.

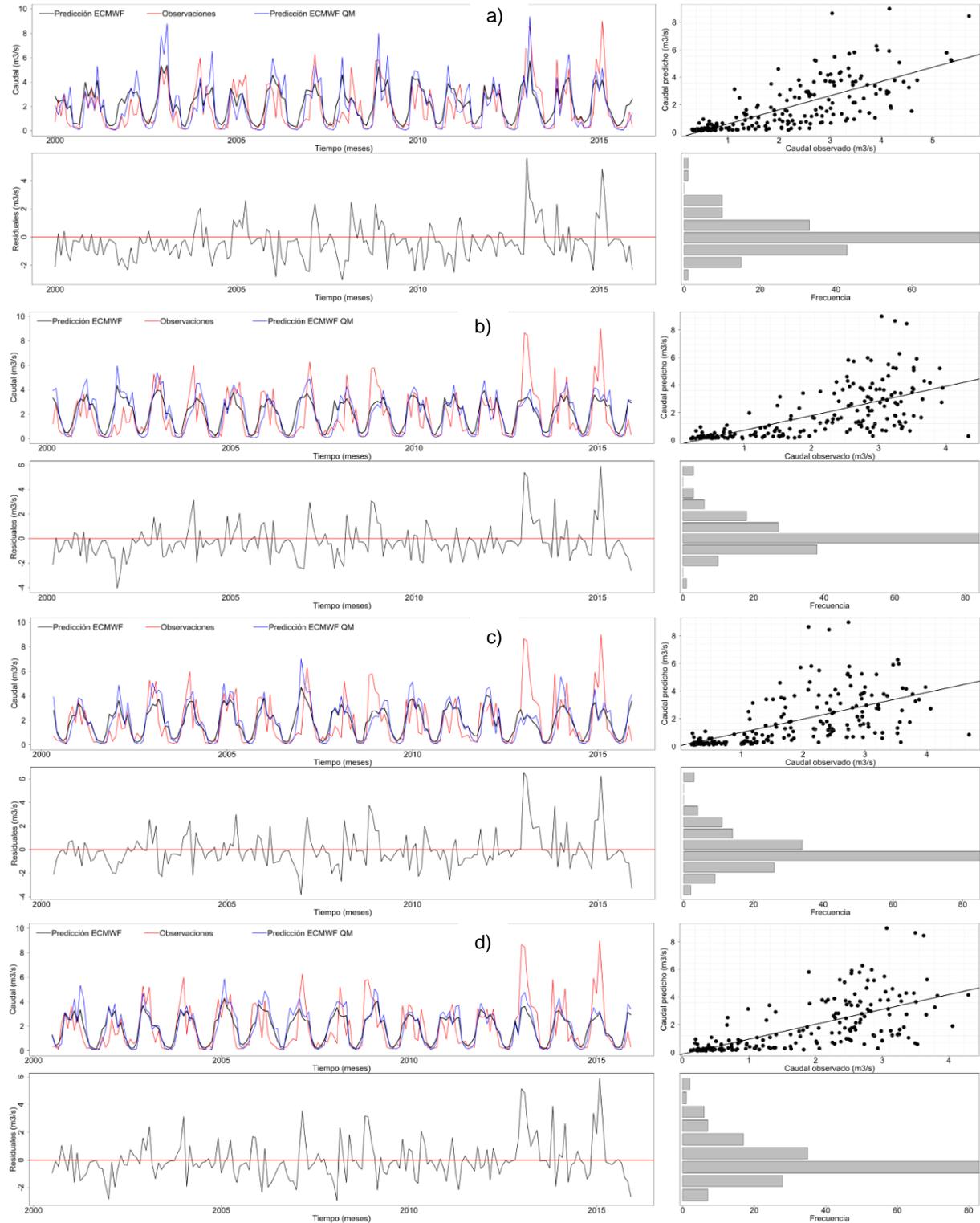


Figura 37. En la parte superior serie temporal mensual de caudal resultado del modelo hidrológico con la mediana de los 25 miembros de las predicciones de precipitación y temperatura brutas (línea negra), observaciones (línea roja), serie temporal mensual corregida por Quantile Mapping (línea azul) y diagrama de dispersión de la predicción del caudal respecto a las observaciones. En la parte inferior serie temporal de los errores residuales e histograma de dichos errores. Todo esto para a) Cero meses de antelación, b) Dos meses de antelación, c) Cuatro meses de antelación y d) Seis meses de antelación.

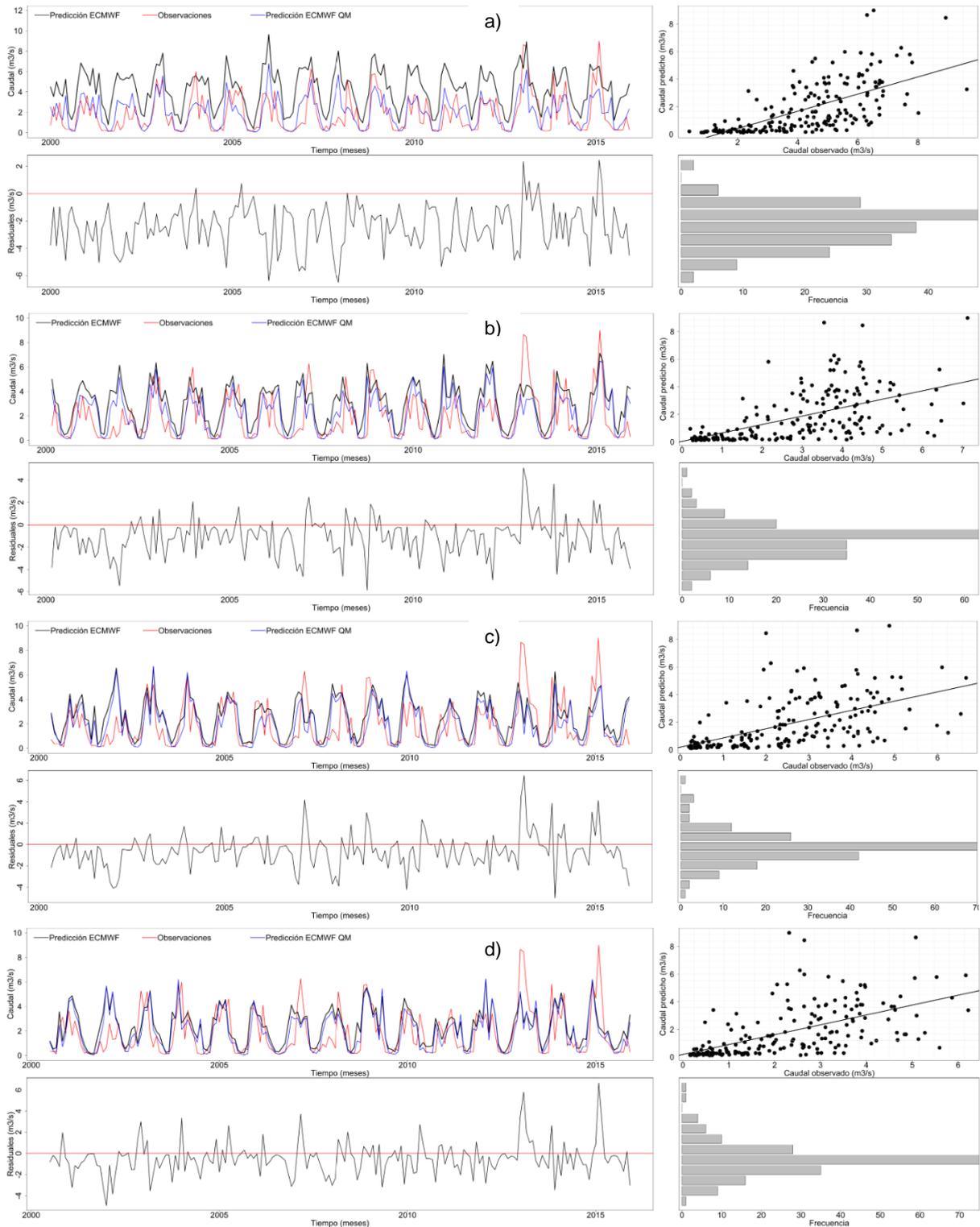


Figura 38. En la parte superior serie temporal mensual de caudal resultado del modelo hidrológico con los valores máximos de los 25 miembros de las predicciones de precipitación y temperatura brutas (línea negra), observaciones (línea roja), serie temporal mensual corregida por Quantile Mapping (línea azul) y diagrama de dispersión de la predicción del caudal respecto a las observaciones. En la parte inferior serie temporal se los errores residuales e histograma de dichos errores. Todo esto para a) Cero meses de antelación, b) Dos meses de antelación, c) Cuatro meses de antelación y d) Seis meses de antelación.

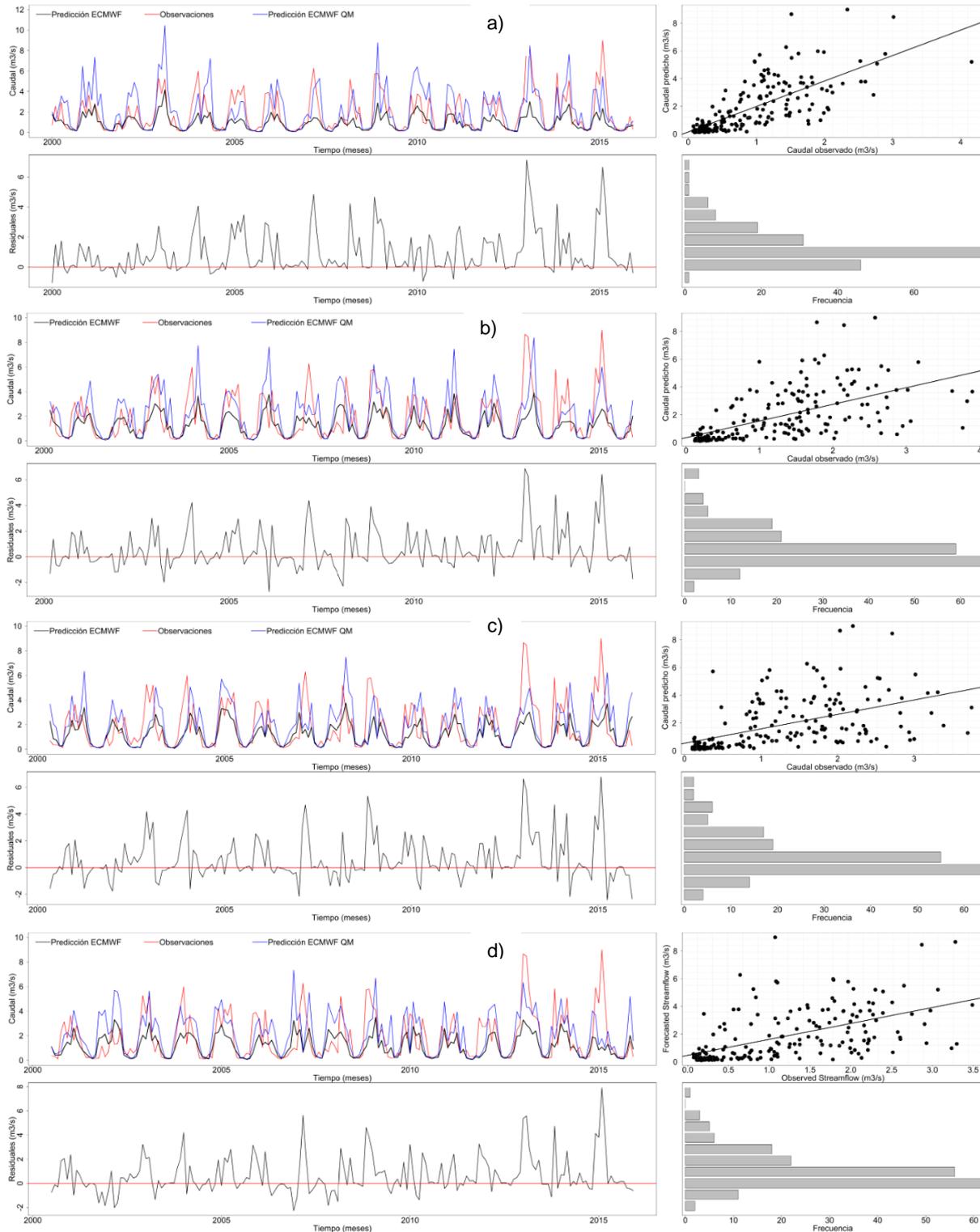


Figura 39. En la parte superior serie temporal mensual de caudal resultado del modelo hidrológico con los valores mínimos de los 25 miembros de las predicciones de precipitación y temperatura brutas (línea negra), observaciones (línea roja), serie temporal mensual corregida por Quantile Mapping (línea azul) y diagrama de dispersión de la predicción del caudal respecto a las observaciones. En la parte inferior serie temporal se los errores residuales e histograma de dichos errores. Todo esto para a) Cero meses de antelación, b) Dos meses de antelación, c) Cuatro meses de antelación y d) Seis meses de antelación.

En la Tabla 5 se presentan las medidas de desempeño deterministas para las respectivas simplificaciones de los pronósticos conjuntos de caudal antes y después del post-proceso.

En el caso de la simplificación de los pronósticos conjuntos en la mediana de estos tanto en calibración como en validación, las predicciones deterministas tienen un rendimiento aceptable con rangos para el NSE que van desde 0,30 hasta 0,55, a pesar de ello, el post-procesamiento no mejora la predicción determinista para las respectivas antelaciones, esto debido principalmente a que este índice subestima en gran medida la variabilidad de las series, obteniendo resultados aceptables cuando la series tiende a centrarse sobre los valores medios despreciando los extremos; adicional a esto, la distribución predictiva resultante del post-proceso llamada posterior también es representada con la mediana, por lo que el índice no tiende a mejorar. Al igual que el NSE, el KGE del post-procesamiento no muestra una mejora considerable de la predicción del ECMWF en todas las antelaciones, por lo que, al emplear la mediana de los conjuntos de predicción, el valor del índice tiende a variar muy poco e incluso a empeorar para algunas antelaciones tanto en la etapa de calibración como en la de validación, por lo que no se aprecian mejoras significativas para este índice. Sin embargo, para esta simplificación en la mediana, los valores de los índices tienden a ser superiores y constantes en todas las antelaciones, en comparación con las simplificaciones en valores máximos y mínimos.

Para el caso de la simplificación de los conjuntos de pronóstico en los valores máximos de estos en la etapa de calibración, antes del post-proceso el NSE para todas las antelaciones tiende a ser muy inferior en su desempeño, sin embargo, después del post-proceso este mejora la predicción determinista para todas las antelaciones; respecto a la validación, antes del post-proceso se tienen valores inferiores en las antelaciones 0 y 1 y para el resto aumenta, sin embargo, el post-proceso no aumenta el valor del índice para este caso. A diferencia del NSE, el valor del KGE tiende a variar muy poco e incluso a empeorar para algunas antelaciones tanto en la etapa de calibración como en la de validación, por lo que no se aprecian mejoras significativas para este índice.

Para el caso de la simplificación de los conjuntos de pronóstico en los valores mínimos de estos tanto en calibración como en validación, el NSE del post-procesamiento solo mejora la predicción determinista para la antelación de 0 meses en la etapa de calibración, y en la de validación mejoran la mayoría de las antelaciones, sin embargo, ninguna de las predicciones post-procesadas supera el valor de NSE de 0,50 considerado como satisfactorio. Para el resto de antelaciones el NSE se mantiene casi invariable. El KGE del post-procesamiento mejora la predicción determinista para la mayoría de antelaciones esto debido a que los valores mínimos, aunque se encuentren sesgados representan mejor la variabilidad de la serie tanto en la etapa de calibración como en la de validación.

De manera general para las medidas de desempeño deterministas, el post-proceso no mejora significativamente las predicciones deterministas o no es capaz de corregir el sesgo, ya que en algunos casos se mantiene invariante, pero en otros se reduce

Tabla 5. Medidas de desempeño deterministas para la mediana, valores máximos y valores mínimos de los 25 miembros de las predicciones de caudal antes y después de post-proceso para los diferentes meses de antelación en la etapa de calibración y validación.

CALIBRACIÓN						
	ECMWFmed	ECMWFmax	ECMWFmin	MCPmed	MCPmax	MCPmin
Antelación 0 meses						
NSE	0.43	-2.43	0.21	0.39	0.33	0.40
KGE	0.55	-0.57	0.24	0.58	0.54	0.58
Antelación 1 mes						
NSE	0.39	-0.65	0.14	0.25	0.35	0.12
KGE	0.52	0.05	0.19	0.47	0.54	0.33
Antelación 2 meses						
NSE	0.39	-0.48	0.28	0.27	0.12	0.21
KGE	0.51	0.15	0.35	0.48	0.34	0.41
Antelación 3 meses						
NSE	0.41	-0.05	0.22	0.27	0.18	0.12
KGE	0.52	0.36	0.35	0.47	0.37	0.34
Antelación 4 meses						
NSE	0.41	0.02	0.17	0.25	0.30	0.08
KGE	0.54	0.40	0.28	0.46	0.47	0.29
Antelación 5 meses						
NSE	0.39	-0.03	0.08	0.18	0.13	0.03
KGE	0.50	0.39	0.22	0.32	0.29	0.10
Antelación 6 meses						
NSE	0.45	0.07	0.18	0.24	0.27	0.10
KGE	0.55	0.44	0.28	0.45	0.47	0.29
VALIDACIÓN						
	ECMWFmed	ECMWFmax	ECMWFmin	MCPmed	MCPmax	MCPmin
Antelación 0 meses						
NSE	0.53	-0.50	0.09	0.44	0.38	0.45
KGE	0.50	-0.08	0.08	0.41	0.38	0.41
Antelación 1 mes						
NSE	0.39	0.02	0.01	0.31	0.17	0.21
KGE	0.39	0.28	0.03	0.34	0.26	0.24
Antelación 2 meses						
NSE	0.41	0.14	0.16	0.28	0.16	0.27
KGE	0.39	0.38	0.17	0.32	0.22	0.29
Antelación 3 meses						
NSE	0.44	0.14	0.10	0.32	0.06	0.12
KGE	0.42	0.34	0.10	0.34	0.13	0.18
Antelación 4 meses						
NSE	0.25	0.22	0.13	0.01	0.14	-0.01
KGE	0.28	0.39	0.16	0.14	0.21	0.07
Antelación 5 meses						
NSE	0.38	0.35	0.09	0.02	0.14	-0.08
KGE	0.26	0.43	0.13	0.07	0.17	-0.09
Antelación 6 meses						
NSE	0.38	0.35	0.14	0.32	0.24	0.21
KGE	0.36	0.47	0.15	0.34	0.29	0.22

4.3.2 Desempeño predictivo de las métricas probabilistas

Respecto a las métricas probabilistas para los pronósticos conjuntos antes y después del post-proceso, en la Tabla 6 se presentan las métricas probabilistas de los 25 miembros de los pronósticos conjuntos de caudal antes del post-proceso y los resultados de la aplicación del MCP con las respectivas simplificaciones. Para analizar el desempeño de estas métricas es importante analizar simultáneamente las gráficas con la distribución predictiva del MCP, las bandas de incertidumbre y los QQ-plots comparativos tanto para el periodo de calibración como para el de validación.

En la Figura 40 se presentan las gráficas con la incertidumbre predictiva estimada por el MCP a partir de la mediana de las predicciones de caudal para los meses de antelación 0, 2, 4 y 6 en la etapa de calibración 2000-2010. En términos de confiabilidad todas las antelaciones presentan un valor superior respecto al de las predicciones crudas, pasando de 0,97 a 0,99; en términos de precisión la predicción realizada para 0 meses de antelación es la menos dispersa de todas y las más dispersas son las correspondientes a 5 y 6 meses de antelación y así mismo, en comparación con las predicciones sin post-proceso tienden a tener valores muy semejantes para todas las antelaciones. En relación al ks test, todas las antelaciones pasan el test a excepción de la correspondiente a 6 meses, a diferencia de las predicciones antes del post-proceso en las cuales ninguna antelación pasa el test. En los gráficos QQ-plots se puede observar que la distribución predictiva del ECMWF para todos los meses de antelación realiza una sobreestimación sistemática de la predicción. Para el caso de la distribución predictiva estimada mediante el MCP, todas las antelaciones se encuentran más cercanas a la bisectriz, por lo que se puede concluir que el post-procesamiento mejora la estimación de la incertidumbre predictiva, pero con una tendencia también a sobrestimar los valores medios de la distribución. Respecto al ancho medio de banda B, se puede observar que la banda más estrecha es la de la antelación de 0 meses y las bandas más amplias corresponden a las antelaciones de 5 y 6 meses; comparando con el ancho medio de banda antes del post-proceso a pesar de aumentar, el CR se acerca más al nivel de significancia requerido del 90% en todas las antelaciones. Referente a los estadísticos D y d-factor que están estrechamente relacionados con la amplitud de la incertidumbre, se observa que antes del post-proceso como la banda es más estrecha estos toman valores en teoría más precisos, sin embargo, aunque después del post-proceso se deterioren porque el ancho de banda aumenta, esto no significa que la estimación de la incertidumbre predictiva mediante el MCP sea errónea. Sabiendo esto, la predicción con 0 meses de antelación es la más acertada pues el valor de D es el menor y el d-factor es el más cercano a 1 respecto a las otras antelaciones, por el contrario, las predicciones menos precisas son las de 5 y 6 meses de antelación.

En la Figura 41 se presentan las gráficas con la incertidumbre predictiva estimada por el MCP a partir de la mediana de las predicciones de caudal para los meses de antelación 0, 2, 4 y 6 en validación 2011-2015. Aquí el comportamiento es similar al de la calibración. En relación al ks test todas las antelaciones pasan el test excepto la correspondiente a 4 meses. Se presentan bandas de incertidumbre más anchas, con una buena estimación de la incertidumbre predictiva por parte del post-procesamiento, pero con un rendimiento inferior respecto a la calibración.

Tabla 6. Medidas de desempeño probabilistas para la mediana, valores máximos y valores mínimos de los 25 miembros de las predicciones de caudal antes y después de post-proceso para los diferentes meses de antelación en la etapa de calibración y validación.

	CALIBRACIÓN				VALIDACIÓN			
	ECMWF	MCPmed	MCPmax	MCPmin	ECMWF	MCPmed	MCPmax	MCPmin
	Antelación 0 meses				Antelación 0 meses			
Confiabilidad	0.97	0.99	0.99	0.99	0.97	0.99	0.99	0.99
Precisión	1.68	1.66	1.65	1.63	1.66	1.65	1.62	1.64
ks test	0.01	0.07	0.18	0.05	0.01	0.22	0.06	0.24
CR (%)	50.75	90.2	92.4	90.9	50	86.70	83.3	86.7
B (m3/s)	2.41	3.38	3.43	3.45	2.35	3.39	3.49	3.44
D (m3/s)	1.51	1.18	1.19	1.2	1.29	1.02	1.09	1.06
d-factor	1.50	2.10	2.14	2.14	1.04	1.50	1.55	1.53
	Antelación 1 mes				Antelación 1 mes			
Confiabilidad	0.97	0.99	0.99	0.99	0.97	0.99	0.99	0.99
Precisión	1.05	1.54	1.59	1.41	1.05	1.56	1.61	1.41
ks test	0.01	0.05	0.10	0.03	0.03	0.16	0.57	0.68
CR (%)	63.35	93.1	92.4	91.6	68.33	86.7	86.7	90.0
B (m3/s)	2.93	3.72	3.55	4.12	3.89	3.74	3.56	4.09
D (m3/s)	1.44	1.28	1.23	1.40	1.28	1.16	1.21	1.30
d-factor	1.82	2.31	2.20	2.56	1.28	1.66	1.58	1.82
	Antelación 2 meses				Antelación 2 meses			
Confiabilidad	0.97	0.99	0.99	0.99	0.97	0.99	0.99	0.99
Precisión	1.04	1.54	1.42	1.46	1.03	1.54	1.42	1.46
ks test	0.01	0.05	0.03	0.02	0.01	0.45	0.60	0.57
CR (%)	57.69	93.8	90.0	93.1	60	90	88.3	88
B (m3/s)	3.05	3.69	4.02	3.93	3.11	3.72	4.04	3.91
D (m3/s)	1.54	1.26	1.34	1.31	1.45	1.22	1.31	1.25
d-factor	1.89	2.28	2.49	2.43	1.38	1.65	1.79	1.74
	Antelación 3 meses				Antelación 3 meses			
Confiabilidad	0.97	0.99	0.99	0.99	0.97	0.99	0.99	0.99
Precisión	1.55	1.52	1.41	1.40	1.54	1.51	1.41	1.41
ks test	0.01	0.23	0.07	0.09	0.02	0.18	0.14	0.50
CR (%)	59.63	89.9	92.2	93	61.5	91.7	83.3	86.7
B (m3/s)	3.14	3.75	4.05	4.08	3.16	3.75	4.07	4.13
D (m3/s)	1.61	1.27	1.37	1.37	1.63	1.17	1.32	1.36
d-factor	1.92	2.31	2.50	2.52	1.88	1.67	1.81	1.84
	Antelación 4 meses				Antelación 4 meses			
Confiabilidad	0.97	0.99	0.99	0.99	0.97	0.99	0.99	0.99
Precisión	1.55	1.51	1.46	1.35	1.56	1.52	1.46	1.36
ks test	0.01	0.07	0.23	0.02	0.08	0.02	0.38	0.41
CR (%)	66.4	92.2	94.5	93.8	63.33	85	85	85
B (m3/s)	2.86	3.74	3.86	4.20	2.89	3.76	3.90	4.23
D (m3/s)	1.28	1.28	1.31	1.43	1.26	1.30	1.28	1.38
d-factor	1.76	2.30	2.38	2.59	1.28	1.67	1.73	1.88
	Antelación 5 meses				Antelación 5 meses			
Confiabilidad	0.97	0.99	0.99	0.99	0.97	0.99	0.99	0.99
Precisión	1.34	1.33	1.32	1.22	1.34	1.33	1.31	1.23
ks test	0.01	0.17	0.03	0.22	0.01	0.55	0.49	0.30
CR (%)	67.32	92.9	93.7	93.5	66.40	86.7	86.7	85
B (m3/s)	2.89	3.76	4.07	4.27	2.91	3.79	4.07	4.34
D (m3/s)	1.27	1.46	1.45	1.59	1.34	1.49	1.4	1.53
d-factor	1.22	2.68	2.69	2.93	1.42	1.95	1.94	2.11
	Antelación 6 meses				Antelación 6 meses			
Confiabilidad	0.97	0.99	0.99	0.99	0.97	0.99	0.99	0.99
Precisión	1.43	1.48	1.49	1.35	1.41	1.49	1.49	1.34
ks test	0.02	0.04	0.05	0.03	0.08	0.43	0.34	0.36
CR (%)	67.46	92.9	93.7	92.9	70	85	91.7	86.7
B (m3/s)	2.95	3.86	3.82	4.31	2.83	3.88	3.82	4.34
D (m3/s)	1.30	1.30	1.30	1.44	1.14	1.19	1.24	1.38
d-factor	1.81	2.37	2.34	2.65	1.25	1.72	1.70	1.93

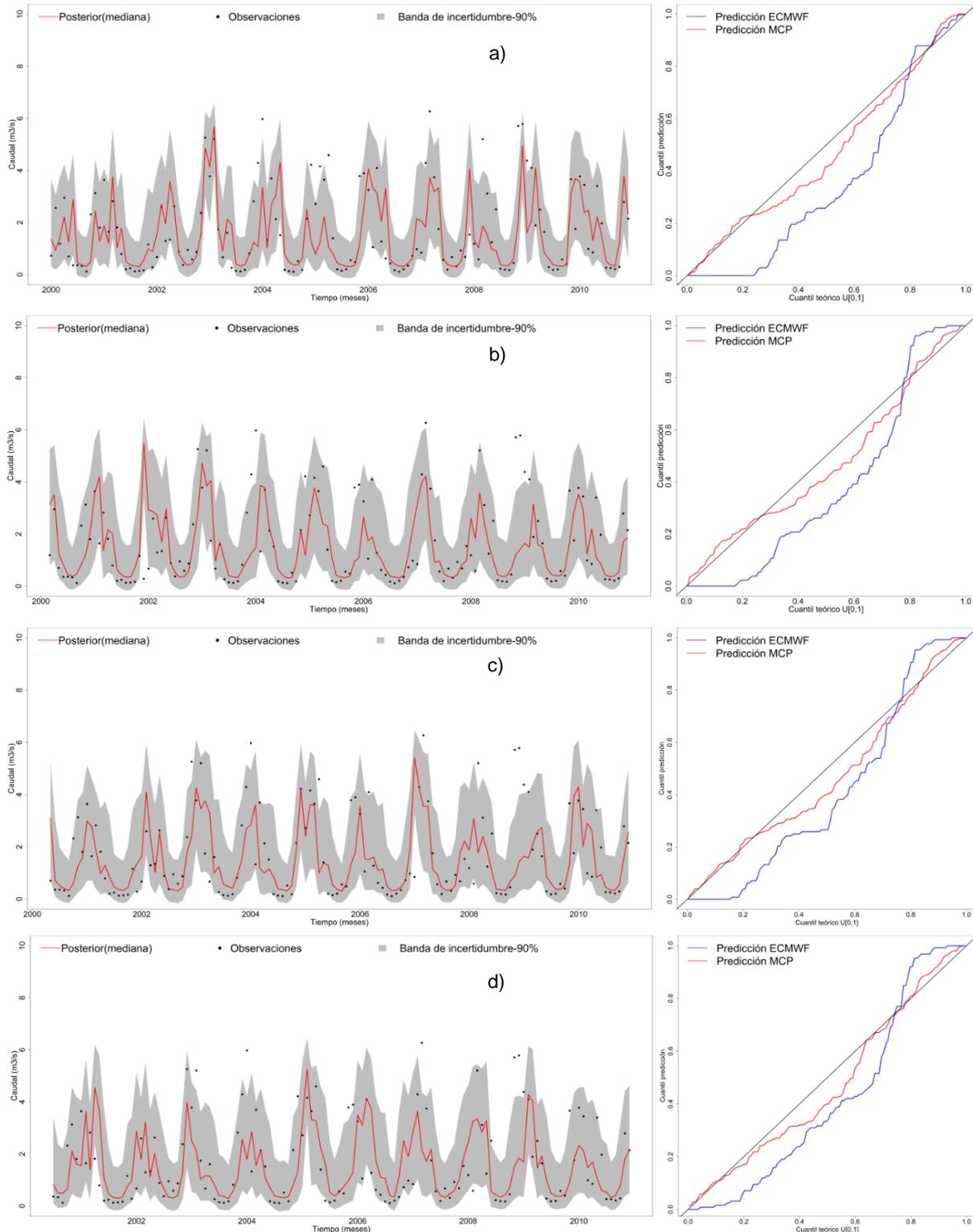


Figura 40. En la parte izquierda se muestra la incertidumbre predictiva condicional del post-procesador MCP en la etapa de calibración 2000-2010 para el caudal resultado de la modelación hidrológica con la mediana de los 25 miembros de las predicciones de precipitación y temperatura, en donde la línea roja es la mediana de la predicción del MCP, los puntos indican las observaciones y la región gris la banda de incertidumbre el 90%. En la parte derecha se muestran los gráficos QQ-plots para la predicción del ECMWF y la predicción del MCP. Todo esto para a) Cero meses de antelación, b) Dos meses de antelación, c) Cuatro meses de antelación y d) Seis meses de antelación.

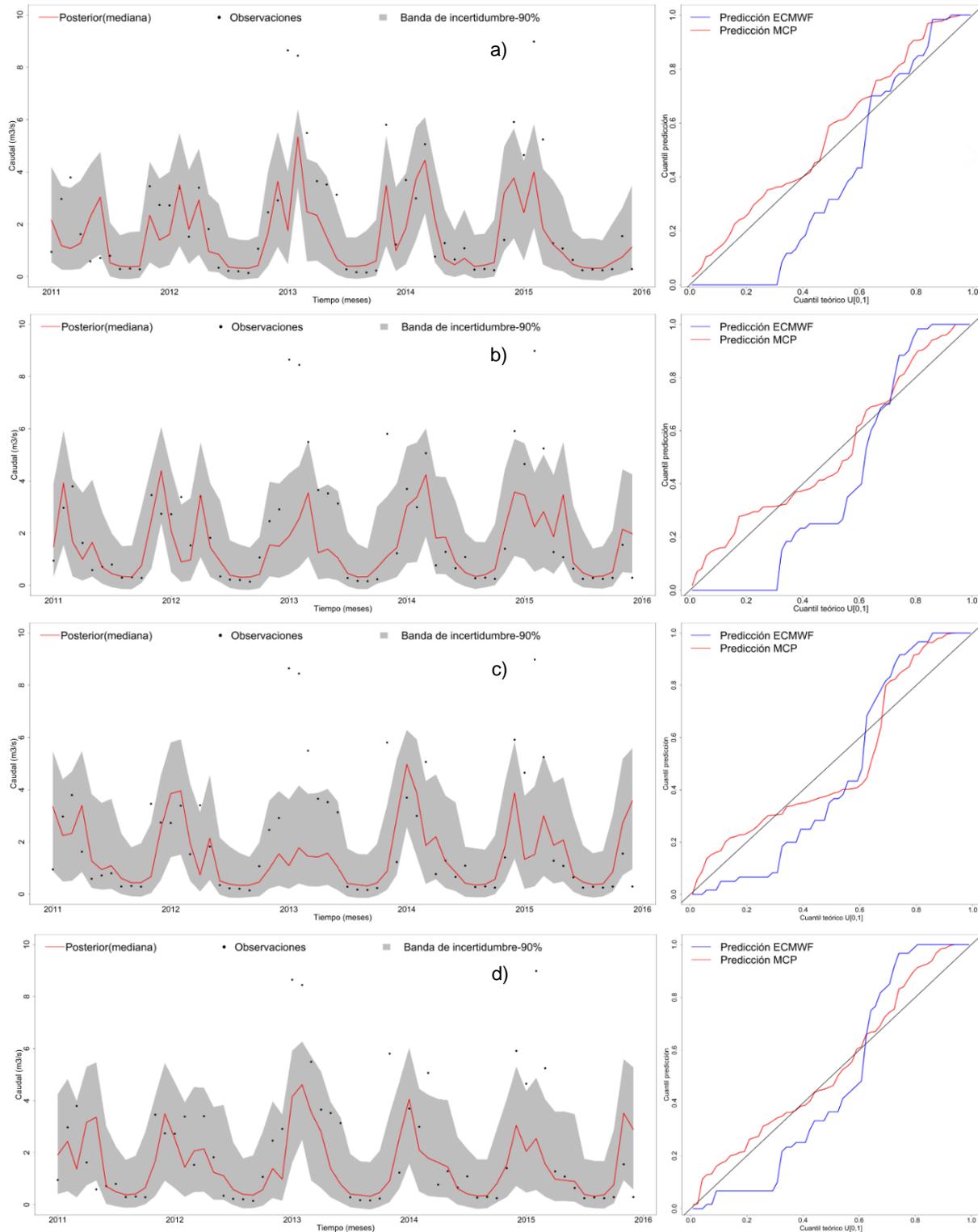


Figura 41. En la parte izquierda se muestra la incertidumbre predictiva condicional del post-procesador MCP en la etapa de validación 2011-2015 para el caudal resultado de la modelación hidrológica con la mediana de los 25 miembros de las predicciones de precipitación y temperatura, en donde la línea roja es la mediana de la predicción del MCP, los puntos indican las observaciones y la región gris la banda de incertidumbre el 90%. En la parte derecha se muestran los gráficos QQ-plots para la predicción del ECMWF y la predicción del MCP. Todo esto para a) Cero meses de antelación, b) Dos meses de antelación, c) Cuatro meses de antelación y d) Seis meses de antelación.

Respecto al desempeño predictivo de los valores máximos de los pronósticos conjuntos de caudal, en la Figura 42 se presentan las gráficas con la incertidumbre predictiva estimada por el MCP para los meses de antelación 0, 2, 4 y 6 en la etapa de calibración 2000-2010. Todas las antelaciones presentan un alto grado de confiabilidad que en comparación con las predicciones crudas aumenta para todas de 0,97 a 0,99; en términos de precisión la predicción realizada para 0 meses de antelación es la menos dispersa de todas y las más dispersas son las correspondientes a 3 y 5 meses de antelación y así mismo, en comparación con las predicciones sin post-proceso la precisión disminuye, pero no de una manera significativa. En relación al ks test, todas las antelaciones pasan el test a excepción de 2 y 5 meses de antelación, a diferencia de las predicciones antes del post-proceso en las cuales ninguna antelación pasa el test. En los gráficos QQ-plots se observa que la distribución predictiva del ECMWF para todos los meses de antelación como es de esperarse realiza una sobrestimación sistemática de esta, acercándose más a la bisectriz a medida que aumenta la antelación. Para el caso de la distribución predictiva estimada mediante el MCP, todas las antelaciones se encuentran muy cercanas a la bisectriz, por lo que se puede concluir que el post-procesamiento mejora la estimación de la incertidumbre predictiva. Respecto al ancho medio de banda B, se puede observar que no hay una tendencia clara al deterioro si aumenta la ventana de predicción, ya que la banda más estrecha es la de la antelación de 0 meses, pero las bandas más amplias corresponden a las antelaciones de 3 y 5 meses; comparando con el ancho medio de banda antes del post-proceso a pesar de aumentar, el CR se acerca más al nivel de significancia requerido del 90% en todas las antelaciones. Referente a los estadísticos D y d-factor, la predicción con 0 meses de antelación es la más acertada pues el valor de D es el menor y el d-factor es el más cercano a 1 respecto a las otras antelaciones, por el contrario, las predicciones menos precisas son las de 3 y 5 meses de antelación.

En la Figura 43 se presentan las gráficas con la incertidumbre predictiva estimada por el MCP a partir de los valores máximos de los pronósticos conjuntos de caudal para los meses de antelación 0, 2, 4 y 6 en el periodo de validación 2011-2015. En relación al ks test todas las antelaciones pasan el test. En los gráficos QQ-plots se observa que la distribución predictiva del ECMWF para todos los meses de antelación realiza al igual que en la calibración una sobrestimación sistemática de esta, acercándose más a la bisectriz a medida que aumenta la antelación. Para el caso de la distribución predictiva estimada mediante el MCP, todas las antelaciones se encuentran muy cercanas a la bisectriz en comparación con la distribución predictiva del ECMWF, pero más alejadas sobre los valores medios y altos en comparación con el periodo de calibración, por lo que se puede concluir que el post-procesamiento mejora la estimación de la incertidumbre predictiva, pero con un rendimiento inferior respecto a la calibración. Respecto al ancho medio de banda B el comportamiento es muy similar al de la calibración, en donde la banda más estrecha es la de la antelación de 0 meses, pero las bandas más amplias corresponden a las antelaciones de 3 y 5 meses; comparando con el ancho medio de banda antes del post-proceso a pesar de aumentar, el CR se acerca más al nivel de significancia requerido del 90% en todas las antelaciones. Referente al estadístico D, también se comporta de manera similar al de calibración, aunque con valores ligeramente inferiores. Para el d-factor, también se comporta de manera similar a los de calibración, aunque con valores menores igualmente, siendo la antelación de 0 meses la más precisa y las predicciones menos precisas las de 3 y 5 meses de antelación.

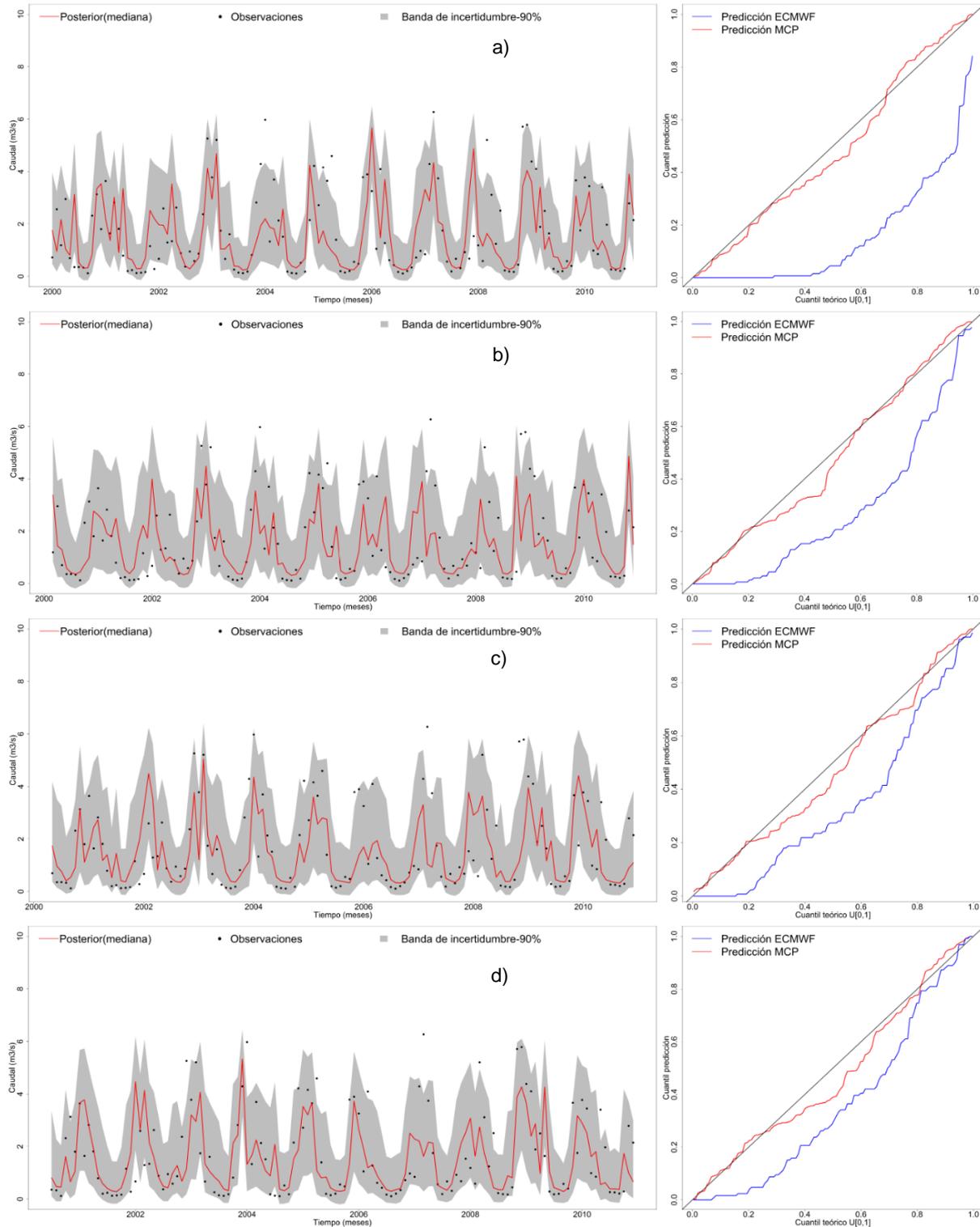


Figura 42. En la parte izquierda se muestra la incertidumbre predictiva condicional del post-procesador MCP en la etapa de calibración 2000-2010 para el caudal resultado de la modelación hidrológica con los valores máximos de los 25 miembros de las predicciones de precipitación y temperatura, en donde la línea roja es la mediana de la predicción del MCP, los puntos indican las observaciones y la región gris la banda de incertidumbre el 90%. En la parte derecha se muestran los gráficos QQ-plots para la predicción del ECMWF y la predicción del MCP. Todo esto para a) Cero meses de antelación, b) Dos meses de antelación, c) Cuatro meses de antelación y d) Seis meses de antelación.

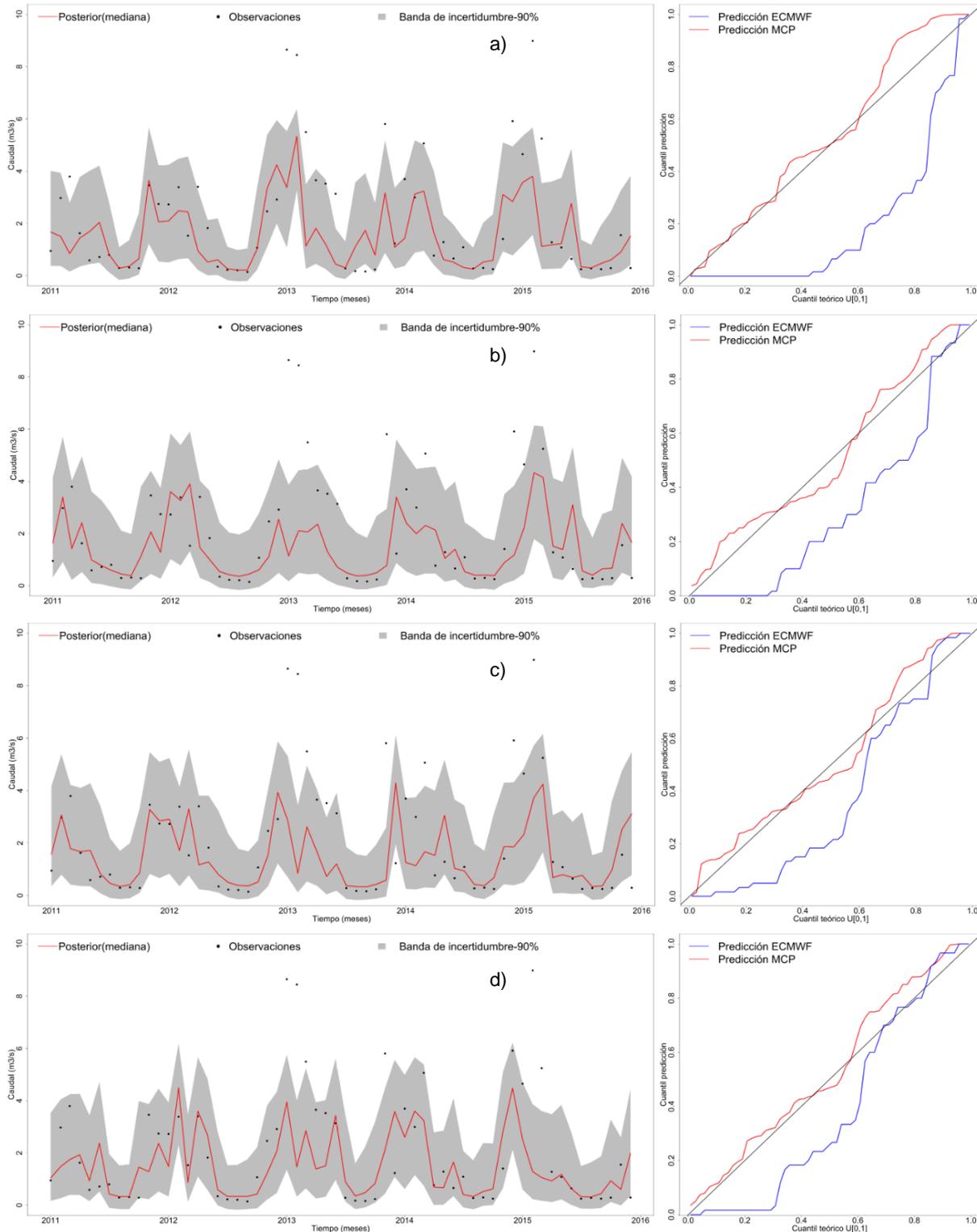


Figura 43. En la parte izquierda se muestra la incertidumbre predictiva condicional del post-procesador MCP en la etapa de validación 2011-2015 para el caudal resultado de la modelación hidrológica con los valores máximos de los 25 miembros de las predicciones de precipitación y temperatura, en donde la línea roja es la mediana de la predicción del MCP, los puntos indican las observaciones y la región gris la banda de incertidumbre el 90%. En la parte derecha se muestran los gráficos QQ-plots para la predicción del ECMWF y la predicción del MCP. Todo esto para a) Cero meses de antelación, b) Dos meses de antelación, c) Cuatro meses de antelación y d) Seis meses de antelación.

Respecto al desempeño predictivo de los valores mínimos de los pronósticos conjuntos de caudal, en la Figura 44 se presentan las gráficas con la incertidumbre predictiva estimada por el MCP para los meses de antelación 0, 2, 4 y 6 en la etapa de calibración 2000-2010. La confiabilidad para todas las antelaciones después del post-proceso aumenta de 0,97 a 0,99; referente a la precisión para las únicas antelaciones que aumenta después del post-proceso es para las de 1 y 2 meses, para el resto de antelaciones la precisión disminuye. En relación al ks test se obtienen valores relativamente bajos para todas las antelaciones, lo que supone que las distribuciones no se ajustan a una distribución normal. En los QQ-plots se observa que la distribución predictiva del ECMWF para todos los meses de antelación como es de esperarse realiza una subestimación sistemática de esta, sin embargo, para los valores bajos de la distribución es más cercana a bisectriz en comparación con el post-proceso. Para el caso de la distribución predictiva estimada mediante el MCP, todas las antelaciones se encuentran muy cercanas a la bisectriz, por lo que se puede concluir que el post-procesamiento mejora la estimación de la incertidumbre predictiva. Respecto al ancho medio de banda B, se puede observar que la banda más estrecha es la de la antelación de 0 meses y las bandas más amplias corresponden a las antelaciones de 5 y 6 meses; comparando con el ancho medio de banda antes del post-proceso a pesar de aumentar, el CR se acerca más al nivel de significancia requerido del 90% en todas las antelaciones. Referente a los estadísticos D y d-factor, la predicción con 0 meses de antelación es la más acertadas pues el valor de D es el menor y el d-factor es el más cercano a 1 respecto a las otras antelaciones, por el contrario, el resto de antelaciones cuentan con predicciones menos precisas.

En la Figura 45 se presentan las gráficas con la simplificación en valores mínimos para el caso de la validación, en donde el comportamiento de los estadísticos es muy similar a los de calibración pero con un rendimiento inferior respecto a la estimación de la incertidumbre predictiva, a diferencia de que todas las antelaciones pasan el ks-test. Aquí se presentan bandas más anchas, con una menor precisión respecto a las otras dos simplificaciones.

De manera general, la estimación de la incertidumbre predictiva en el caso del caudal partiendo de las simplificaciones analizadas, da como resultado que con cualquiera de las tres simplificaciones el post-procesador mejora la estimación informal o empírica de la incertidumbre predictiva del ECMWF, ya que a pesar de que el ancho de banda aumenta, métricas como la confiabilidad y el CR aumentan, haciendo la estimación del MCP más confiable, además de que la precisión se mantiene en valores muy constantes. A pesar de que los valores máximos y mínimos de los conjuntos de pronóstico representan, aunque sesgadamente la variabilidad de las series de caudal y que además la corrección de sesgo mejora las series antes de realizar el post-proceso, los resultados de la mediana exponen bandas de incertidumbre más reducidas con la misma confiabilidad que las otras simplificaciones y, además, hay una tendencia más clara al aumento de la incertidumbre con el aumento de la ventana de predicción.

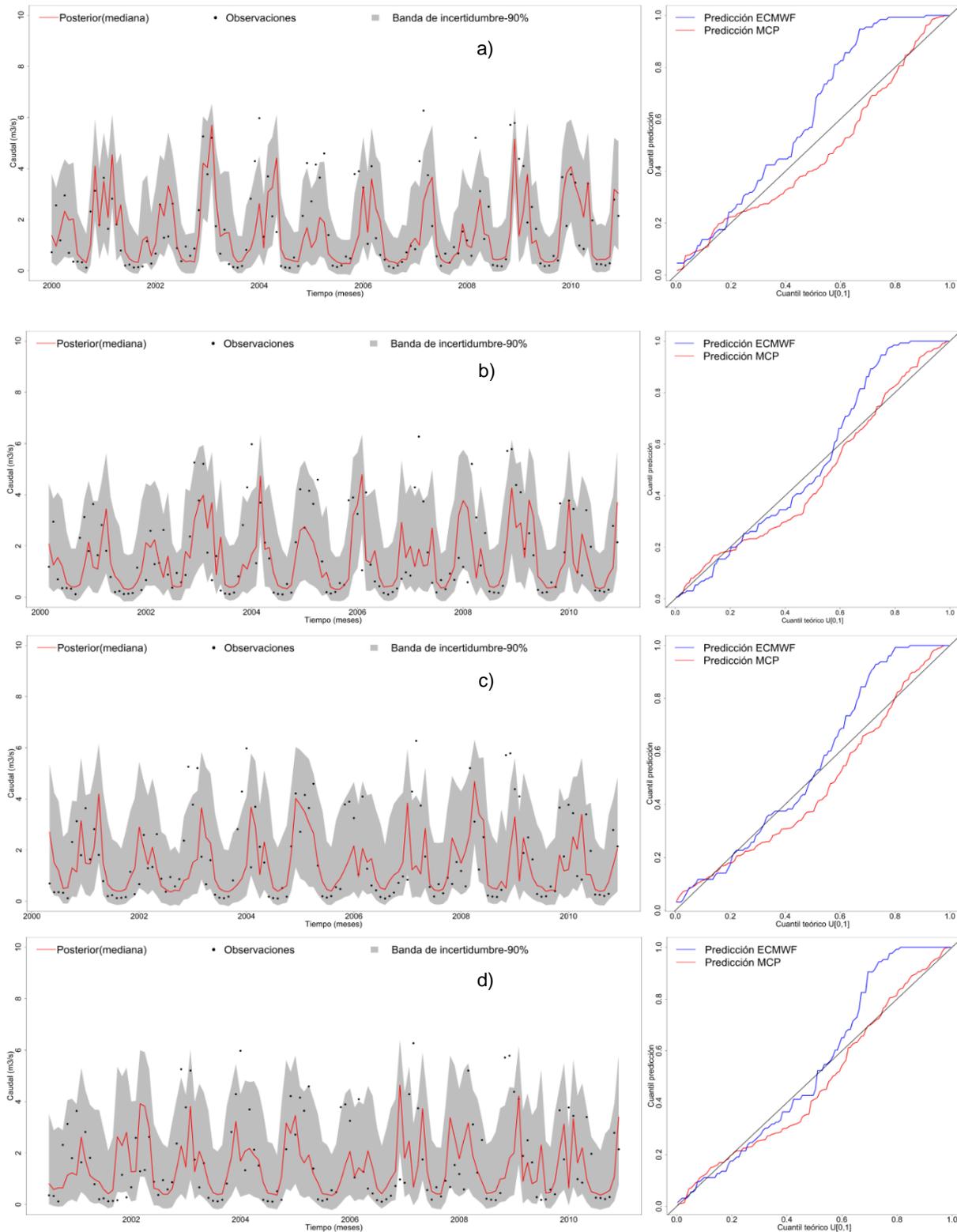


Figura 44. En la parte izquierda se muestra la incertidumbre predictiva condicional del post-procesador MCP en la etapa de calibración 2000-2010 para el caudal resultado de la modelación hidrológica con los valores mínimos de los 25 miembros de las predicciones de precipitación y temperatura, en donde la línea roja es la mediana de la predicción del MCP, los puntos indican las observaciones y la región gris la banda de incertidumbre el 90%. En la parte derecha se muestran los gráficos QQ-plots para la predicción del ECMWF y la predicción del MCP. Todo esto para a) Cero meses de antelación, b) Dos meses de antelación, c) Cuatro meses de antelación y d) Seis meses de antelación.

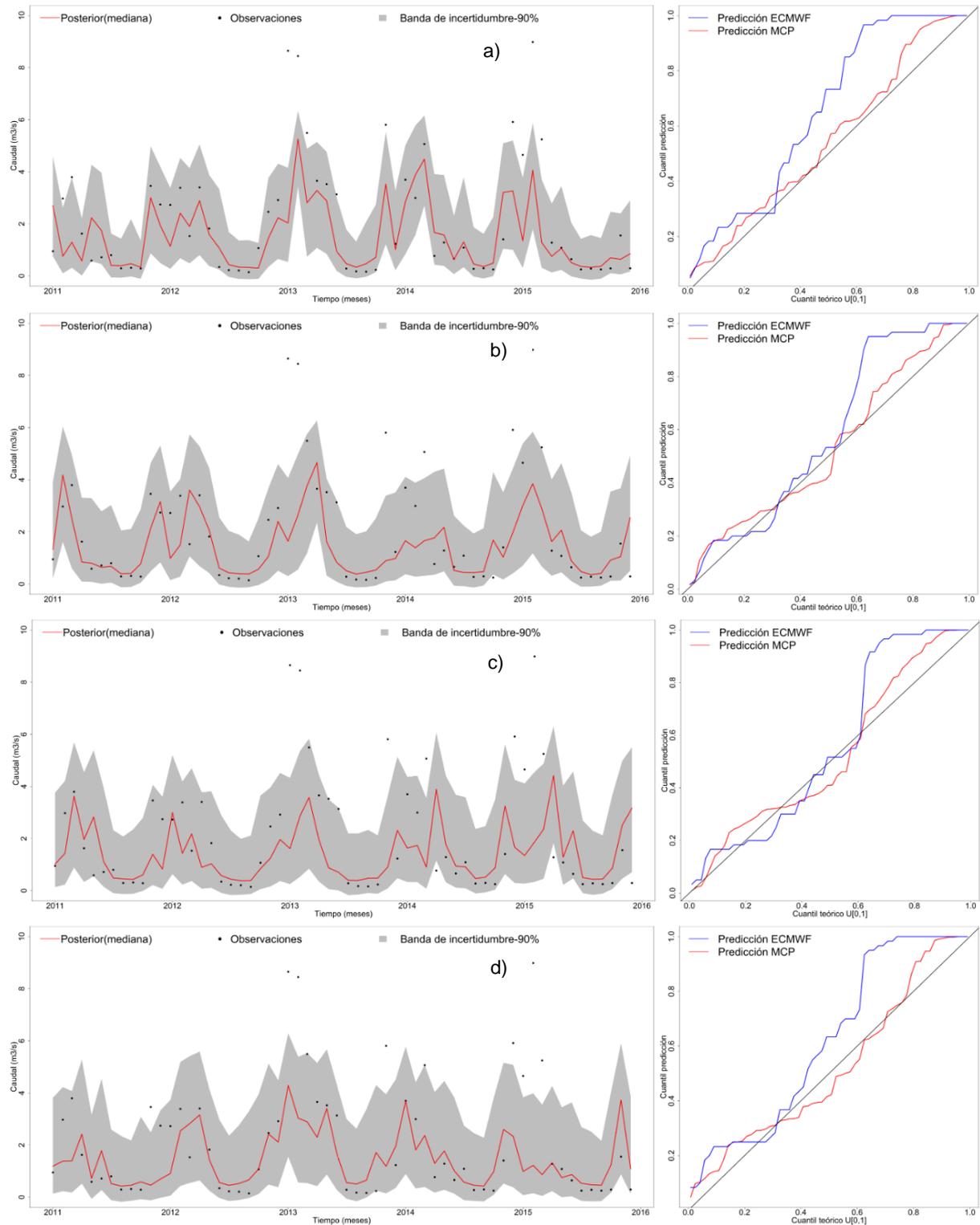


Figura 45. En la parte izquierda se muestra la incertidumbre predictiva condicional del post-procesador MCP en la etapa de validación 2011-2015 para el caudal resultado de la modelación hidrológica con los valores mínimos de los 25 miembros de las predicciones de precipitación y temperatura, en donde la línea roja es la mediana de la predicción del MCP, los puntos indican las observaciones y la región gris la banda de incertidumbre el 90%. En la parte derecha se muestran los gráficos QQ-plots para la predicción del ECMWF y la predicción del MCP. Todo esto para a) Cero meses de antelación, b) Dos meses de antelación, c) Cuatro meses de antelación y d) Seis meses de antelación.

5 CONCLUSIONES

Las conclusiones principales de este trabajo son las siguientes:

- El objetivo principal de esta tesina consistió en comparar la evaluación a escala mensual de la incertidumbre predictiva de los pronósticos estacionales con diferentes meses de antelación (0-6) del ECMWF utilizando la aproximación de los pronósticos conjuntos (método informal) versus la utilización de un modelo de error estadístico a modo de post-procesador como el *Model Conditional Processor (MCP)* (método formal). La comparación se realizó utilizando métricas deterministas (evaluación del sesgo) y probabilistas (evaluación de la incertidumbre) para las variables precipitación, temperatura media y caudal a escala mensual en la cuenca alta del río Oria. Para la comparación se dividió la serie de tiempo histórica en periodo de calibración (2000-2010) y validación (2011-2015).
- Respecto a la variable precipitación mensual y para todos los meses de antelación evaluados, en promedio el MCP presenta un incremento del 7% en términos del NSE con respecto a los pronósticos conjuntos. Por lo tanto, el MCP presenta un mayor desempeño en la corrección del sesgo. Adicionalmente, el MCP presenta una mejor estimación de la incertidumbre con mayores índices de confiabilidad, precisión y CR (Tabla 2).
- Resultados similares a los de la precipitación se encontraron en la variable temperatura media mensual. El MCP presenta una mejor corrección del sesgo con un incremento en el NSE del 39% con respecto a la aproximación de los pronósticos conjuntos. De igual forma, el MCP presenta una evaluación de la incertidumbre predictiva más confiable representada en índices de confiabilidad, precisión y CR más altos (Tabla 4) y mejores QQ-plots (Figura 27 y Figura 28).
- Contrariamente a los resultados encontrados en la precipitación y temperatura media, en la variable caudal mensual el MCP no presenta un buen desempeño en la corrección del sesgo, presentando en promedio un deterioro en el NSE del 43% con respecto al método de los pronósticos conjuntos. Sin embargo, el MCP estima mejor la incertidumbre predictiva como se puede verificar en los QQ-plots (Figura 42) y los mejores índices de confiabilidad, precisión y CR (Tabla 6).
- Respecto a las diferentes simplificaciones utilizadas para las tres variables analizadas, se puede concluir que cuando los pronósticos del ECMWF son de mala calidad el post-procesador estadístico presenta un mejor desempeño tanto en la reducción del sesgo como en la estimación de la incertidumbre predictiva. Por lo tanto, se recomienda la utilización de un post-procesador estadístico cuando los pronósticos del ECMWF son

de mala calidad. Por ejemplo, en precipitación con la simplificación de máximos se obtiene un incremento de NSE de 107%. Casos similares se presentan para las otras variables analizadas (Tabla 3 y Tabla 5).

- El post-procesamiento estadístico de los datos de pronósticos estacionales ayudan en gran medida a detectar y reducir sesgos, tratando de forma completa la incertidumbre ocasionada por los errores sistemáticos y aleatorios. De forma particular, se observó como para los pronósticos conjuntos de precipitación, temperatura media y caudal estudiadas con sus respectivas simplificaciones, el MCP realizó una mejor estimación de la incertidumbre predictiva en comparación con los pronósticos crudos independientemente de que tuvieran sesgos considerables como en el caso de las simplificaciones en valores máximos y mínimos, lo que demuestra que el post-procesador puede mejorar aún más cuando las predicciones tienen un bajo desempeño inicial. Sabiendo esto, se recomienda el uso de las predicciones estacionales post-procesadas para la gestión de los recursos hídricos.
- En la práctica, los resultados de la predicción estacional de precipitación, temperatura media y caudal proporcionan información importante sobre la variabilidad climática en la subcuenca de estudio, pudiendo ser herramientas útiles para la gestión de los recursos hídricos. Así mismo, proporcionan la opción de desarrollar políticas para la gestión del agua con algunos meses de antelación según sean las necesidades de cada sector. Comparando las predicciones deterministas que proporcionan solo un valor de la variable, con la evaluación y estimación de la incertidumbre predictiva mediante el MCP, se tiene información adicional importante ya que se asigna la probabilidad de ocurrencia a un evento de cierta magnitud, además se cuantifica la incertidumbre en la predicción.
- Los pronósticos estacionales del ECMWF están pensados de forma general para analizar las condiciones en una región particular, además de que está comprobado por el mismo centro de investigación que la habilidad promedio de las predicciones varía incluso significativamente dependiendo de la estación y de la ubicación geográfica. Sin embargo, al reducir los pronósticos a escala de cuenca se pudo demostrar que estos no están tan alejados de la realidad particular de la subcuenca de estudio y que, además, tienen cierta habilidad para predecir y conservar los pronósticos con ventanas de predicción más amplias, y que adicionalmente, al utilizar el post-procesamiento estadístico de los datos se garantizó una corrección de sesgo y una buena estimación de la incertidumbre con miras a transmitir datos de mejor calidad.

REFERENCIAS Y BIBLIOGRAFÍA

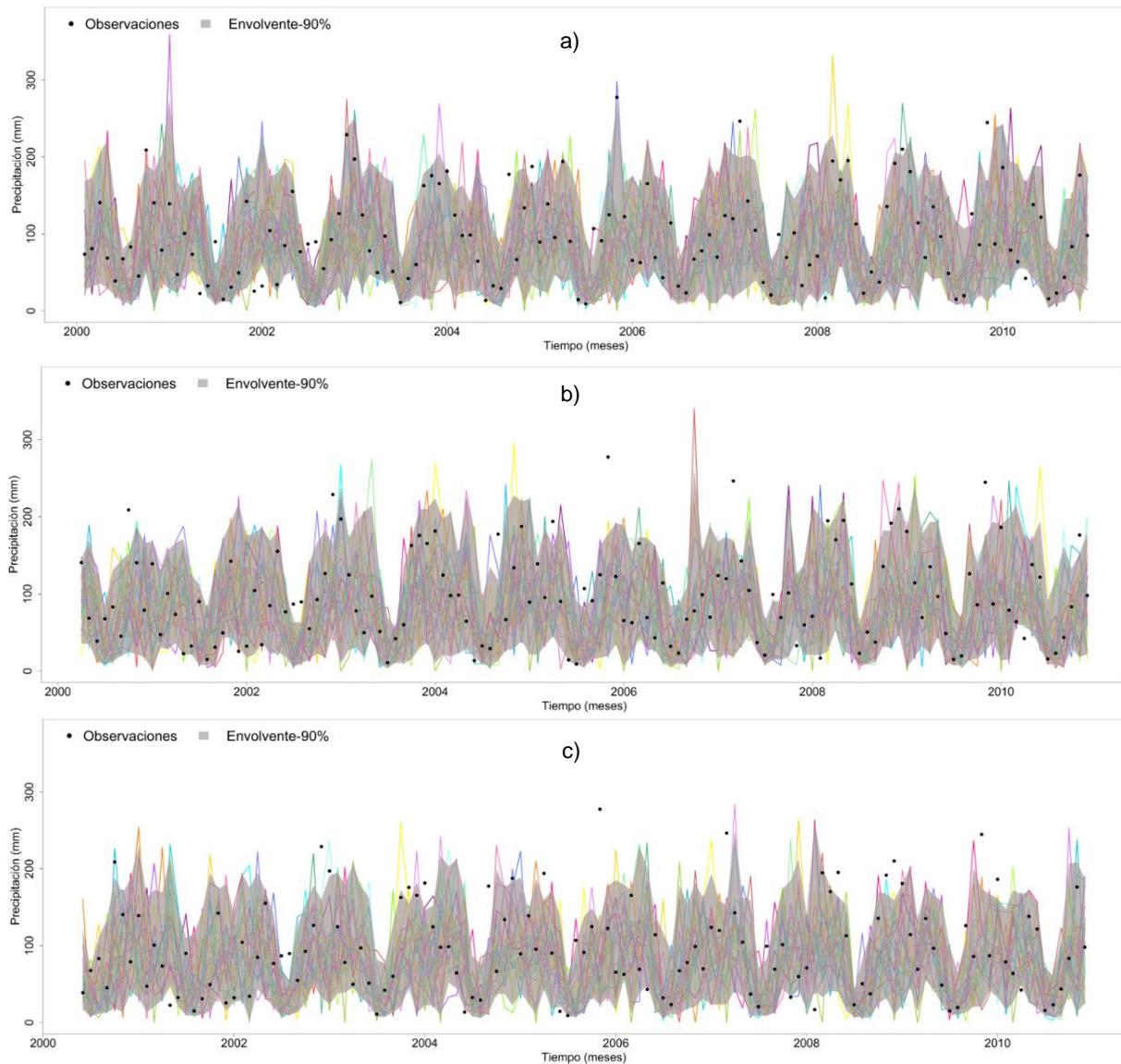
- Allen, R. G., Luis, S. P., RAES, D., & Smith, M. (1998). FAO Irrigation and Drainage Paper No. 56. Crop Evapotranspiration (guidelines for computing crop water requirements). *Irrigation and Drainage*, 300(56), 300. <https://doi.org/10.1016/j.eja.2010.12.001>
- Alvisi, S., & Franchini, M. (2014). Assessment of the predictive uncertainty within the framework of water demand forecasting by using the model conditional processor. *Procedia Engineering*, 89, 893–900. <https://doi.org/10.1016/j.proeng.2014.11.522>
- Barbetta, S., Coccia, G., Moramarco, T., & Todini, E. (2016). Case Study : A Real-Time Flood Forecasting System. *Water*, (October). <https://doi.org/10.3390/w8100463>
- Buizza, R. (2018). Chapter 2 - Ensemble Forecasting and the Need for Calibration. In *Statistical Postprocessing of Ensemble Forecasts* (pp. 15–48). <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-812372-0.00002-9>
- Burguete, C. S., & Agencia Estatal de Meteorología. (2018). *Física del caos en la predicción meteorológica*.
- Cannon, A. J., Sobie, S. R., & Murdock, T. Q. (2015). Bias correction of GCM precipitation by quantile mapping: How well do methods preserve changes in quantiles and extremes? *Journal of Climate*, 28(17), 6938–6959. <https://doi.org/10.1175/JCLI-D-14-00754.1>
- Cunnane, C. (1978). Unbiased plotting positions - A review. *Journal of Hydrology*, 37(3–4), 205–222. [https://doi.org/10.1016/0022-1694\(78\)90017-3](https://doi.org/10.1016/0022-1694(78)90017-3)
- Moriasi, J. G. Arnold, M. W. Van Liew, R. L. Bingner, R. D. Harmel, & T. L. Veith. (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>
- ECMWF. (2017). *SEAS5 user guide*. 1–43. Retrieved from https://www.ecmwf.int/sites/default/files/medialibrary/2017-10/System5_guide.pdf
- Francés, F. (2018). Implementación de un modelo distribuido. *MIHMA*.
- GIMHA. (2018). *DESCRIPCIÓN DEL MODELO CONCEPTUAL TETIS*.
- Greuell, W., Franssen, W. H. P., Biemans, H., & Hutjes, R. W. A. (2018). Seasonal streamflow forecasts for Europe-Part I: Hindcast verification with pseudo- A nd real observations. *Hydrology and Earth System Sciences*, 22(6), 3453–3472. <https://doi.org/10.5194/hess-22-3453-2018>
- Gudmundsson, L. (2016). *Statistical Transformations for Post-Processing Climate Model Output*. 36. <https://doi.org/10.5194/hess-16-3383-2012.bernexp>

- Gupta, H. V., Kling, H., Yilmaz, K. K., & Martinez, G. F. (2009). Decomposition of the mean squared error and NSE performance criteria: Implications for improving hydrological modelling. *Journal of Hydrology*, 377(1–2), 80–91. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2009.08.003>
- Gutiérrez, M. (2018). *Introducción a R Estadística II*. 1–74.
- Hernández-lópez, M. R. (2017). *Inferencia Bayesiana conjunta de modelos hidrológicos y modelos de error generalizados, para la evaluación de las incertidumbres predictiva y de los parámetros*.
- Li, B., Liang, Z., He, Y., Hu, L., Zhao, W., & Acharya, K. (2017). Comparison of parameter uncertainty analysis techniques for a TOPMODEL application. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 31(5), 1045–1059. <https://doi.org/10.1007/s00477-016-1319-2>
- Madrigal, J., Solera, A., Suárez-almiñana, S., Paredes-arquiola, J., Andreu, J., & Sánchez-quispe, S. T. (2018). Skill assessment of a seasonal forecast model to predict drought events for water resource systems. *Journal of Hydrology*, 564(February), 574–587. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2018.07.046>
- Múnera, J. C., Coccia, G., Francés, F., & Todini, E. (2010). APLICACIÓN DE UN PROCESADOR BAYESIANO PARA LA EVALUACIÓN DE LA INCERTIDUMBRE PREDICTIVA MEDIANTE COMBINACIÓN DE MODELOS HIDROLÓGICOS EN LA PREDICCIÓN DE CRECIDAS EN TIEMPO REAL. *XXIV Congreso Latinoamericano de Hidraulica, Seleccion de Trabajos. Punta Del Este, Uruguay*.
- Múnera, J. C., Francés, F., Todini, E., & Coccia, G. (2014). *Evaluación de la incertidumbre en la simulación de caudales en puntos no aforados con un modelo distribuido y mediante un procesador estocástico*.
- Riahi-Madvar, H., Ayyoubzadeh, S. A., Namin, M. M., & Seifi, A. (2011). Uncertainty analysis of quasi-two-dimensional flow simulation in compound channels with overbank flows. *Journal of Hydrology and Hydromechanics*, 59(3), 171–183. <https://doi.org/10.2478/v10098-011-0014-8>
- Stockdale, T., Molteni, F., Stockdale, T., Balmaseda, M., Balsamo, G., Buizza, R., ... Palmer, T. (2011). *The new ECMWF seasonal forecast system (System 4)*.
- Todini, E. (2008). A Model Conditional Processor to Assess Predictive Uncertainty in Flood Forecasting. *IAHR*, (June 2008). <https://doi.org/10.1080/15715124.2008.9635342>
- Vélez, J. J. (2003). *DESARROLLO DE UN MODELO DISTRIBUIDO DE PREDICCIÓN EN TIEMPO REAL PARA EVENTOS DE CRECIDAS*. <https://doi.org/10.13140/2.1.4996.1288>
- Verkade, J. S., Brown, J. D., Reggiani, P., & Weerts, A. H. (2013). Post-processing ECMWF precipitation and temperature ensemble reforecasts for operational hydrologic forecasting at various spatial scales. *Journal of Hydrology*, 501, 73–91. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2013.07.039>

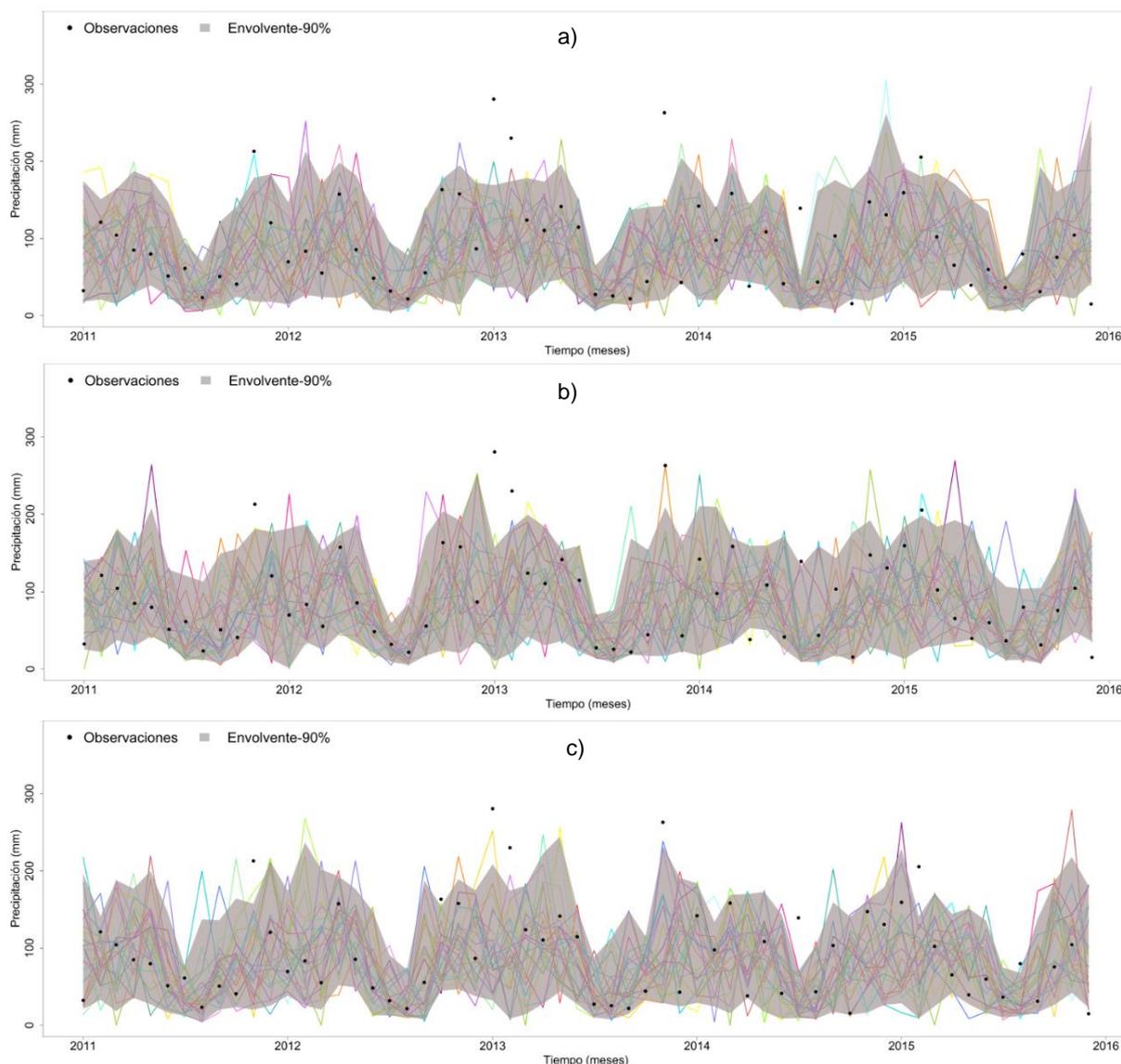
ANEXO I

En este anexo se presentan las gráficas restantes para las antelaciones 1, 3 y 5.

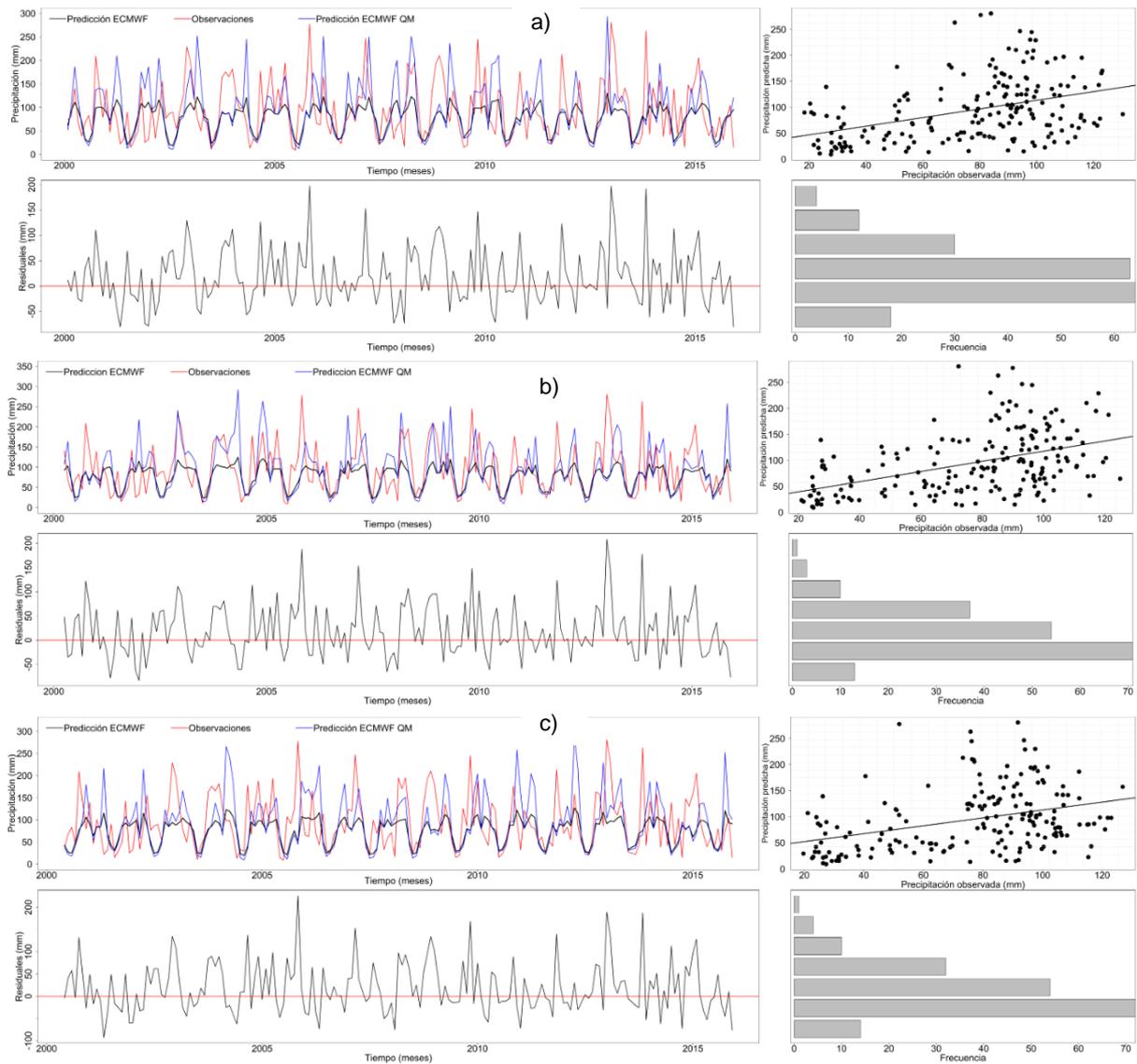
Precipitación



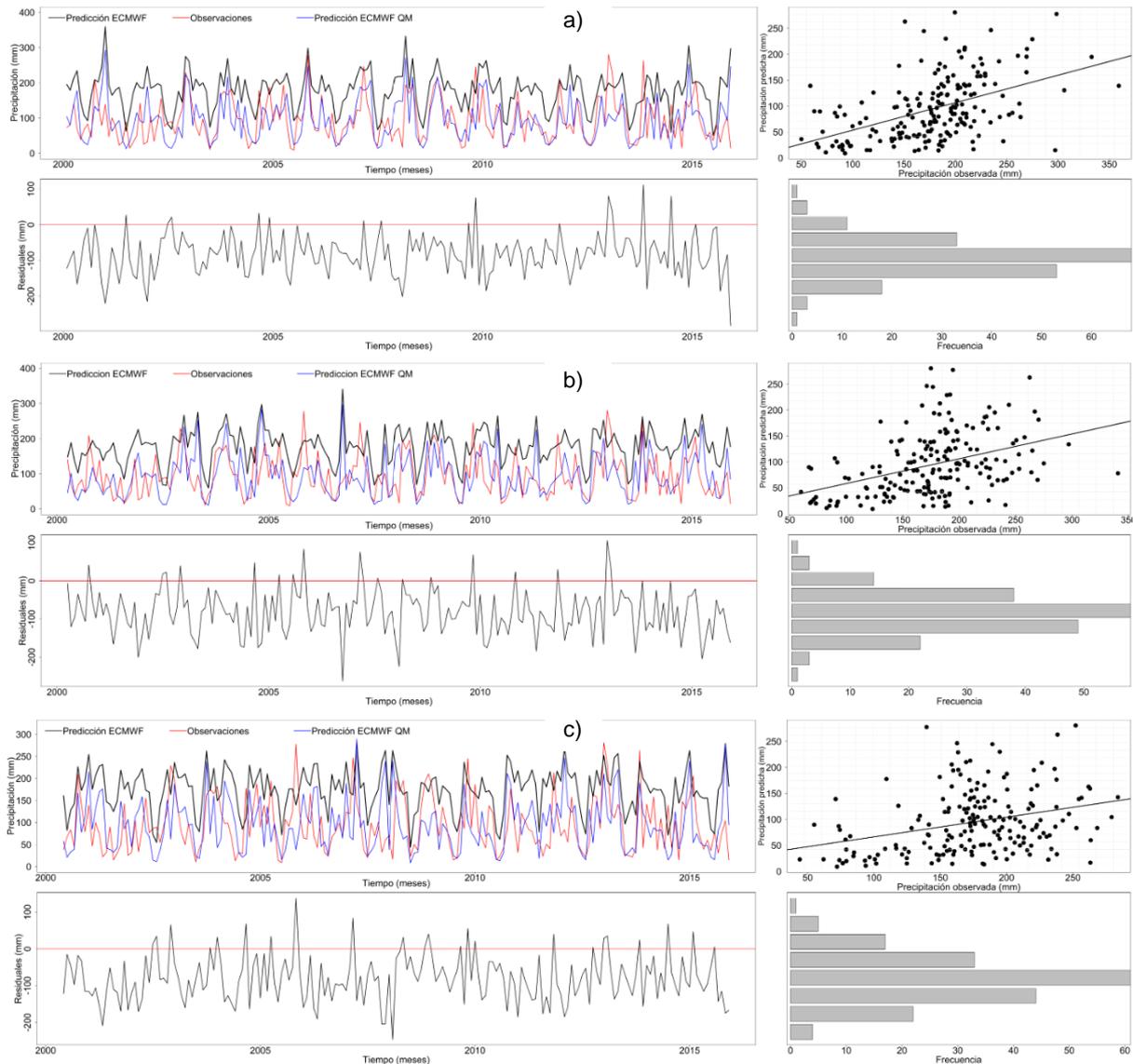
Conjunto de predicciones de precipitación del ECMWF con los 25 miembros respectivos (líneas de colores) y envolvente con los cuantiles del 5-95% estimados mediante el método *Plotting Positions* en el periodo de calibración 2000-2010 para a) Un mes de antelación, b) Tres meses de antelación y c) Cinco meses de antelación.



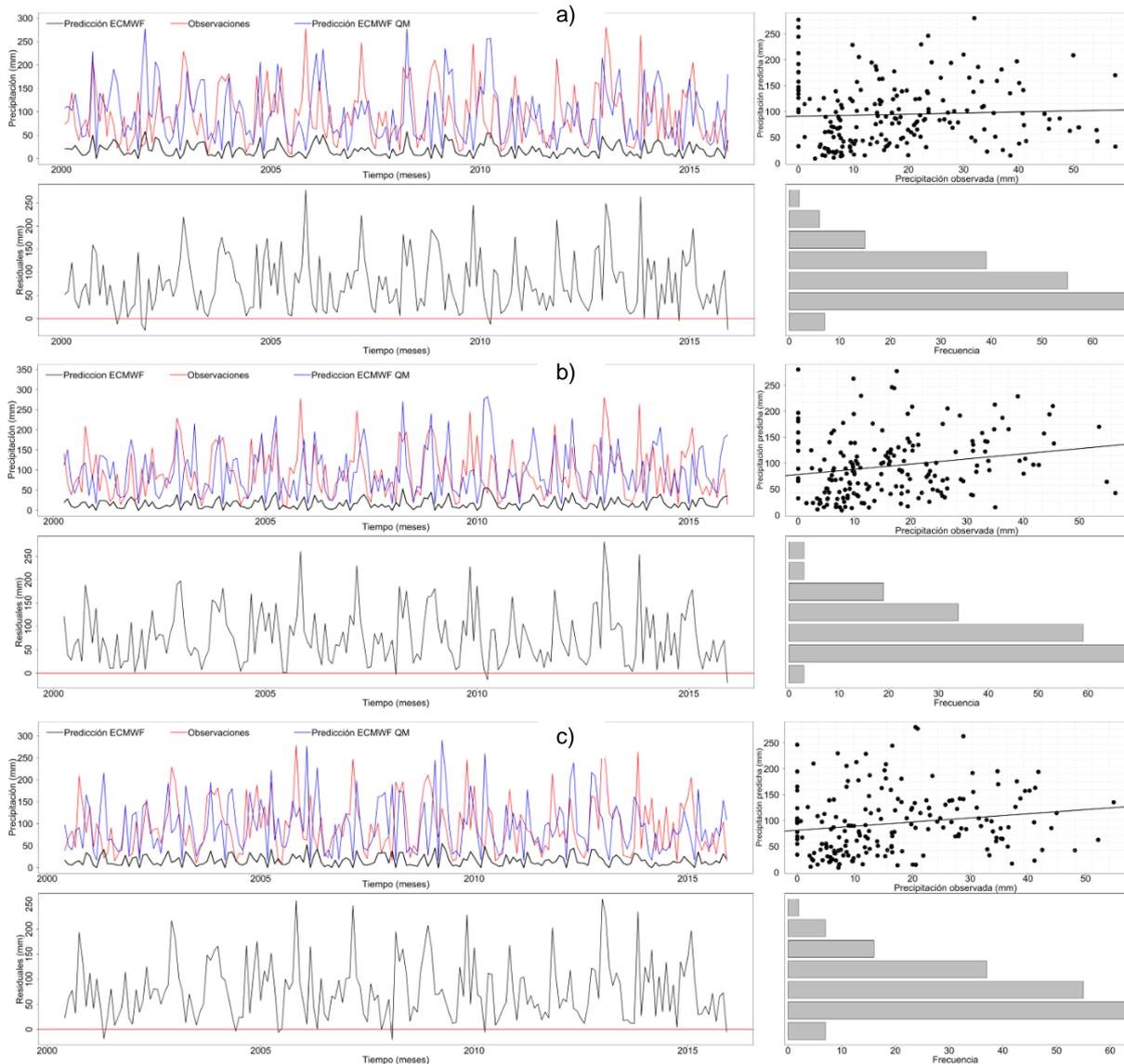
Conjunto de predicciones de precipitación del ECMWF con los 25 miembros respectivos (líneas de colores) y envolvente con los cuantiles del 5-95% estimados mediante el método *Plotting Positions* en el periodo de validación 2011-2015 para a) Un mes de antelación, b) Tres meses de antelación y c) Cinco meses de antelación.



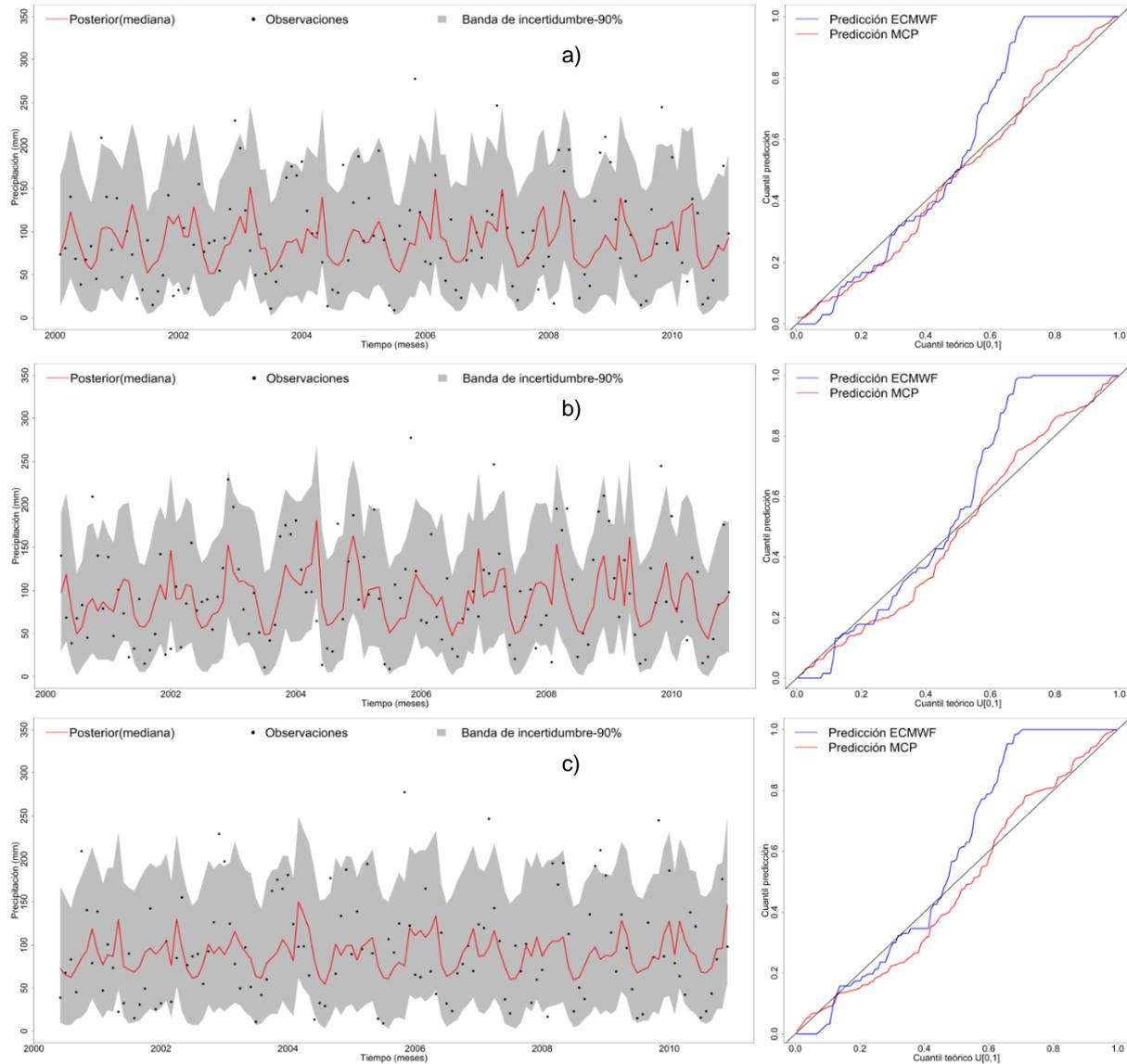
En la parte superior serie temporal mensual con la mediana de los 25 miembros de las predicciones de precipitación brutas (línea negra), observaciones (línea roja), serie temporal mensual corregida por Quantile Mapping (línea azul) y diagrama de dispersión de la mediana de los 25 miembros de las predicciones respecto a las observaciones. En la parte inferior serie temporal se los errores residuales e histograma de dichos errores. Todo esto para a) Un mes de antelación, b) Tres meses de antelación y c) Cinco meses de antelación.



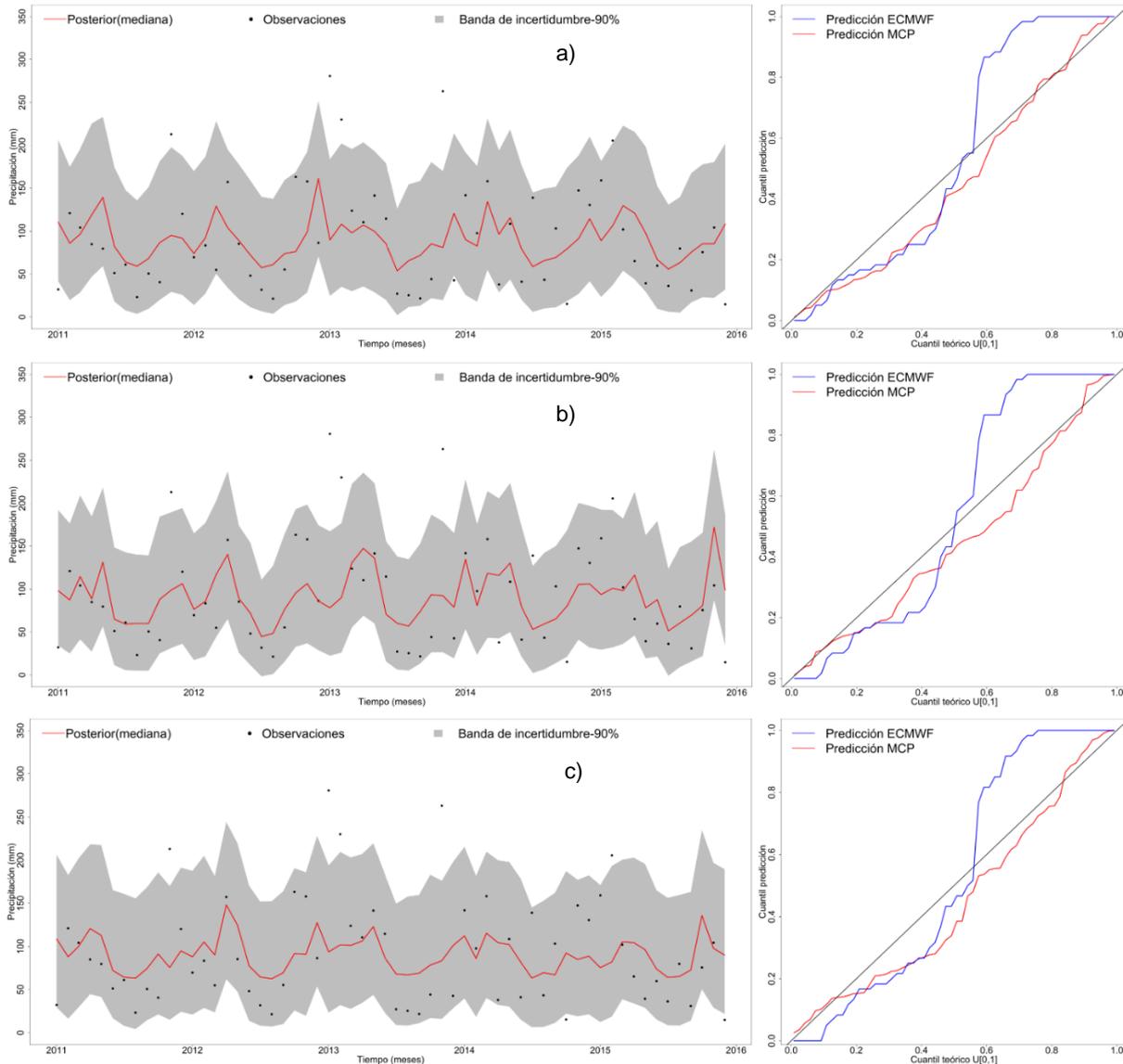
En la parte superior serie temporal mensual con los valores máximos de los 25 miembros de las predicciones de precipitación brutas (línea negra), observaciones (línea roja), serie temporal mensual corregida por Quantile Mapping (línea azul) y diagrama de dispersión de la mediana de los 25 miembros de las predicciones respecto a las observaciones. En la parte inferior serie temporal se los errores residuales e histograma de dichos errores. Todo esto para a) Un mes de antelación, b) Tres meses de antelación y c) Cinco meses de antelación.



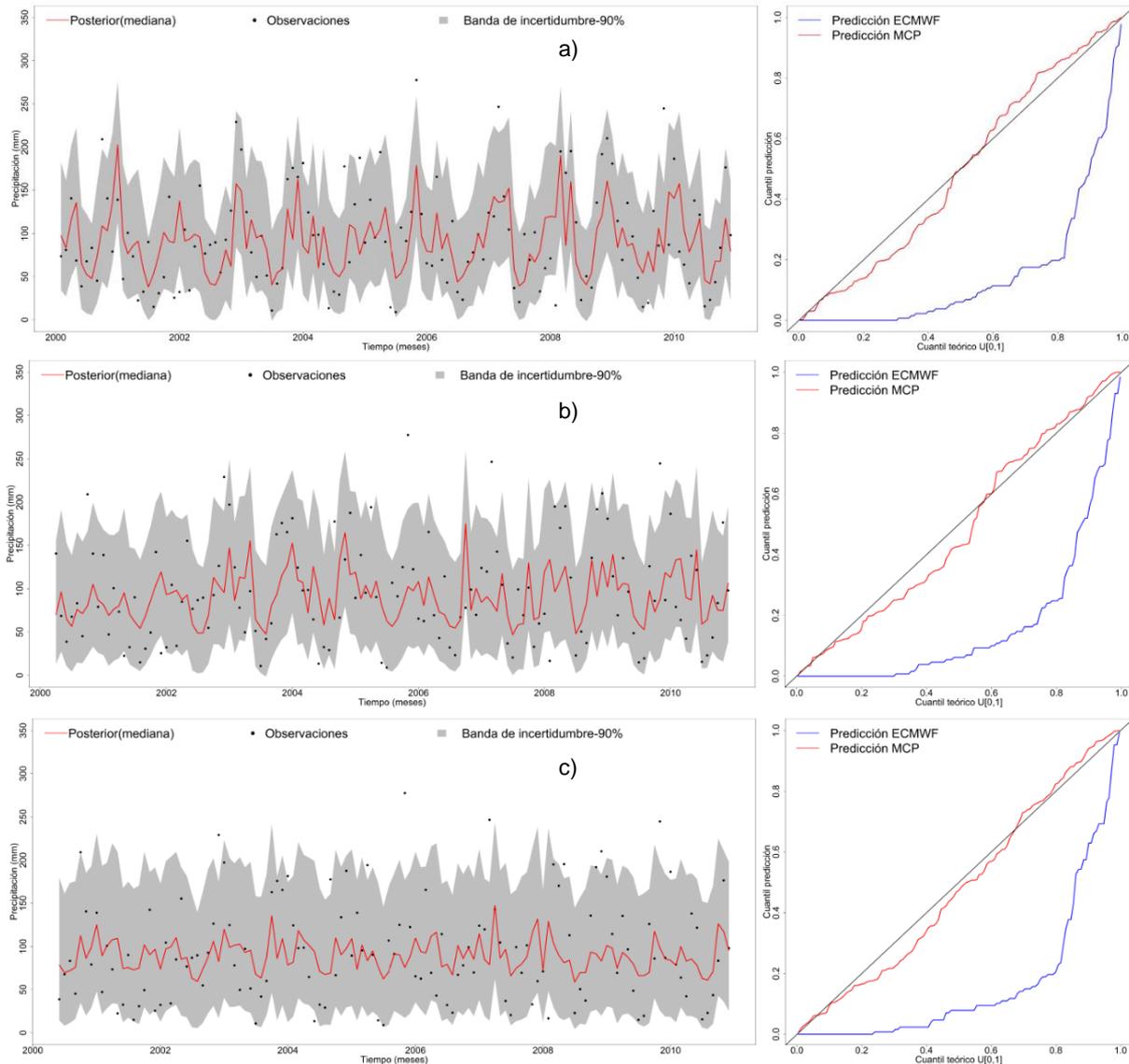
En la parte superior serie temporal mensual con los valores mínimos de los 25 miembros de las predicciones de precipitación brutas (línea negra), observaciones (línea roja), serie temporal mensual corregida por Quantile Mapping (línea azul) y diagrama de dispersión de la mediana de los 25 miembros de las predicciones respecto a las observaciones. En la parte inferior se los errores residuales e histograma de dichos errores. Todo esto para a) Un mes de antelación, b) Tres meses de antelación y c) Cinco meses de antelación.



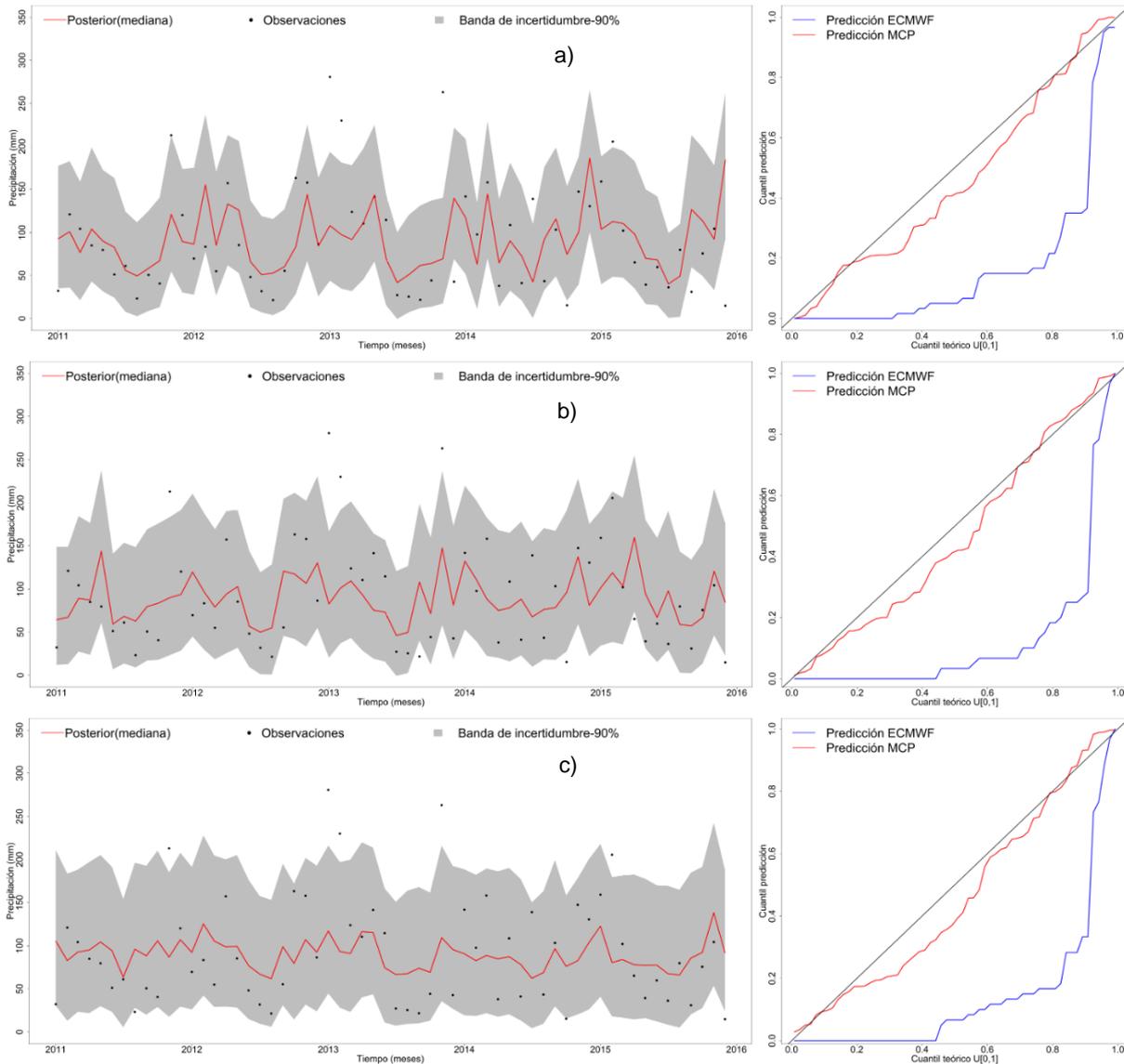
En la parte izquierda se muestra la incertidumbre predictiva condicional del post-procesador MCP en la etapa de calibración 2000-2010 para la mediana de los 25 miembros de las predicciones de precipitación, en donde la línea roja es la mediana de la predicción del MCP, los puntos indican las observaciones y la región gris la banda de incertidumbre el 90%. En la parte derecha se muestran los gráficos QQ-plots para la predicción del ECMWF y la predicción del MCP. Todo esto para a) Un mes de antelación, b) Tres meses de antelación y c) Cinco meses de antelación.



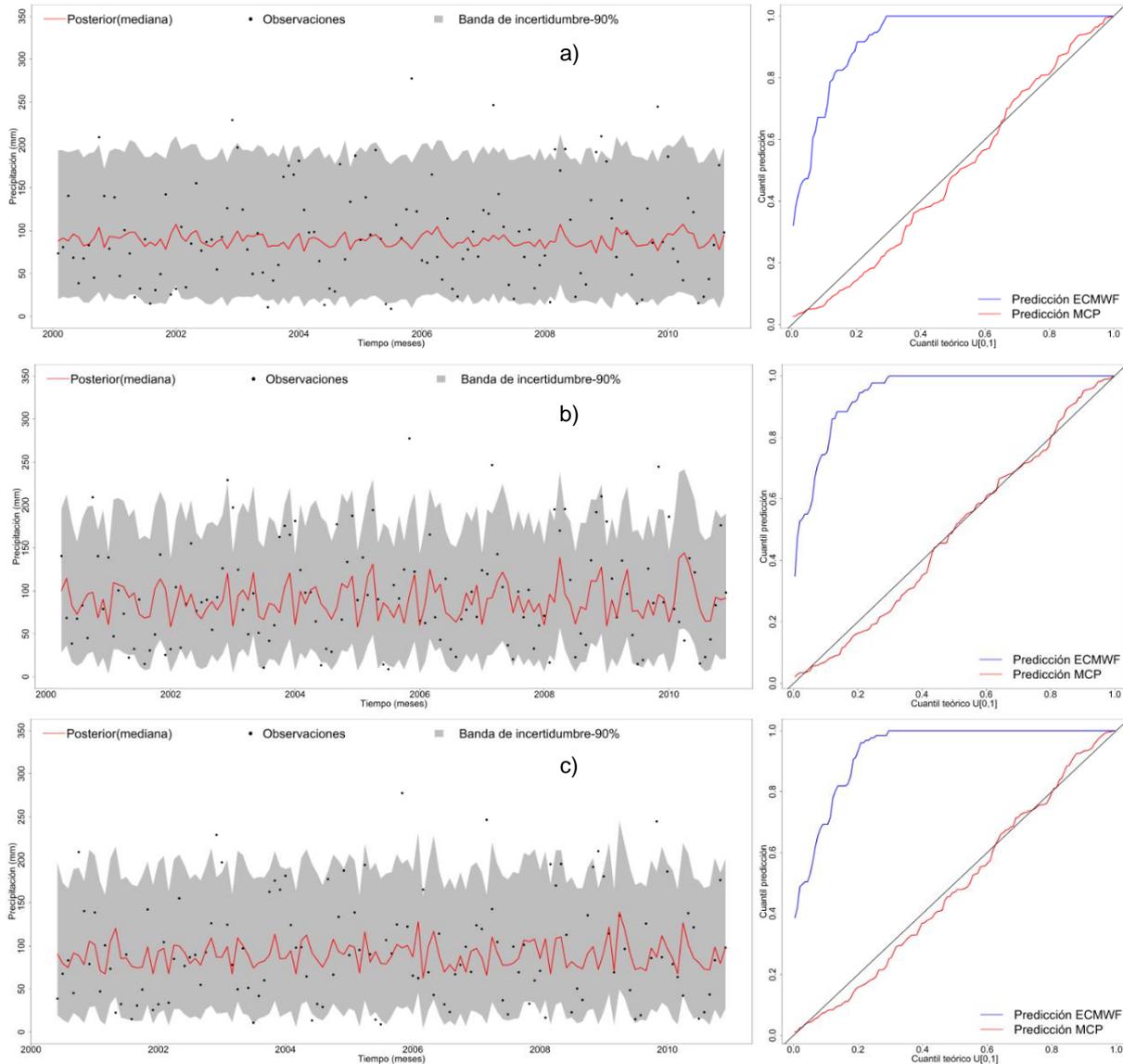
En la parte izquierda se muestra la incertidumbre predictiva condicional del post-procesador MCP en la etapa de validación 2011-2015 para la mediana de los 25 miembros de las predicciones de precipitación, en donde la línea roja es la mediana de la predicción del MCP, los puntos indican las observaciones y la región gris la banda de incertidumbre el 90%. En la parte derecha se muestran los gráficos QQ-plots para la predicción del ECMWF y la predicción del MCP. Todo esto para a) Un mes de antelación, b) Tres meses de antelación y c) Cinco meses de antelación.



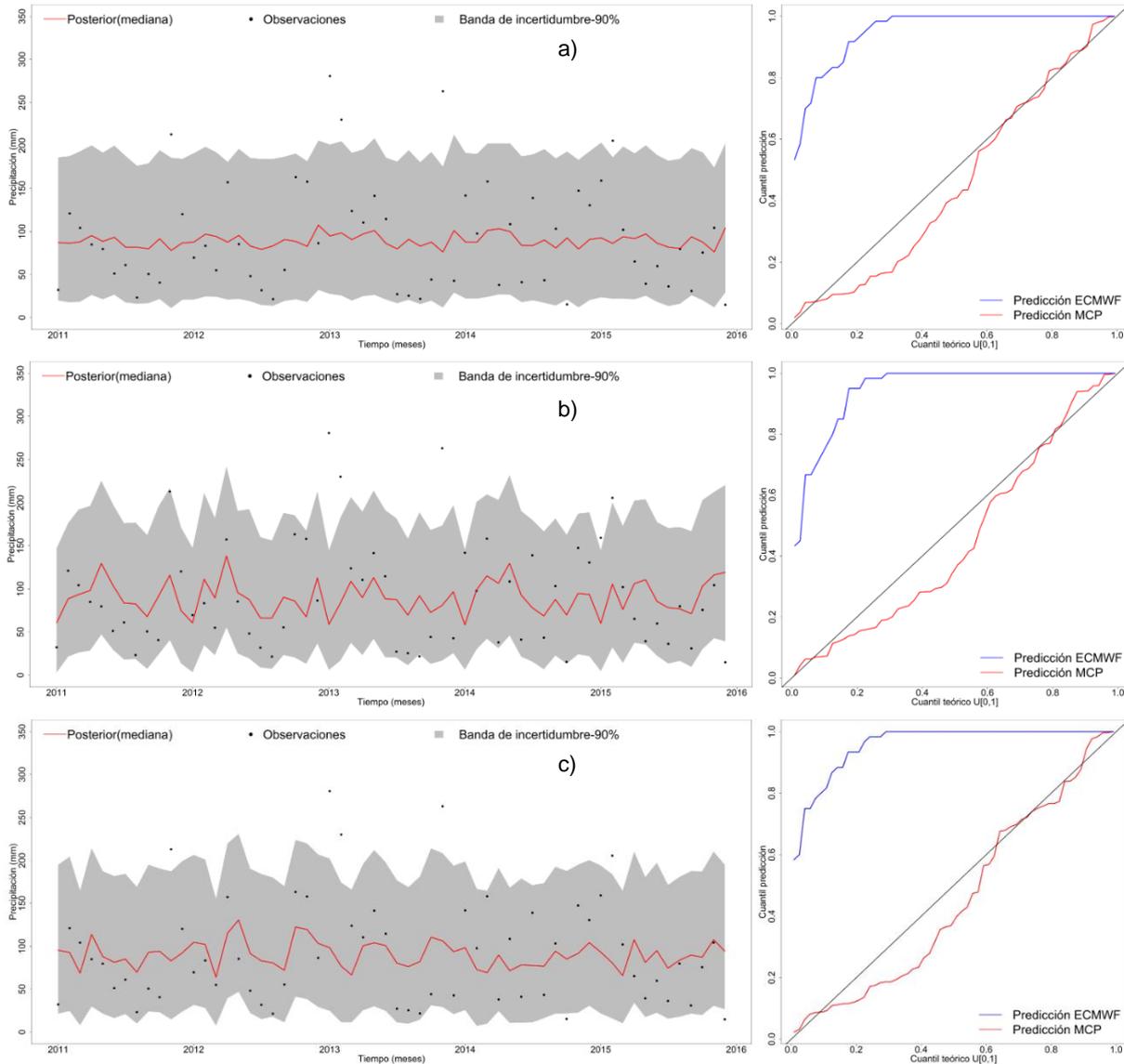
En la parte izquierda se muestra la incertidumbre predictiva condicional del post-procesador MCP en la etapa de calibración 2000-2010 para los valores máximos de los 25 miembros de las predicciones de precipitación, en donde la línea roja es la mediana de la predicción del MCP, los puntos indican las observaciones y la región gris la banda de incertidumbre el 90%. En la parte derecha se muestran los gráficos QQ-plots para la predicción del ECMWF y la predicción del MCP. Todo esto para a) Un mes de antelación, b) Tres meses de antelación y c) Cinco meses de antelación.



En la parte izquierda se muestra la incertidumbre predictiva condicional del post-procesador MCP en la etapa de validación 2011-2015 para los valores máximos de los 25 miembros de las predicciones de precipitación, en donde la línea roja es la mediana de la predicción del MCP, los puntos indican las observaciones y la región gris la banda de incertidumbre el 90%. En la parte derecha se muestran los gráficos QQ-plots para la predicción del ECMWF y la predicción del MCP. Todo esto para a) Un mes de antelación, b) Tres meses de antelación y c) Cinco meses de antelación.

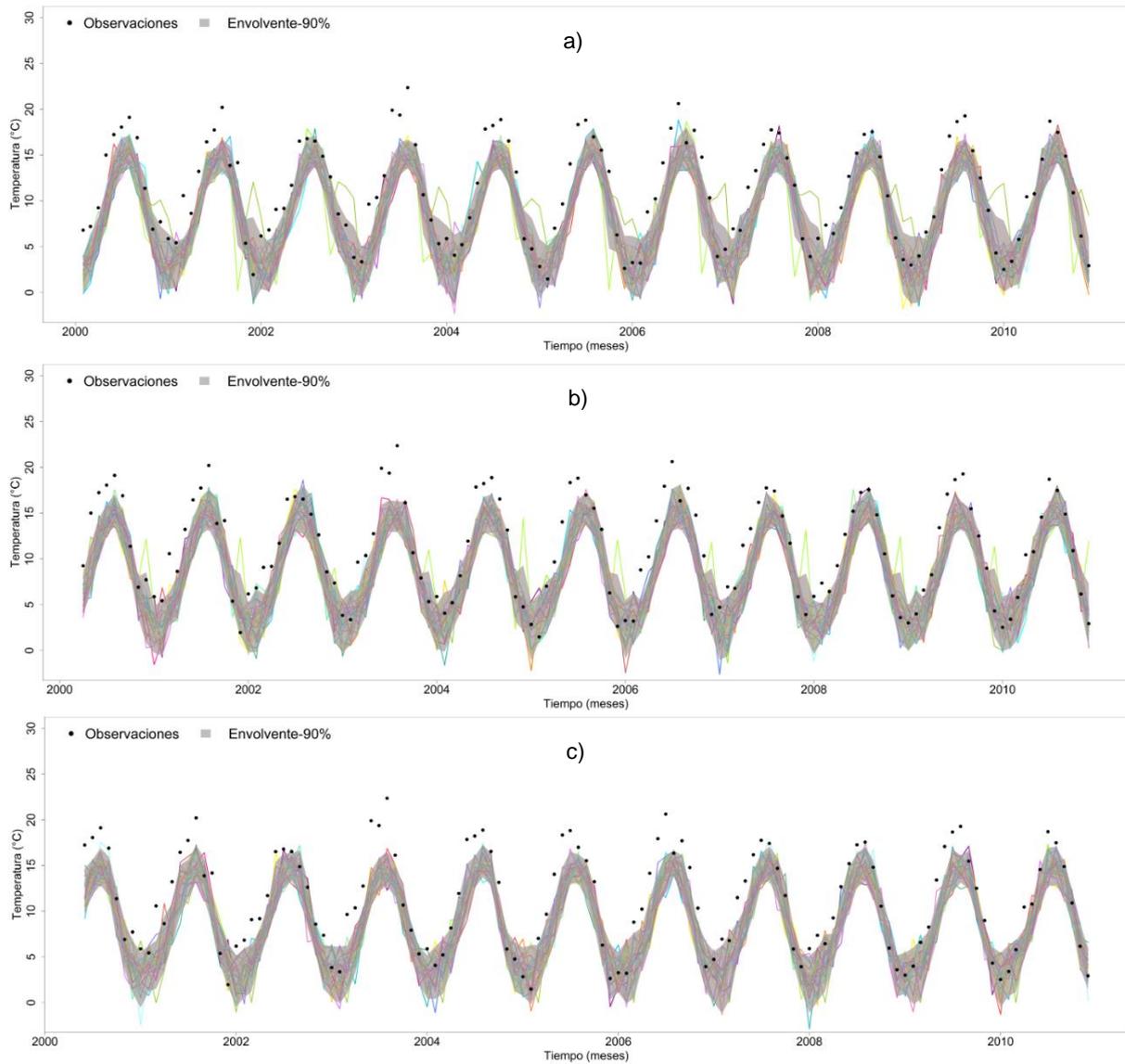


En la parte izquierda se muestra la incertidumbre predictiva condicional del post-procesador MCP en la etapa de calibración 2000-2010 para los valores mínimos de los 25 miembros de las predicciones de precipitación, en donde la línea roja es la mediana de la predicción del MCP, los puntos indican las observaciones y la región gris la banda de incertidumbre el 90%. En la parte derecha se muestran los gráficos QQ-plots para la predicción del ECMWF y la predicción del MCP. Todo esto para a) Un mes de antelación, b) Tres meses de antelación y c) Cinco meses de antelación.

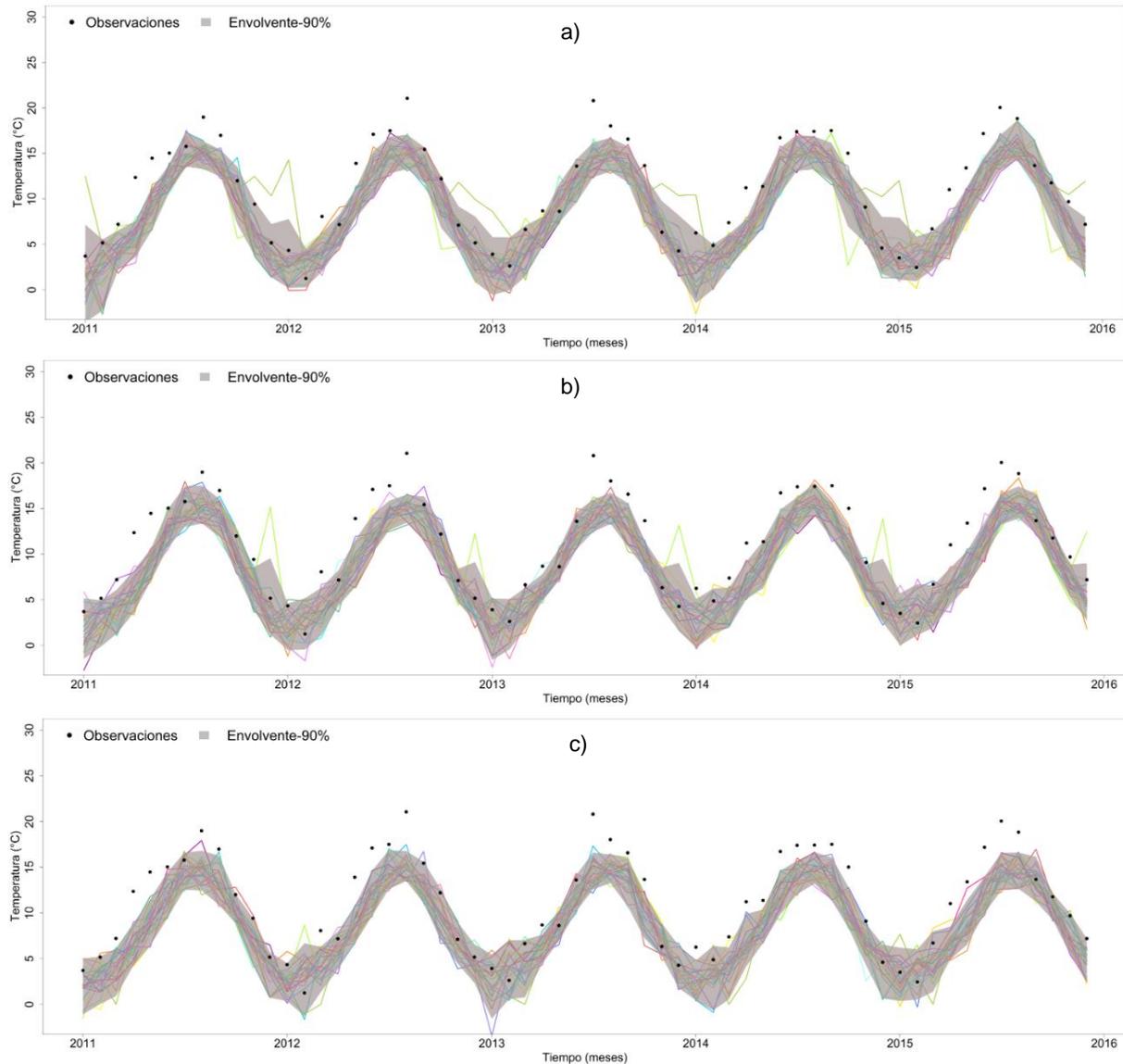


En la parte izquierda se muestra la incertidumbre predictiva condicional del post-procesador MCP en la etapa de validación 2011-2015 para los valores mínimos de los 25 miembros de las predicciones de precipitación, en donde la línea roja es la mediana de la predicción del MCP, los puntos indican las observaciones y la región gris la banda de incertidumbre el 90%. En la parte derecha se muestran los gráficos QQ-plots para la predicción del ECMWF y la predicción del MCP. Todo esto para a) Un mes de antelación, b) Tres meses de antelación y c) Cinco meses de antelación.

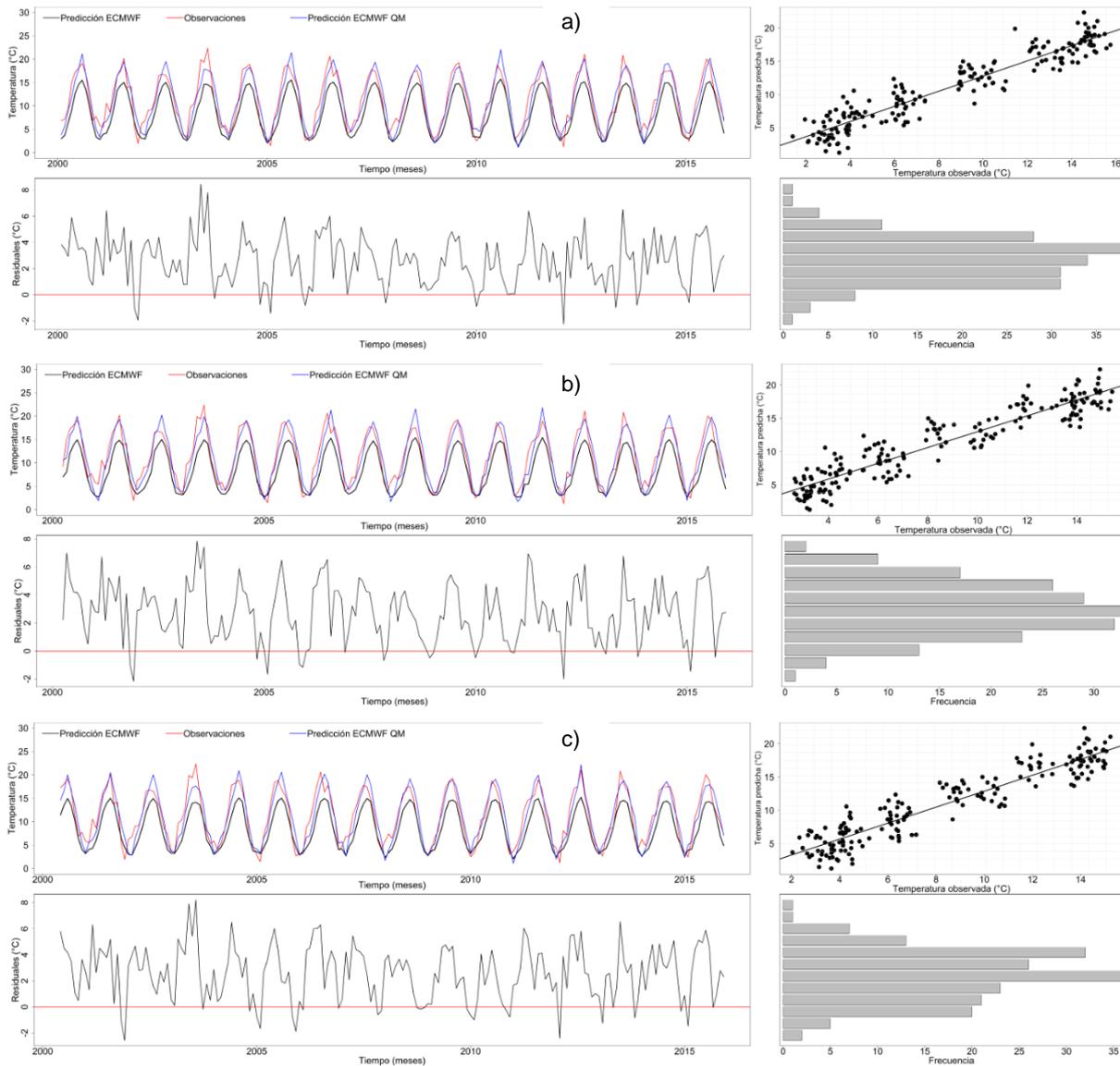
Temperatura



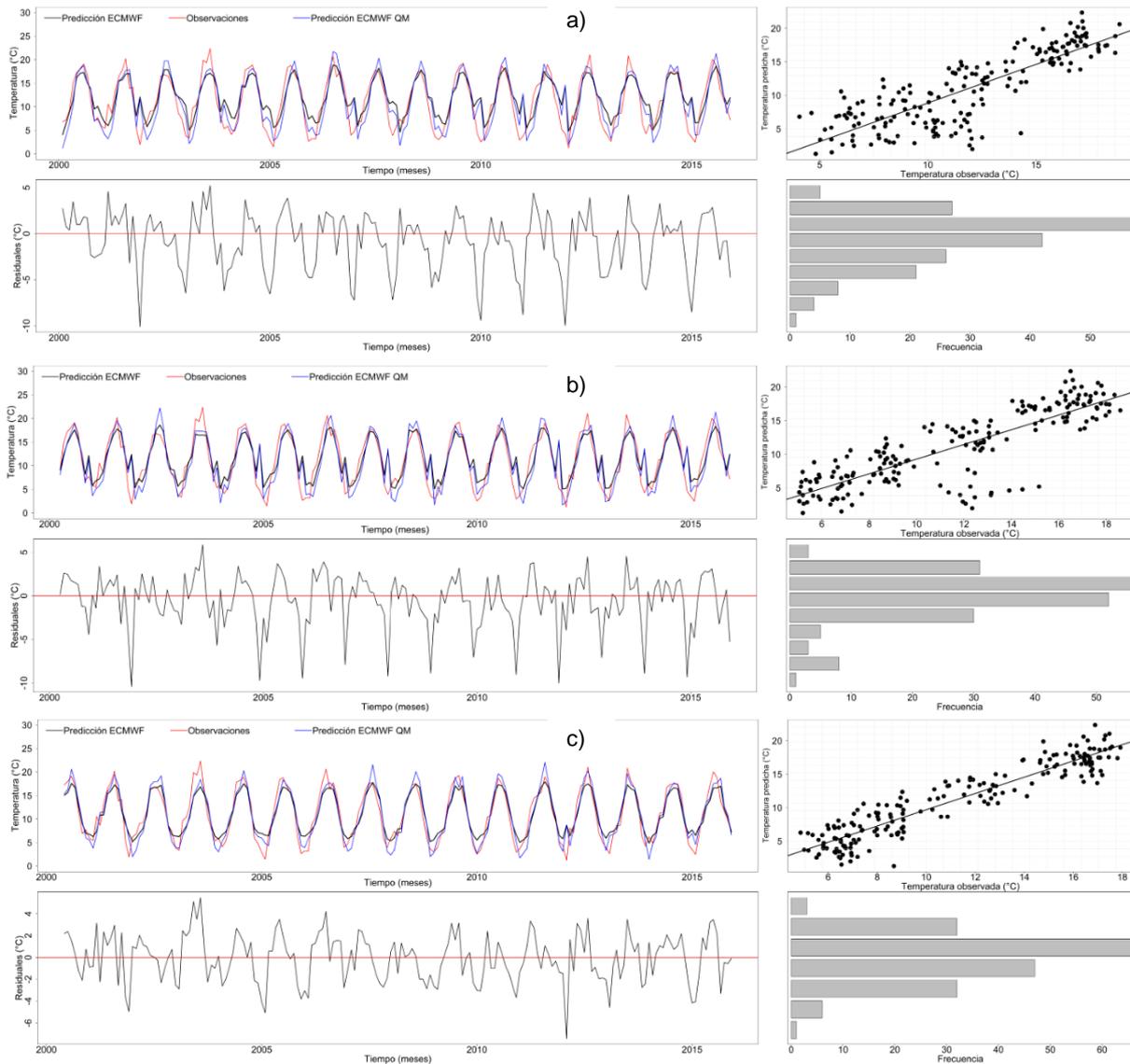
Conjunto de predicciones de temperatura media del ECMWF con los 25 miembros respectivos (líneas de colores) y envolvente con los cuantiles del 5-95% estimados mediante el método Plotting Positions en el periodo de calibración 2000-2010 para a) Un mes de antelación, b) Tres meses de antelación y c) Cinco meses de antelación.



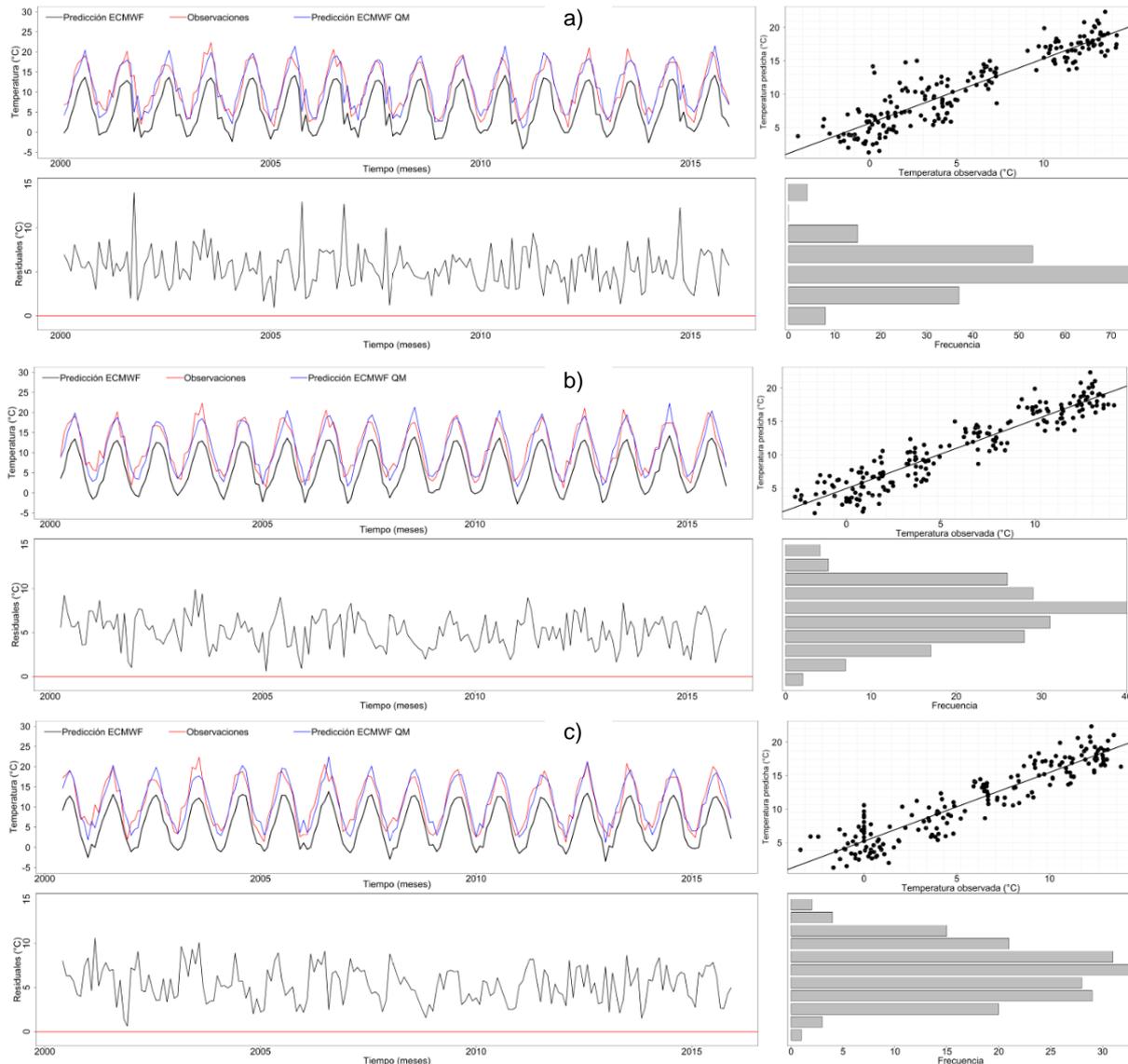
Conjunto de predicciones de temperatura media del ECMWF con los 25 miembros respectivos (líneas de colores) y envoltorio con los cuantiles del 5-95% estimados mediante el método Plotting Positions en el periodo de validación 2011-2015 para a) Un mes de antelación, b) Tres meses de antelación y c) Cinco meses de antelación.



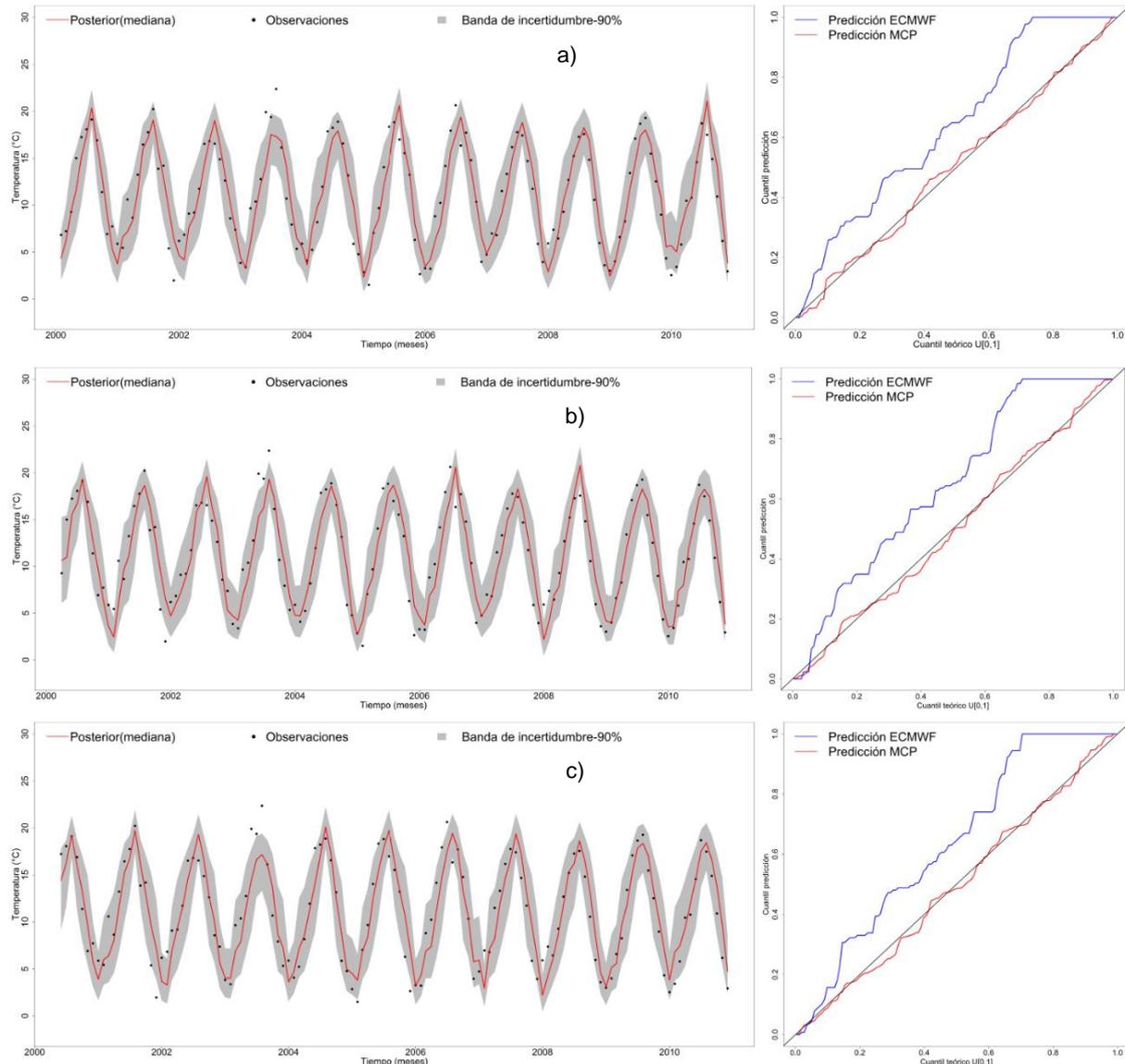
En la parte superior serie temporal mensual con la mediana de los 25 miembros de las predicciones de temperatura media brutas (línea negra), observaciones (línea roja), serie temporal mensual corregida por Quantile Mapping (línea azul) y diagrama de dispersión de la mediana de los 25 miembros de las predicciones respecto a las observaciones. En la parte inferior serie temporal se los errores residuales e histograma de dichos errores. Todo esto para a) Un mes de antelación, b) Tres meses de antelación y c) Cinco meses de antelación.



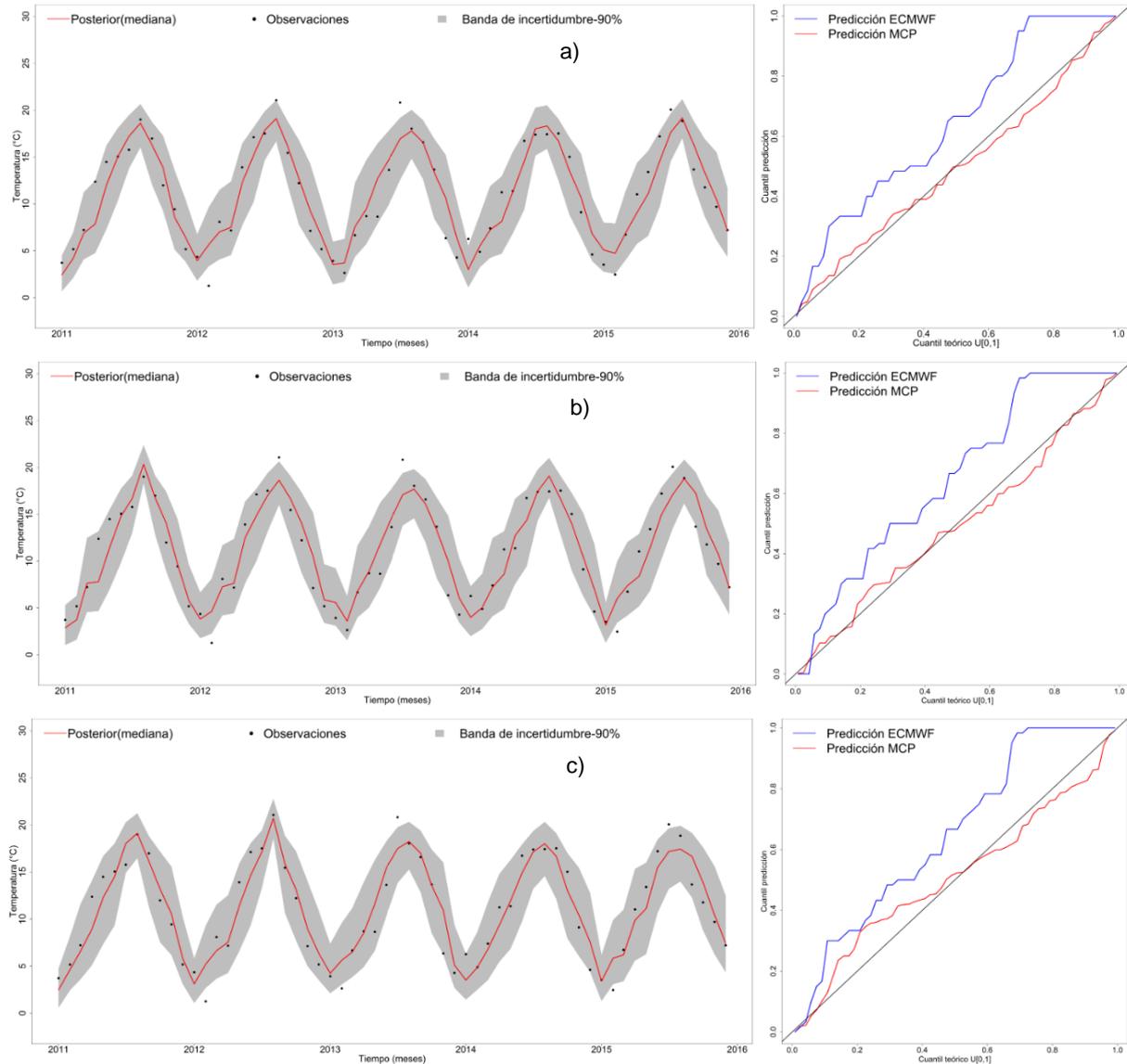
En la parte superior serie temporal mensual con los valores máximos de los 25 miembros de las predicciones de temperatura media bruta (línea negra), observaciones (línea roja), serie temporal mensual corregida por Quantile Mapping (línea azul) y diagrama de dispersión de la mediana de los 25 miembros de las predicciones respecto a las observaciones. En la parte inferior serie temporal se los errores residuales e histograma de dichos errores. Todo esto para a) Un mes de antelación, b) Tres meses de antelación y c) Cinco meses de antelación.



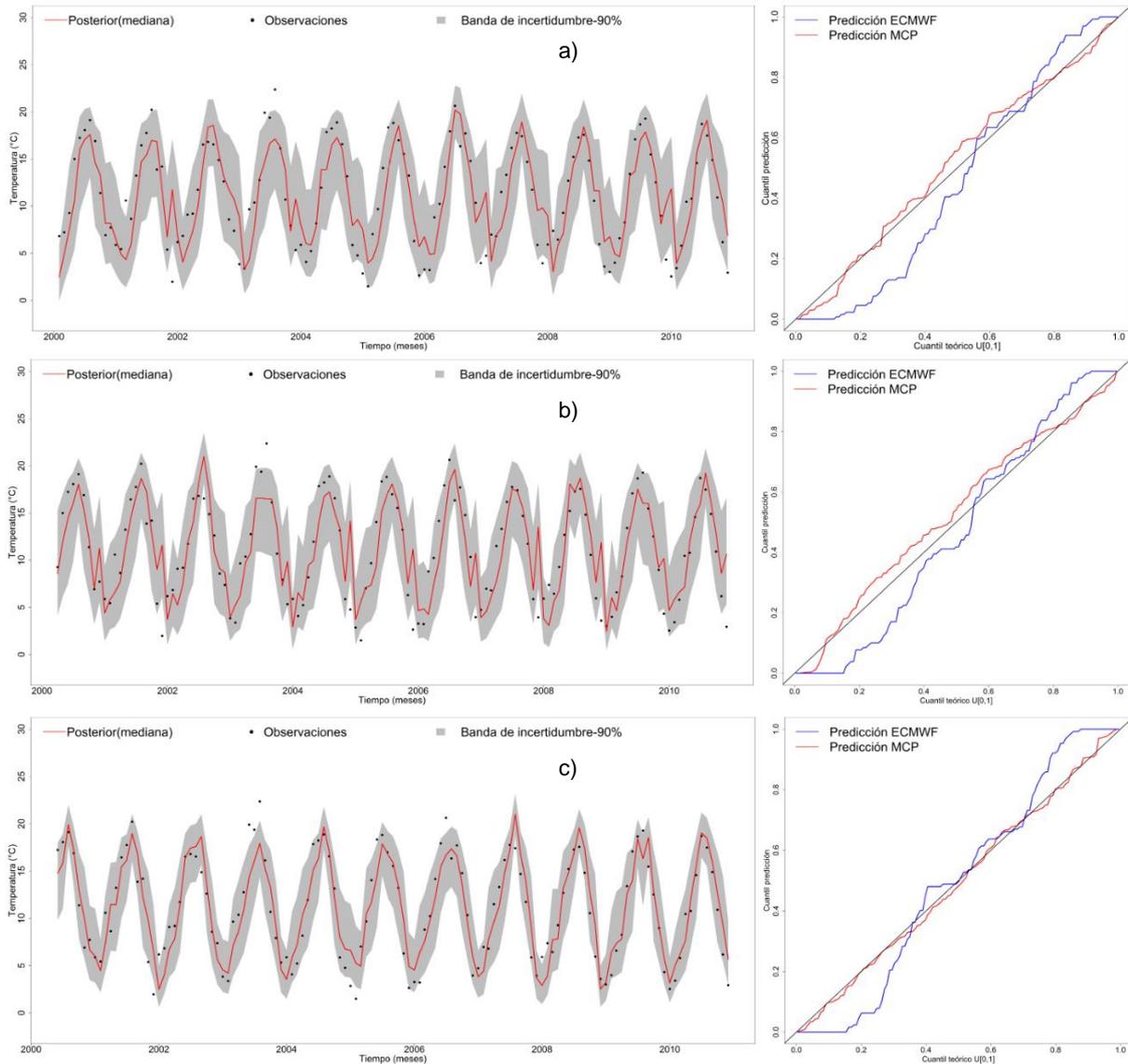
En la parte superior serie temporal mensual con los valores mínimos de los 25 miembros de las predicciones de temperatura media brutas (línea negra), observaciones (línea roja), serie temporal mensual corregida por Quantile Mapping (línea azul) y diagrama de dispersión de la mediana de los 25 miembros de las predicciones respecto a las observaciones. En la parte inferior serie temporal se los errores residuales e histograma de dichos errores. Todo esto para a) Un mes de antelación, b) Tres meses de antelación y c) Cinco meses de antelación.



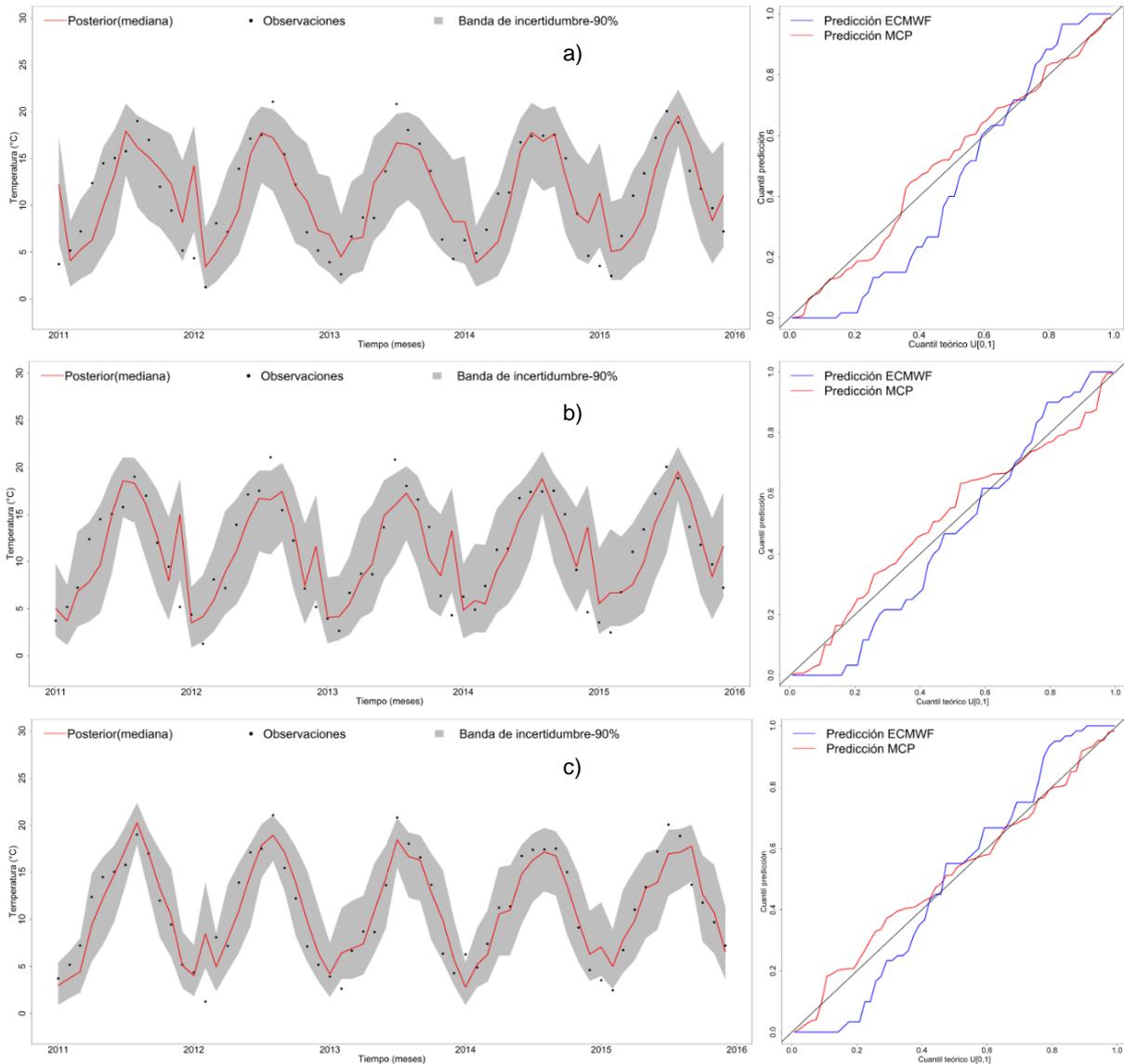
En la parte izquierda se muestra la incertidumbre predictiva condicional del post-procesador MCP en la etapa de calibración 2000-2010 para la mediana de los 25 miembros de las predicciones de temperatura media, en donde la línea roja es la mediana de la predicción del MCP, los puntos indican las observaciones y la región gris la banda de incertidumbre el 90%. En la parte derecha se muestran los gráficos QQ-plots para la predicción del ECMWF y la predicción del MCP. Todo esto para a) Un mes de antelación, b) Tres meses de antelación y c) Cinco meses de antelación.



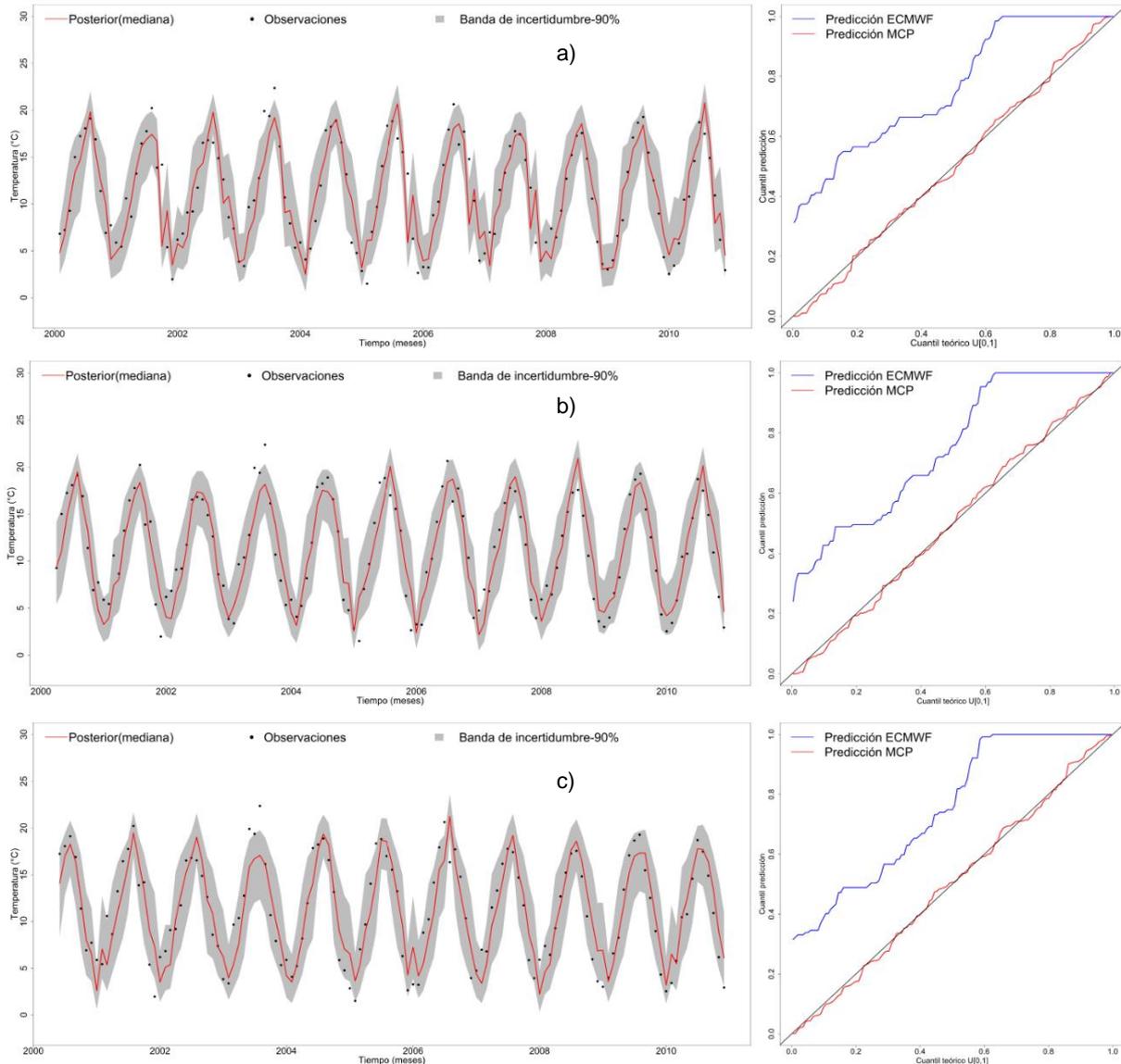
En la parte izquierda se muestra la incertidumbre predictiva condicional del post-procesador MCP en la etapa de validación 2011-2015 para la mediana de los 25 miembros de las predicciones de temperatura media, en donde la línea roja es la mediana de la predicción del MCP, los puntos indican las observaciones y la región gris la banda de incertidumbre el 90%. En la parte derecha se muestran los gráficos QQ-plots para la predicción del ECMWF y la predicción del MCP. Todo esto para a) Un mes de antelación, b) Tres meses de antelación y c) Cinco meses de antelación.



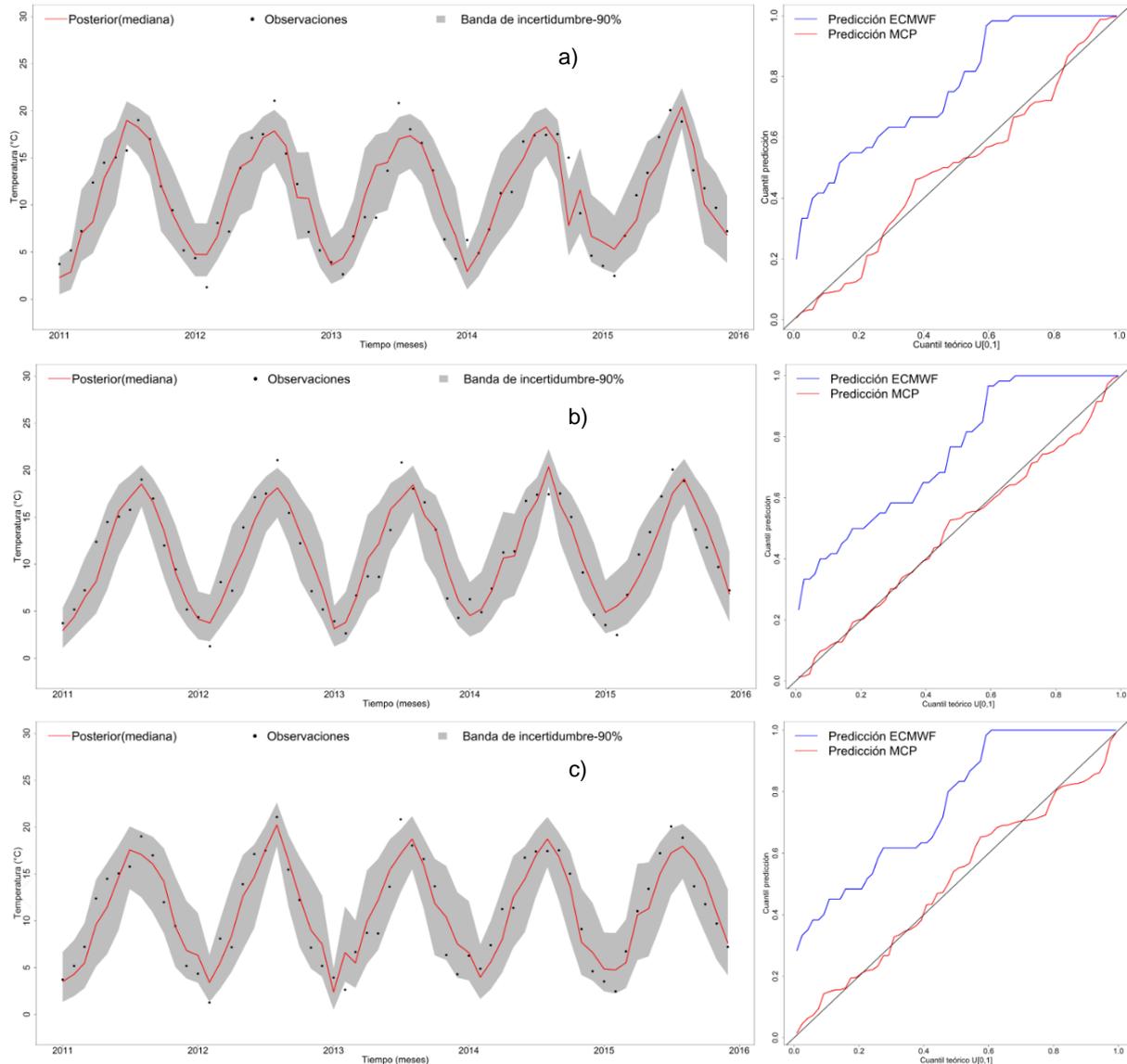
En la parte izquierda se muestra la incertidumbre predictiva condicional del post-procesador MCP en la etapa de calibración 2000-2010 para los valores máximos de los 25 miembros de las predicciones de temperatura media, en donde la línea roja es la mediana de la predicción del MCP, los puntos indican las observaciones y la región gris la banda de incertidumbre el 90%. En la parte derecha se muestran los gráficos QQ-plots para la predicción del ECMWF y la predicción del MCP. Todo esto para a) Un mes de antelación, b) Tres meses de antelación y c) Cinco meses de antelación.



En la parte izquierda se muestra la incertidumbre predictiva condicional del post-procesador MCP en la etapa de validación 2011-2015 para los valores máximos de los 25 miembros de las predicciones de temperatura media, en donde la línea roja es la mediana de la predicción del MCP, los puntos indican las observaciones y la región gris la banda de incertidumbre el 90%. En la parte derecha se muestran los gráficos QQ-plots para la predicción del ECMWF y la predicción del MCP. Todo esto para a) Un mes de antelación, b) Tres meses de antelación y c) Cinco meses de antelación.

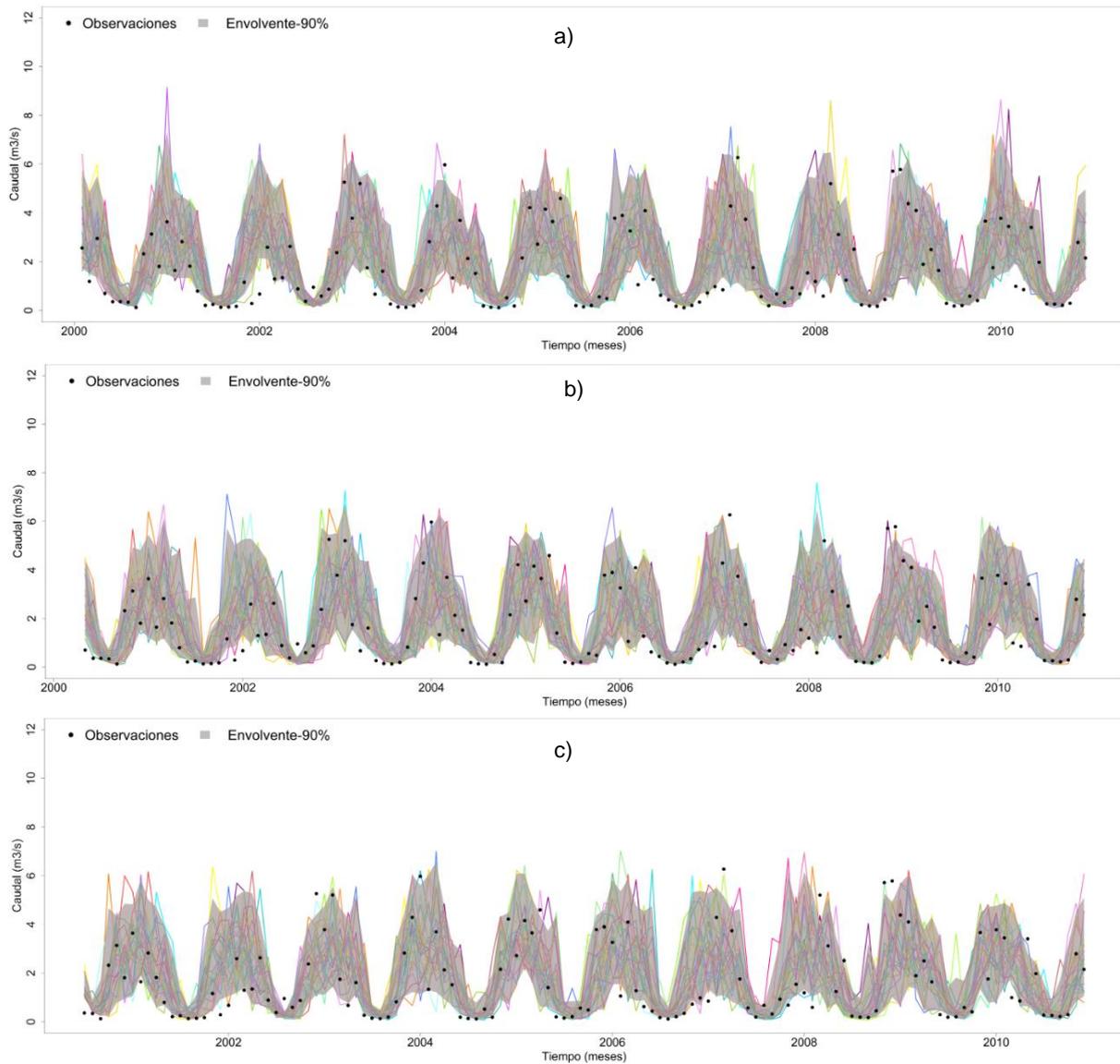


En la parte izquierda se muestra la incertidumbre predictiva condicional del post-procesador MCP en la etapa de calibración 2000-2010 para los valores mínimos de los 25 miembros de las predicciones de temperatura media, en donde la línea roja es la mediana de la predicción del MCP, los puntos indican las observaciones y la región gris la banda de incertidumbre el 90%. En la parte derecha se muestran los gráficos QQ-plots para la predicción del ECMWF y la predicción del MCP. Todo esto para a) Un mes de antelación, b) Tres meses de antelación y c) Cinco meses de antelación.

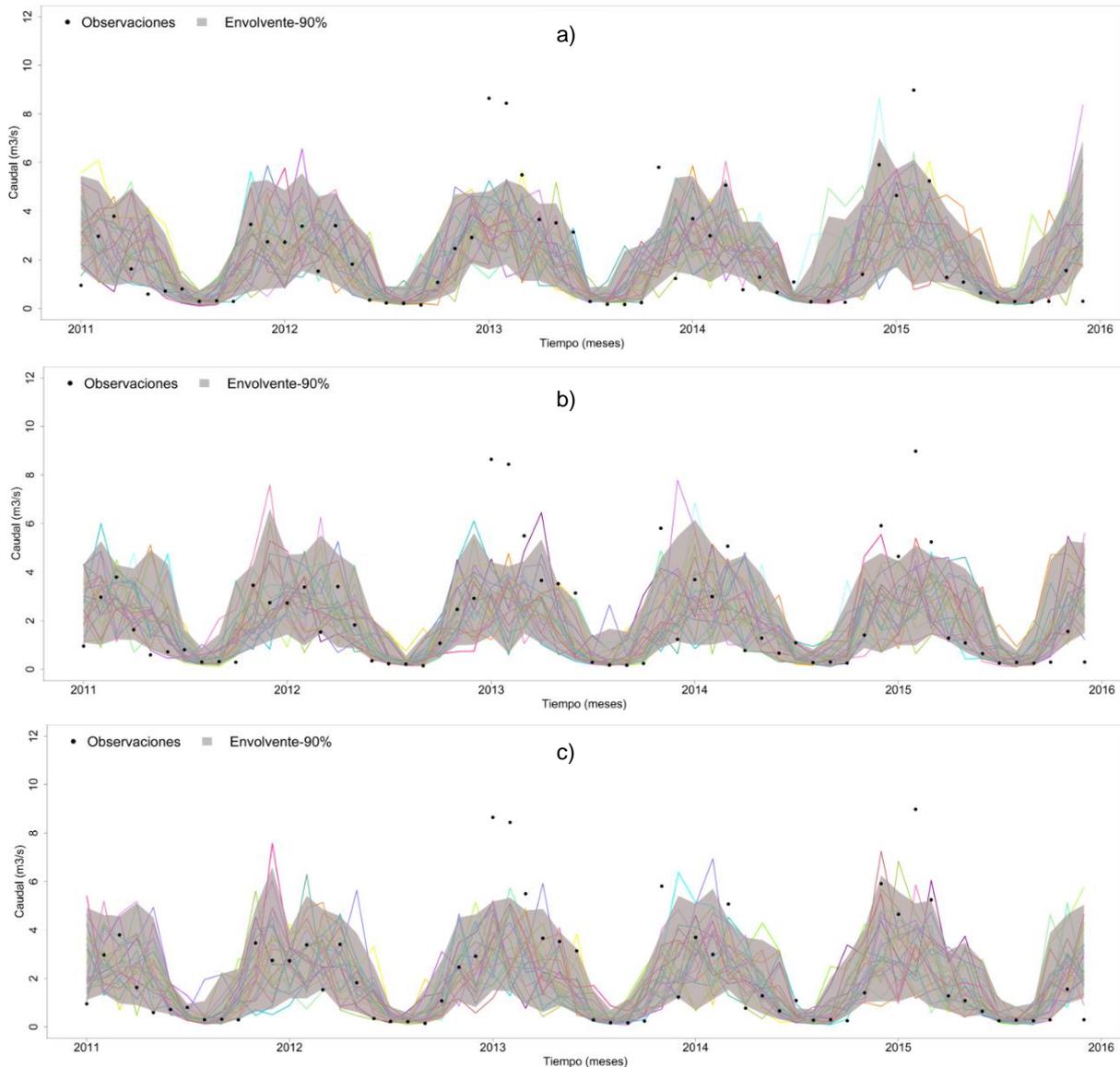


En la parte izquierda se muestra la incertidumbre predictiva condicional del post-procesador MCP en la etapa de validación 2011-2015 para los valores mínimos de los 25 miembros de las predicciones de temperatura media, en donde la línea roja es la mediana de la predicción del MCP, los puntos indican las observaciones y la región gris la banda de incertidumbre el 90%. En la parte derecha se muestran los gráficos QQ-plots para la predicción del ECMWF y la predicción del MCP. Todo esto para a) Un mes de antelación, b) Tres meses de antelación y c) Cinco meses de antelación.

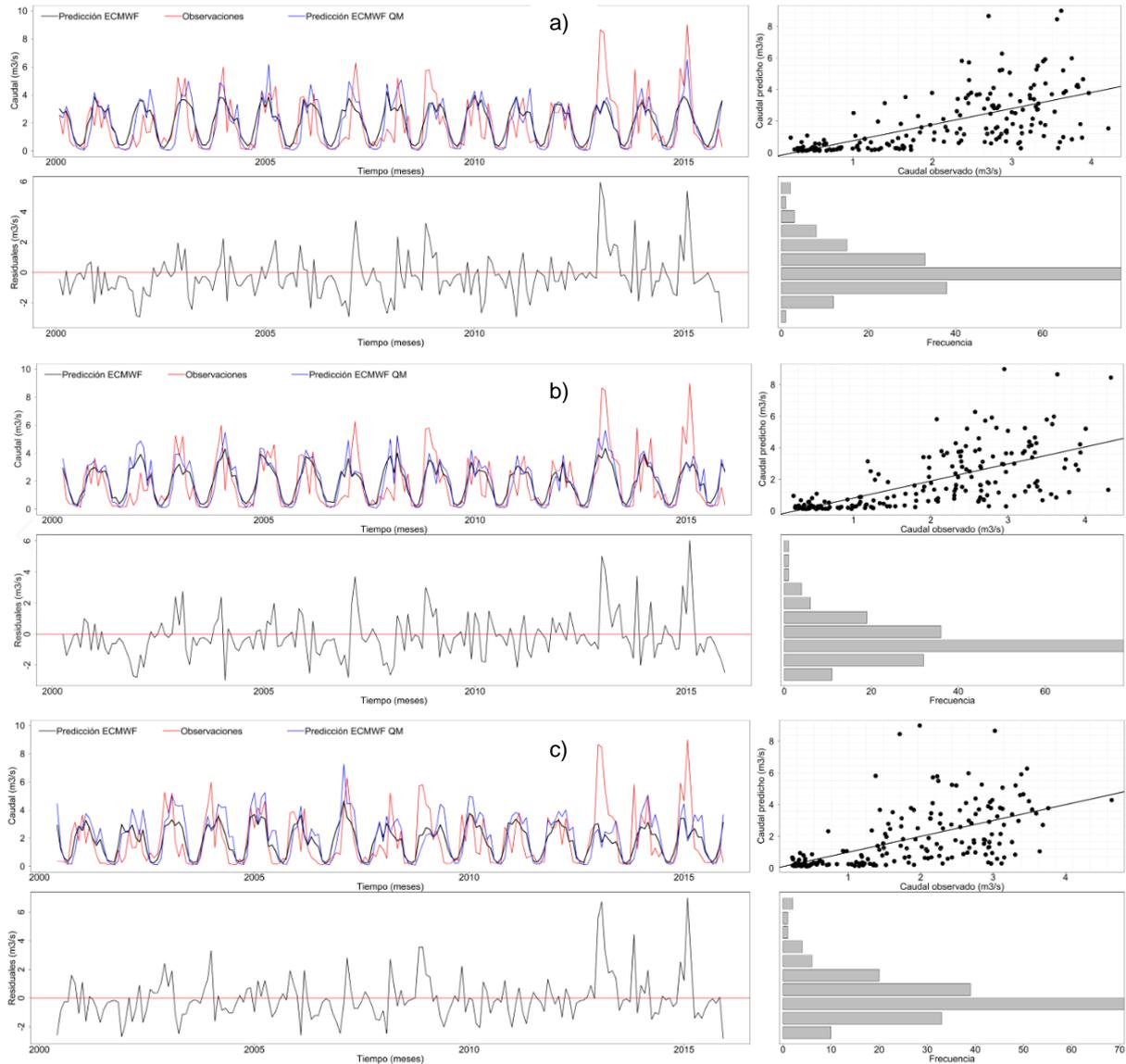
Caudal



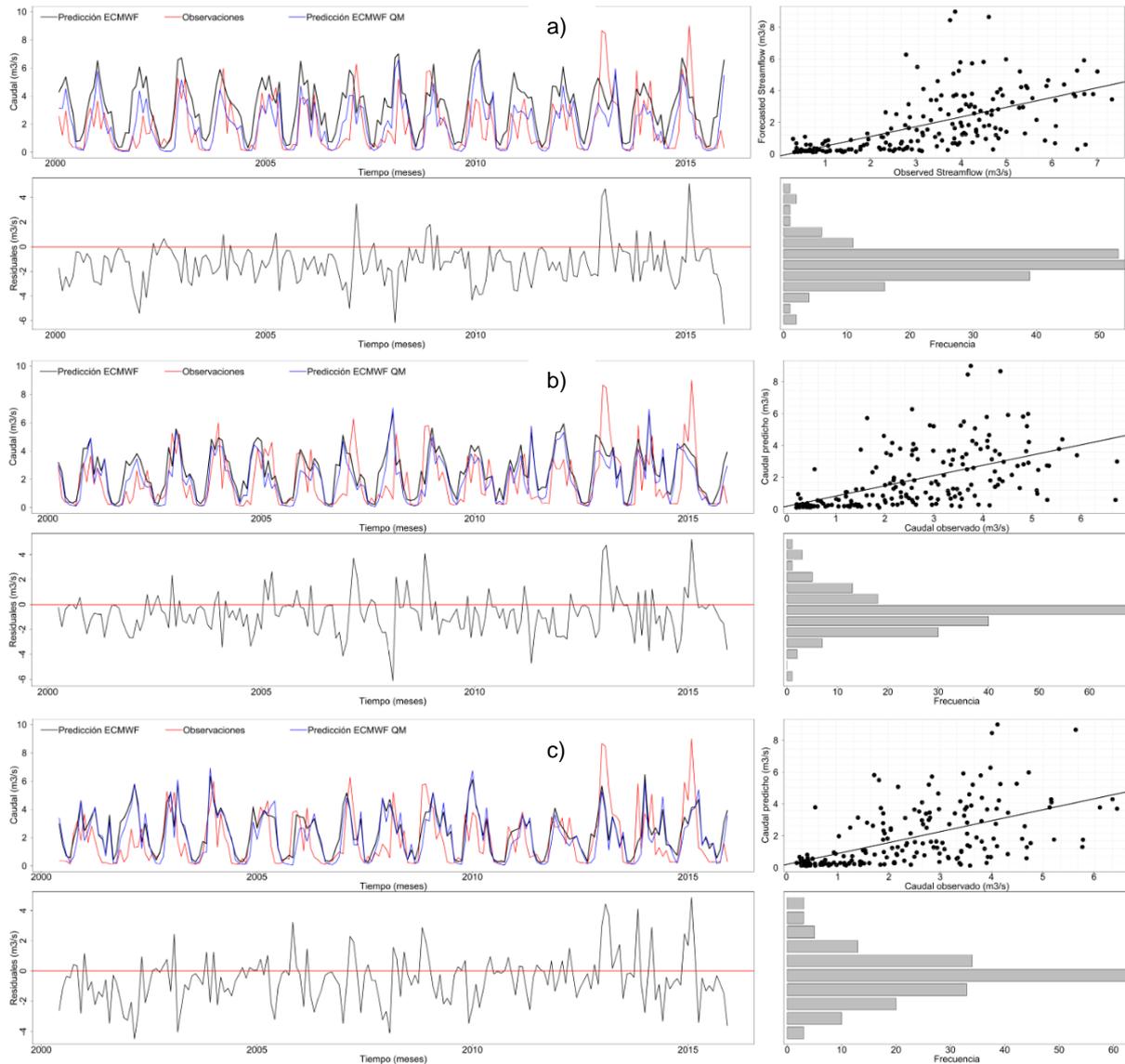
Conjunto de predicciones de caudal del ECMWF con los 25 miembros respectivos (líneas de colores) y envolvente con los cuantiles del 5-95% estimados mediante el método Plotting Positions en el periodo de calibración 2000-2010 para a) Un mes de antelación, b) Tres meses de antelación y c) Cinco meses de antelación.



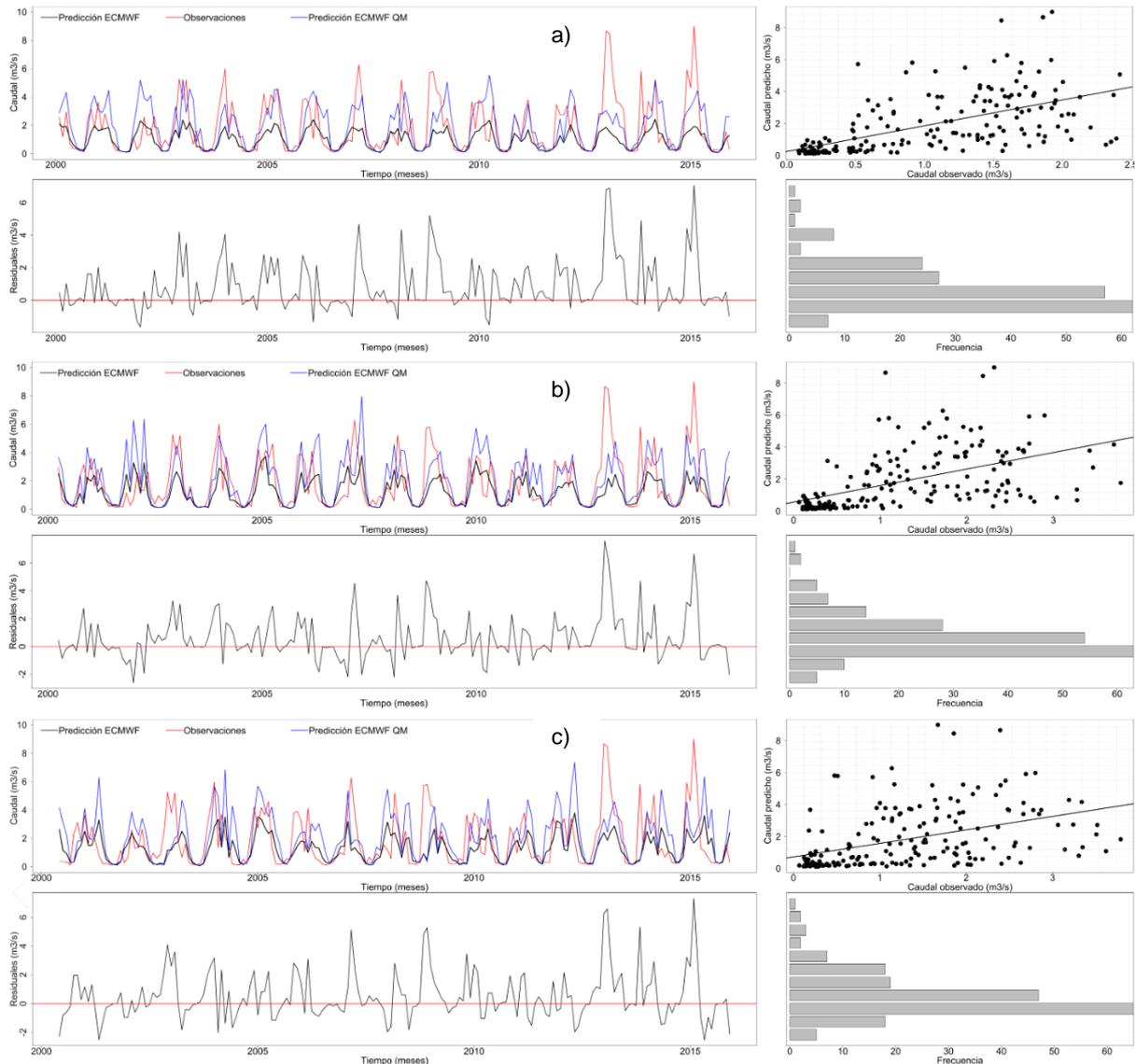
Conjunto de predicciones de caudal del ECMWF con los 25 miembros respectivos (líneas de colores) y envolvente con los cuantiles del 5-95% estimados mediante el método Plotting Positions en el periodo de validación 2011-2015 para a) Un mes de antelación, b) Tres meses de antelación y c) Cinco meses de antelación.



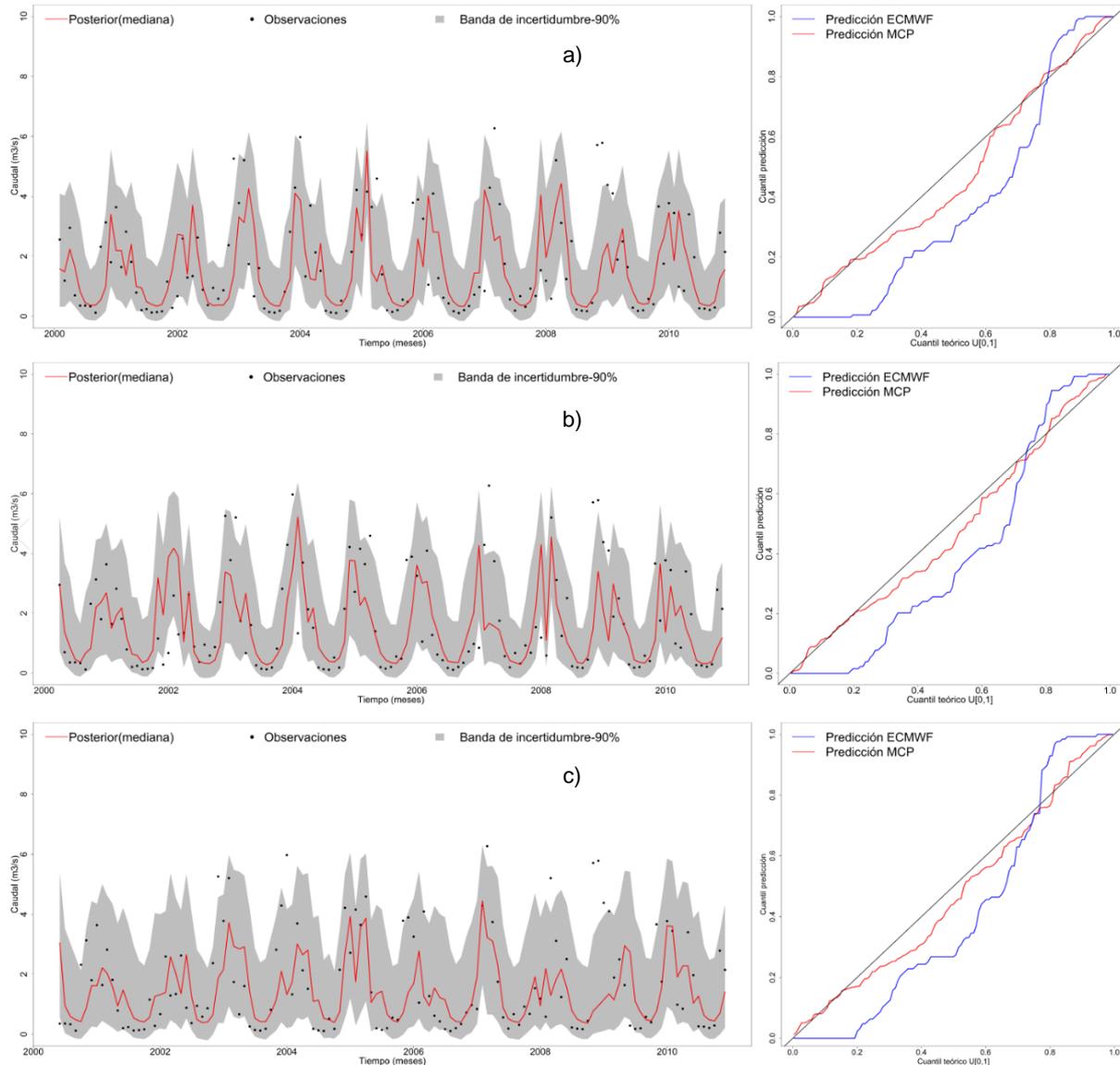
En la parte superior serie temporal mensual con la mediana de los 25 miembros de las predicciones de caudal brutas (línea negra), observaciones (línea roja), serie temporal mensual corregida por Quantile Mapping (línea azul) y diagrama de dispersión de la mediana de los 25 miembros de las predicciones respecto a las observaciones. En la parte inferior serie temporal se los errores residuales e histograma de dichos errores. Todo esto para a) Un mes de antelación, b) Tres meses de antelación y c) Cinco meses de antelación.



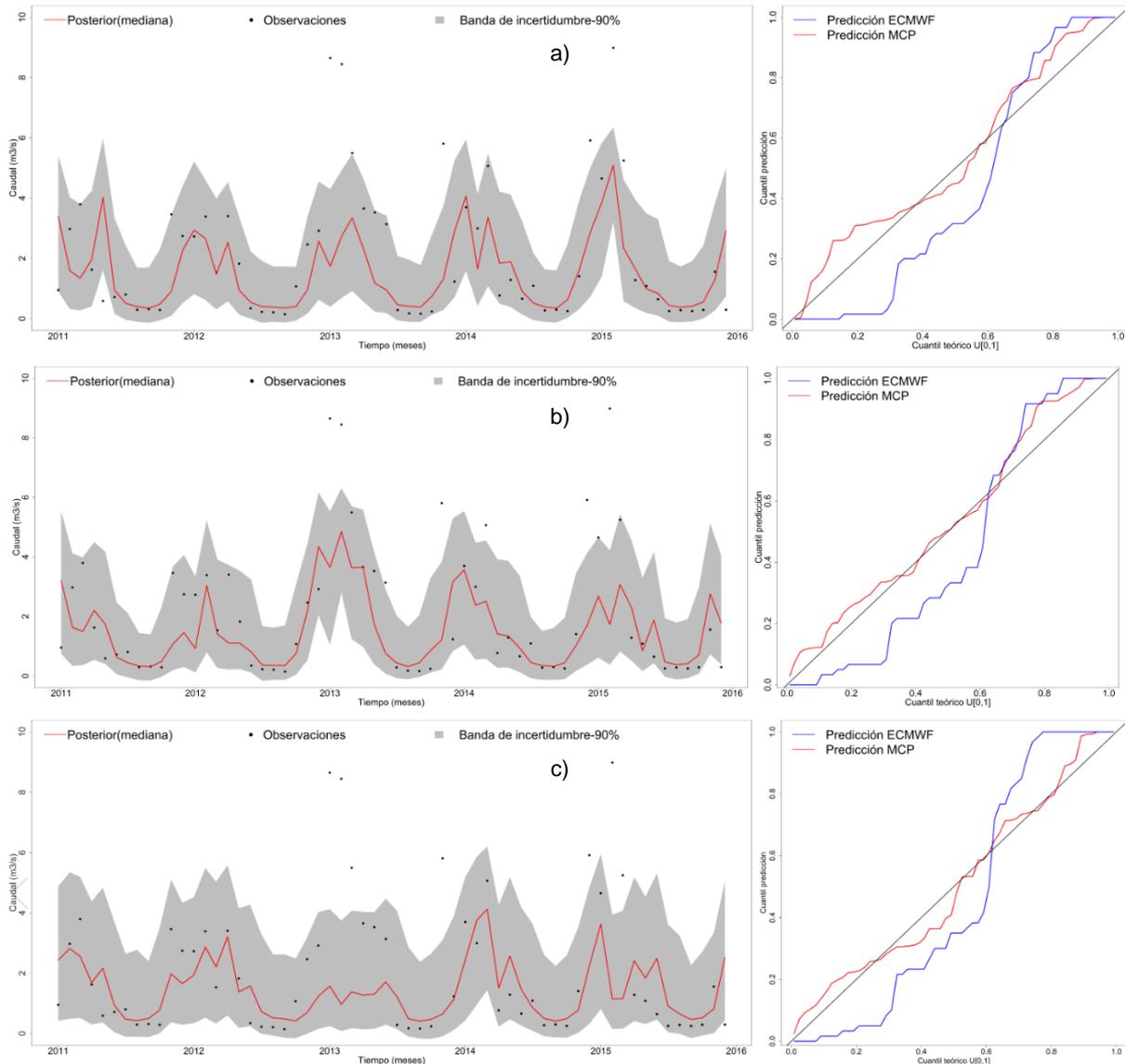
En la parte superior serie temporal mensual con los valores máximos de los 25 miembros de las predicciones de caudal brutas (línea negra), observaciones (línea roja), serie temporal mensual corregida por Quantile Mapping (línea azul) y diagrama de dispersión de la mediana de los 25 miembros de las predicciones respecto a las observaciones. En la parte inferior serie temporal se los errores residuales e histograma de dichos errores. Todo esto para a) Un mes de antelación, b) Tres meses de antelación y c) Cinco meses de antelación.



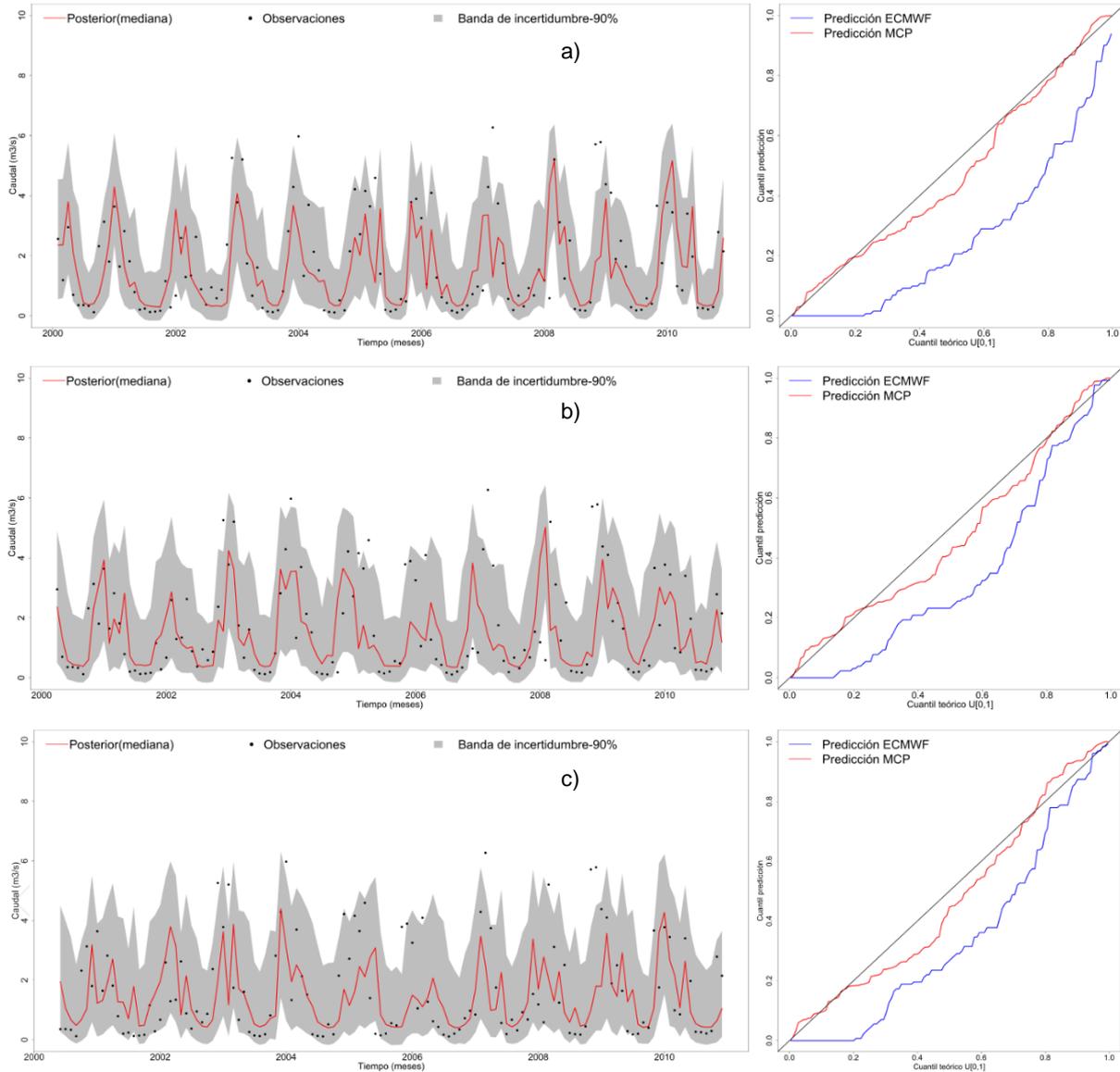
En la parte superior serie temporal mensual con los valores mínimos de los 25 miembros de las predicciones de caudal brutas (línea negra), observaciones (línea roja), serie temporal mensual corregida por Quantile Mapping (línea azul) y diagrama de dispersión de la mediana de los 25 miembros de las predicciones respecto a las observaciones. En la parte inferior serie temporal se los errores residuales e histograma de dichos errores. Todo esto para a) Un mes de antelación, b) Tres meses de antelación y c) Cinco meses de antelación.



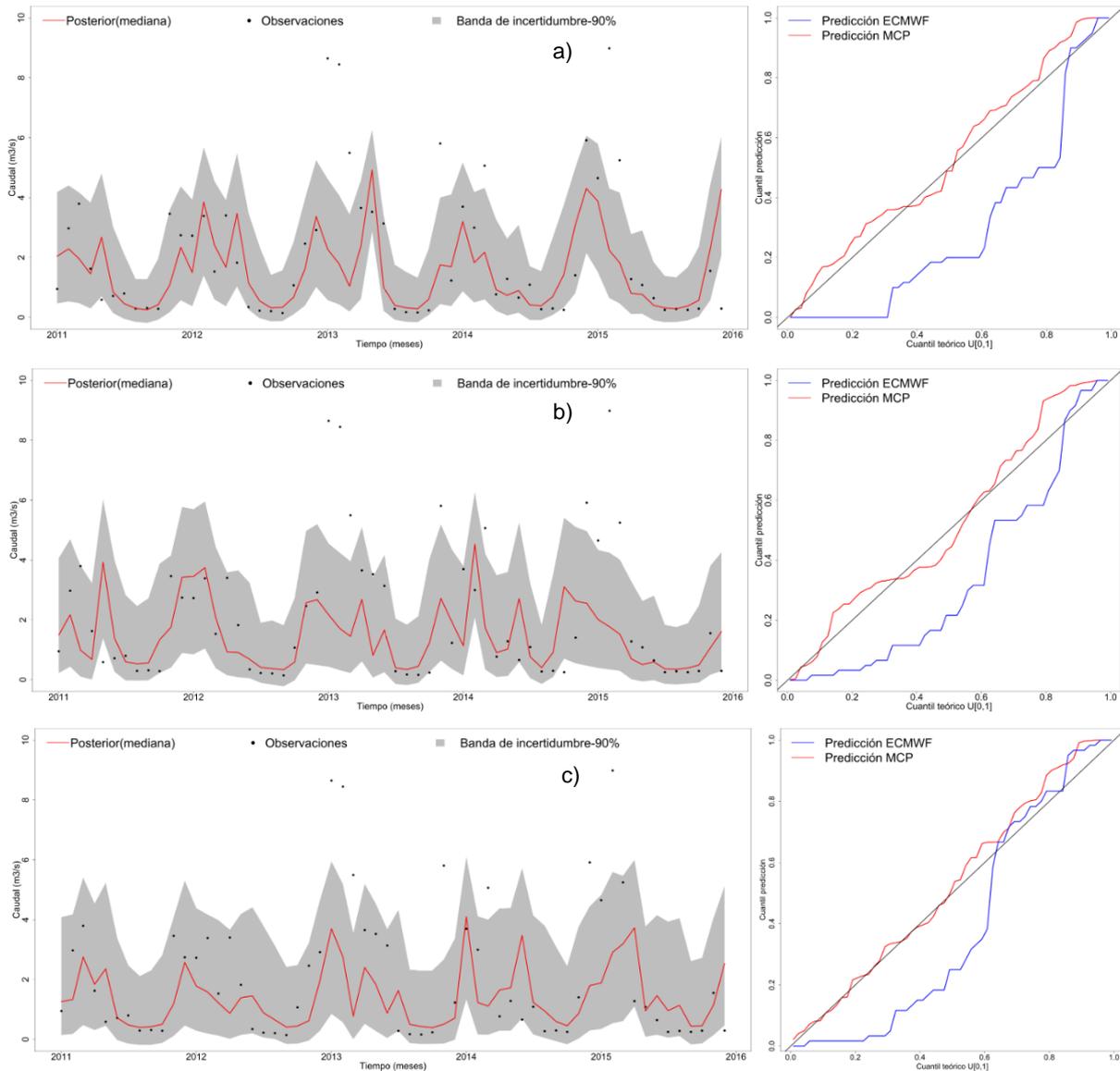
En la parte izquierda se muestra la incertidumbre predictiva condicional del post-procesador MCP en la etapa de calibración 2000-2010 para la mediana de los 25 miembros de las predicciones de caudal, en donde la línea roja es la mediana de la predicción del MCP, los puntos indican las observaciones y la región gris la banda de incertidumbre el 90%. En la parte derecha se muestran los gráficos QQ-plots para la predicción del ECMWF y la predicción del MCP. Todo esto para a) Un mes de antelación, b) Tres meses de antelación y c) Cinco meses de antelación.



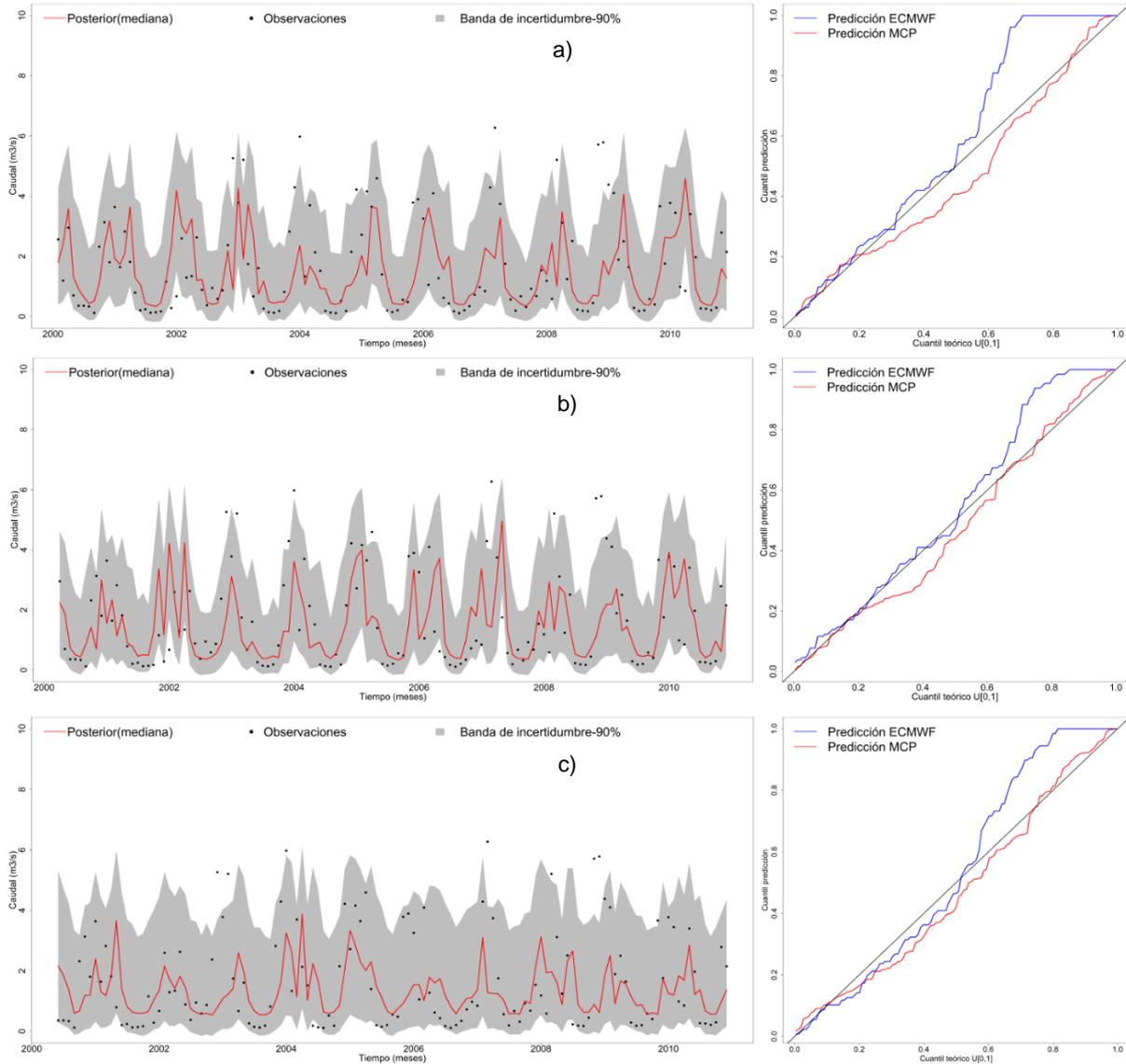
En la parte izquierda se muestra la incertidumbre predictiva condicional del post-procesador MCP en la etapa de validación 2011-2015 para la mediana de los 25 miembros de las predicciones de caudal, en donde la línea roja es la mediana de la predicción del MCP, los puntos indican las observaciones y la región gris la banda de incertidumbre el 90%. En la parte derecha se muestran los gráficos QQ-plots para la predicción del ECMWF y la predicción del MCP. Todo esto para a) Un mes de antelación, b) Tres meses de antelación y c) Cinco meses de antelación.



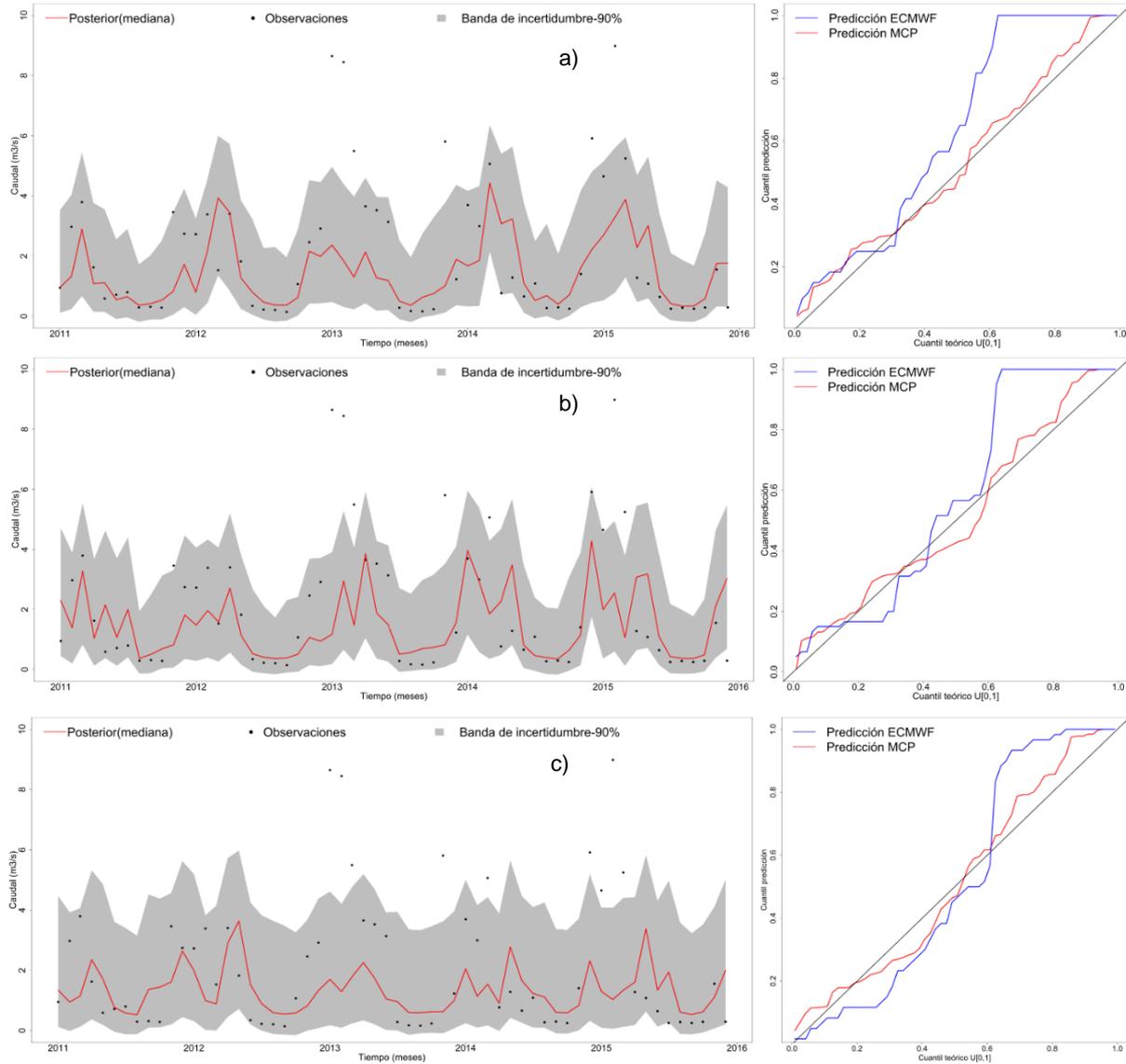
En la parte izquierda se muestra la incertidumbre predictiva condicional del post-procesador MCP en la etapa de calibración 2000-2010 para los valores máximos de los 25 miembros de las predicciones de caudal, en donde la línea roja es la mediana de la predicción del MCP, los puntos indican las observaciones y la región gris la banda de incertidumbre el 90%. En la parte derecha se muestran los gráficos QQ-plots para la predicción del ECMWF y la predicción del MCP. Todo esto para a) Un mes de antelación, b) Tres meses de antelación y c) Cinco meses de antelación.



En la parte izquierda se muestra la incertidumbre predictiva condicional del post-procesador MCP en la etapa de validación 2011-2015 para los valores máximos de los 25 miembros de las predicciones de caudal, en donde la línea roja es la mediana de la predicción del MCP, los puntos indican las observaciones y la región gris la banda de incertidumbre el 90%. En la parte derecha se muestran los gráficos QQ-plots para la predicción del ECMWF y la predicción del MCP. Todo esto para a) Un mes de antelación, b) Tres meses de antelación y c) Cinco meses de antelación.



En la parte izquierda se muestra la incertidumbre predictiva condicional del post-procesador MCP en la etapa de calibración 2000-2010 para los valores mínimos de los 25 miembros de las predicciones de caudal, en donde la línea roja es la mediana de la predicción del MCP, los puntos indican las observaciones y la región gris la banda de incertidumbre el 90%. En la parte derecha se muestran los gráficos QQ-plots para la predicción del ECMWF y la predicción del MCP. Todo esto para a) Un mes de antelación, b) Tres meses de antelación y c) Cinco meses de antelación.



En la parte izquierda se muestra la incertidumbre predictiva condicional del post-procesador MCP en la etapa de validación 2011-2015 para los valores mínimos de los 25 miembros de las predicciones de caudal, en donde la línea roja es la mediana de la predicción del MCP, los puntos indican las observaciones y la región gris la banda de incertidumbre el 90%. En la parte derecha se muestran los gráficos QQ-plots para la predicción del ECMWF y la predicción del MCP. Todo esto para a) Un mes de antelación, b) Tres meses de antelación y c) Cinco meses de antelación.