

Trabajo Fin de Máster

COMPARACIÓN DE POST- PROCESADORES ESTADÍSTICOS PARA LA OBTENCIÓN DE LA INCERTIDUMBRE PREDICTIVA DE LAS SIMULACIONES HIDROLÓGICAS A ESCALA MENSUAL

Intensificación:

ANÁLISIS DE SISTEMAS DE RECURSOS HÍDRICOS

Autor:

CRISTHIAN JUNIOR GASTULO TAPIA

Director:

DR. FÉLIX FRANCÉS GARCÍA

Codirector/es:

MSc. JONATHAN ROMERO CUÉLLAR

JULIO, 2019



UNIVERSITAT
POLITÈCNICA
DE VALÈNCIA

máster en ingeniería
hidráulica y medio ambiente
mihma

RESUMEN

Existen diferentes métodos para reducir la incertidumbre y mejorar las predicciones hidrológicas. Por ejemplo: evaluación de los errores en la lluvia observada, análisis de errores en las curvas de gasto, calibración Bayesiana de los parámetros del modelo hidrológico etc. En los últimos años se han desarrollado metodologías estadísticas que funcionan directamente en los resultados del modelo hidrológico, con la finalidad de cuantificar y reducir la incertidumbre. Este Trabajo de Fin de Máster compara el rendimiento de cinco post-procesadores hidrológicos, utilizando métricas de desempeño deterministas y probabilistas. Para ello se han usado las 12 cuencas del proyecto MOPEX con los caudales observado y simulados del modelo hidrológico GR4J. Los resultados muestran que en general las predicciones hidrológicas post-procesadas son mejores que las predicciones del modelo GR4J (sin post-procesar). El post-procesador GMM produce el mejor rendimiento en todas las cuencas y en la mayoría de las métricas de desempeño, especialmente en las cuencas secas. El desempeño del post-procesador ABC no es el mejor, pero este método utiliza menos información (resúmenes estadísticos), siendo el post-procesador más parsimonioso y de posible utilidad en cuencas no aforadas. En general los post-procesadores presentan mejor desempeño en las cuencas húmedas. Sin embargo, no se encontró una correlación entre el índice de aridez y el rendimiento de los post-procesadores.

RESUM

Existeix diferents mètodes per a reduir la incertesa i millorar les prediccions hidrològiques. Per exemple avaluació dels errors en la pluja observada, anàlisi dels errors en les corbes de despesa, calibratge Bayesiana dels paràmetres del model hidrològic, post-processament hidrològic, etc. En els últims anys s'han desenvolupat metodologies estadístiques que funcionen directament en els resultats del model hidrològic, amb la finalitat de quantificar i reduir la incertesa. Aquest Treball de finalització de Màster compara el rendiment de cinc post-processadors hidrològics, utilitzant mètriques d'acompliment deterministes i probabilistes. Per a açò s'han usat les 12 conques del projecte MOPEX amb els cabals observat i simulats del model hidrològic GR4J. Els resultats mostren que en general les prediccions hidrològiques post-processades són millors que les prediccions del model GR4J (sense post-processar). El post-processador GMM produeix el millor rendiment en totes les conques i en la majoria de les mètriques d'acompliment, especialment en les conques seques. L'acompliment del post-processador ABC no és el millor, però aquest mètode utilitza menys informació (resums estadístics), sent el post-processador més parsimonios i de possible utilitat en conques no aforades. En general els post-processadors presenten millor compliment en les conques humides. No obstant açò, no es va trobar una correlació entre l'índex de aridez i el rendiment dels post-processadors.

SUMMARY

There are different methods to reduce uncertainty and improve hydrological predictions, for example, evaluation of observed rainfall errors, analysis of rating curves errors, Bayesian calibration of hydrological model parameters and hydrological post-processing. In recent years, statistical methodologies have been developed that work directly on the results of the hydrological model to quantify and reduce uncertainty. This Master's Thesis compares the performance of five hydrological post-processors, using deterministic and probabilistic verification metrics. To this end, the 12 MOPEX catchments have been used with the observed and simulated flows of the GR4J hydrological model. The results show that in general, the post-processed hydrological predictions are better than the predictions of the GR4J model (without post-processing). The GMM post-processor produces the best performance in all catchments and most performance metrics, especially in dry catchments. The performance of the ABC post-processor is not the best, but this method uses less information (statistical summaries), being the post-processor more parsimonious and of possible use in ungauged basins. In general, post-processors present better performance in wet basins. However, no correlation was found between the aridity index and the performance of the post-processors.

AGRADECIMIENTOS

Quisiera dejar constancia de mi agradecimiento a todas aquellas personas que durante estos dos años de estudio me han ofrecido con generosidad su ayuda, consejo, apoyo y aliento, contribuyendo de alguna manera a la materialización del presente Trabajo Fin de Máster (TFM).

- A Dios por darme la vida, las oportunidades y la fuerza para enfrentar todos los obstáculos que se presentan.
- A mi madre Elena Tapia Cruz, a la cual le debo la vida, lo que soy y lo que pretendo ser, porque siempre estuvo en mis aciertos y mis fracasos y me enseñó la constancia de la vida con su ejemplo.
- A mi padre Oscar Gastulo Rodríguez, al que le debo su ejemplo y su coraje para enfrentar los problemas, el que me demostró que los fracasos de la vida son solo retos para algo más grande.
- A mis queridos e inolvidables hermanos Oscar, Wilder, Adela, Cecilia, Merly, y Liz, la cual me brindaron su apoyo incondicional cada día y más aún fueron un espejo de mi vida.
- A mis asesores, Félix Francés y Jonathan Romero, que aportaron con sus conocimientos y experiencias, y siguieron con detalle el avance de este trabajo desde el inicio de su desarrollo.
- Al Grupo de Investigación Modelación Hidrológica y Ambiental (GIMHA).
- A mis amigos todos que confiaron en mí para lograr este objetivo.

A:

Mis padres Elena y Oscar, ya que a ellos les debo la vida y mis estudios y lo que puedo ser más adelante

ÍNDICE GENERAL

CAPÍTULO I. INTRODUCCIÓN	1
1.1. Objetivo y estructura del TFM.....	3
CAPÍTULO II. MARCO TEÓRICO	4
2.1. Antecedentes del estudio.....	4
CAPÍTULO III. MATERIALES Y MÉTODOS	6
3.1. Modelo hidrológico	6
3.1.1. Modelo hidrológico de precipitación escorrentía GR4J	6
3.2. Post-procesadores hidrológicos	7
3.2.1. Cómputo Bayesiano Aproximado (ABC)	7
3.2.2. Procesador condicional de modelos (MCP)	8
3.2.3. Evolución del procesador condicional de modelos (MCPt)	8
3.2.4. Métodos Monte Carlo, guiados por cadenas de Markov (MCMC)	8
3.2.5. Modelos de Mezclas Gaussianas (GMM).....	9
3.3. Proyecto internacional mopex	10
3.3.1. Clasificación climática de Budyko.....	12
3.4. Métricas de desempeño deterministas y probabilistas.....	13
3.4.1. Métricas de desempeño Deterministas.....	13
3.4.1.1. Índice de eficiencia de Nash (NSE)	13
3.4.1.2. índice de eficiencia Kling-Gupta KGE	14
3.4.1.3. Coeficiente de correlación de Pearson	15
3.4.1.4. bias-ratio	15
3.4.2. Métricas de desempeño Probabilistas	15
3.4.2.1. Precisión	16
3.4.2.2. d- factor	16
3.4.2.3. Ratio de excedencia en el percentil 95 (ER95%).....	17
3.5. Diagrama de caja (box- plot)	17
3.6. Métodos.....	18
CAPÍTULO IV. ANÁLISIS DE RESULTADOS.....	20
4.1. Análisis de resultados de las métricas de desempeño deterministas	20

4.1.1.	Análisis de resultados en el periodo de calibración (1960 a 1980) de las métricas deterministas.	22
4.1.1.	Análisis de resultados en el periodo de validación (1981 a 1998) de las métricas deterministas	25
4.2.	Análisis de resultados de las métricas de desempeño probabilistas	28
4.2.1.	Análisis de resultados en el Periodo de calibración (1960 a 1980) de las métricas probabilistas.....	28
4.2.1.	Análisis de resultados en el Periodo de validación (1981 a 1998) de las métricas probabilistas	35
4.3.	Influencia del índice de aridez en el rendimiento de los post-procesadores.....	43
4.4.	Resultados de la cuenca 2 (cuenca más húmeda según clasificación de budyko).	44
4.5.	Resultados de la cuenca 12 (cuenca más seca según clasificación de budyko).	49
CAPÍTULO V.	CONCLUSIONES.....	54
CAPÍTULO VI.	REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	56
CAPÍTULO VII.	ANEXOS.....	<i>Error! Bookmark not defined.</i>

ÍNDICE DE TABLAS

<i>Tabla 1. Cuencas hidrográficas del proyecto MOPEX e información complementaria.</i>	<i>11</i>
<i>Tabla 2. Criterios de evaluación de rendimiento del índice de NSE.....</i>	<i>14</i>
<i>Tabla 3. Rendimiento de las métricas deterministas del caso base (observado - simulado) de las 12 cuencas del proyecto MOPEX para el periodo de calibración (1960-1980).</i>	<i>20</i>
<i>Tabla 4. Rendimiento de las métricas deterministas del caso base (observado - simulado) de las 12 cuencas del proyecto MOPEX para el periodo de validación (1981-1998).....</i>	<i>21</i>
<i>Tabla 5. Porcentaje de variación del rendimiento de la métrica determinista NSE en las 12 cuencas, aplicando los cinco post-procesadores para el periodo de calibración (1960 a 1980).</i>	<i>23</i>
<i>Tabla 6. Porcentaje de variación del rendimiento de la métrica determinista KGE en las 12 cuencas aplicando los cinco post-procesadores, para el periodo de calibración (1960 a 1980).</i>	<i>23</i>
<i>Tabla 7. Porcentaje de variación de la métrica determinista correlación de Pearson en las 12 cuencas, aplicando los cinco post-procesadores, para el periodo de calibración (1960 a 1980).</i>	<i>23</i>
<i>Tabla 8. Porcentaje de variación de la métrica determinista bias-ratio en las 12 cuencas, aplicando los cinco post-procesadores, para el periodo de calibración (1960 a 1980).</i>	<i>24</i>
<i>Tabla 9. Porcentaje de variación del rendimiento de la métrica determinista NSE en las 12 cuencas, aplicando los cinco post-procesadores para el periodo de validación (1981 a 1998).</i>	<i>26</i>
<i>Tabla 10. Porcentaje de variación del rendimiento de la métrica determinista KGE en las 12 cuencas aplicando los cinco post-procesadores, para el periodo de validación (1981 a 1998).</i>	<i>27</i>
<i>Tabla 11. Porcentaje de variación de la métrica determinista correlación de Pearson en las 12 cuencas, aplicando los cinco post-procesadores, para el periodo de validación (1981 a 1998).</i>	<i>27</i>
<i>Tabla 12. Porcentaje de variación de la métrica determinista bias-ratio en las 12 cuencas, aplicando los cinco post-procesadores, para el periodo de validación (1981 a 1998).</i>	<i>27</i>

Cristhian Gastulo Tapia Página viii

<i>Tabla 13. Rendimiento de la métrica probabilista de la precisión en las 12 cuencas, aplicando los cinco post-procesadores, para el periodo de calibración (1960 a 1980).</i>	<i>29</i>
<i>Tabla 14. Rendimiento de la métrica probabilista d- factor en las 12 cuencas, aplicando los cinco post-procesadores, para el periodo de calibración (1960 a 1980).</i>	<i>30</i>
<i>Tabla 15. Rendimiento de la métrica probabilista ER (95%) en las 12 cuencas, aplicando los cinco post-procesadores, para el periodo de calibración (1960 a 1980).</i>	<i>30</i>
<i>Tabla 16. Índices de fiabilidad de la distribución predictiva de los post-procesadores en las 12 cuencas del proyecto MOPEX, para el periodo de calibración (1960 a 1980).</i>	<i>33</i>
<i>Tabla 17. Rendimiento de la métrica probabilista d- factor en las 12 cuencas, aplicando los cinco post-procesadores, para el periodo de validación (1981 a 1998).</i>	<i>36</i>
<i>Tabla 18. Rendimiento de la métrica probabilista de la precisión en las 12 cuencas, aplicando los cinco post-procesadores, para el periodo de validación (1981 a 1998).</i>	<i>36</i>
<i>Tabla 19. Rendimiento de la métrica probabilista ER (95%) en las 12 cuencas, aplicando los cinco post-procesadores, para el periodo de validación (1981 a 1998).</i>	<i>36</i>
<i>Tabla 20. Índices de fiabilidad de la distribución predictiva de los post-procesadores en las 12 cuencas del proyecto MOPEX, para el periodo de validación (1981 a 1998).</i>	<i>40</i>

ÍNDICE DE FIGURAS

<i>Figura 1. Ubicación geográfica de las 12 cuencas pertenecientes al proyecto MOPEX (fuente:Ye et al., 2014).</i>	10
<i>Figura 2 Clasificación climática de Budyko de las 12 cuencas del proyecto MOPEX.</i>	13
<i>Figura 3. Diagrama de caja y bigote, box-plot</i>	17
<i>Figura 4. Diagrama del procedimiento de metodología aplicada.</i>	18
<i>Figura 5. Porcentaje de variación de las métricas deterministas en el periodo de calibración (1960 a 1980) al aplicar los post-procesadores.</i>	22
<i>Figura 6. Porcentaje de variación de las métricas deterministas en el periodo de validación (1981 a 1998) al aplicar los post-procesadores.</i>	26
<i>Figura 7. Índices de rendimiento de métricas probabilistas calculados para simulaciones de caudal post-procesadas durante el periodo de calibración (1960–1980), denotan: precisión, d-factor, ER (95%).</i>	29
<i>Figura 8. Caudales medios estacionales para el período de calibración (1960 a 1980) de las 12 cuencas, se muestra caudales observados, simulados (modelo GR4J) y post-procesados.</i>	31
<i>Figura 9. Diagrama QQ plot predictivo para el período de calibración (1960 a 1980) en las 12 cuencas de los cinco post-procesadores hidrológicos.</i>	32
<i>Figura 10. Diagramas de Caja-Bigotes (box-plots) de los rendimientos de los post-procesadores aplicados a las 12 cuencas del proyecto MOPEX, en el periodo de calibración (1960 a 1980).</i>	33
<i>Figura 11. Índices de rendimiento de métricas probabilistas (d-factor,ER(95%) y precisión) calculados para simulaciones de caudales post-procesadas durante el periodo de validación (1981–1998), denotan: precisión, d-factor, ER (95%).</i>	35
<i>Figura 12. caudales medios estacionales para el período de validación (1981 a 1998) de las 12 cuencas, se denota datos: observados, simulados (modelo GR4J) y post-procesados...</i>	38
<i>Figura 13. Diagrama QQ plot predictivo para el período de validación (1981 a 1998) en las 12 cuencas de los cinco post-procesadores hidrológicos.</i>	39

Figura 14. Diagramas de Caja-Bigotes (box-plot) del rendimiento de los post-procesadores aplicados a las 12 cuencas del proyecto MOPEX, en el periodo de validación (1981 a 1998). 41

Figura 15. Porcentaje de variación de las métricas deterministas, en el periodo calibración y validación, al aplicar los post- procesadores. Los resultados están ordenados de la cuenca más húmedas a la más secas. 43

Figura 16. Rendimiento de las métricas probabilistas, en el periodo calibración y validación, de los post-procesadores aplicados a las simulaciones del modelo hidrológico GR4J. Y se ordena de la cuenca más húmeda a la cuenca más seca. 44

Figura 17. Mensual multianual de la precipitación, Flow y ETP de la cuenca 2 (cuenca más húmeda según clasificación de Budyko), para todo el periodo de estudio (1960 a 1998). . 45

Figura 18. Diagrama QQ plot predictivo para el período de calibración (1960 a 1980) y validación (1981 a 1998) en la cuenca 2, de los cinco post-procesadores hidrológicos.... 46

Figura 19. Banda de incertidumbre para el periodo de calibración (1960 a 1980) de los cinco post-procesadores en la cuenca 2, los puntos rojos indican las observaciones, la línea continua indica la mediana de la predicción y la región celeste la banda de incertidumbre. 47

Figura 20. Banda de incertidumbre para el periodo de validación (1981 a 1998) de los cinco post-procesadores en la cuenca 2, los puntos rojos indican las observaciones, la línea continua indica la mediana de la predicción y la región celeste la banda de incertidumbre. 48

Figura 21. Mensual multianual de la precipitación, caudal y ETP de la cuenca 12 (cuenca más seca según clasificación de Budyko), para todo el periodo de estudio (1960 a 1998) 49

Figura 22. Diagrama QQ plot predictivo para el período de calibración (1960 a 1980) y validación (1981 a 1998) en la cuenca 12, de los cinco post-procesadores hidrológicos.. 50

Figura 23. Banda de incertidumbre para el periodo de calibración (1960 a 1980) de los cinco post-procesadores en la cuenca 12, los puntos rojos indican las observaciones, la línea continua indica la mediana de la predicción y la región celeste la banda de incertidumbre. 52

Figura 24. Banda de incertidumbre para el periodo de validación (1981 a 1998) de los cinco post-procesadores en la cuenca 12, los puntos rojos indican las observaciones, la línea continua indica la mediana de la predicción y la región celeste la banda de incertidumbre. 53

Figura 25. Mensual multianual de precipitación, Flow y ETP de la cuenca 1, para todo el periodo de estudio (1960 a 1998)...... **Error! Bookmark not defined.**

Figura 26. Mensual multianual de precipitación, Flow y ETP de la cuenca 2, para todo el periodo de estudio (1960 a 1998)...... **Error! Bookmark not defined.**

Figura 27. Mensual multianual de precipitación, Flow y ETP de la cuenca 3, para todo el periodo de estudio (1960 a 1998)...... **Error! Bookmark not defined.**

Figura 28. Mensual multianual de precipitación, Flow y ETP de la cuenca 4, para todo el periodo de estudio (1960 a 1998)...... **Error! Bookmark not defined.**

Figura 29. Mensual multianual de precipitación, Flow y ETP de la cuenca 5, para todo el periodo de estudio (1960 a 1998)...... **Error! Bookmark not defined.**

Figura 30. Mensual multianual de precipitación, Flow y ETP de la cuenca 6, para todo el periodo de estudio (1960 a 1998)...... **Error! Bookmark not defined.**

Figura 31. Mensual multianual de precipitación, Flow y ETP de la cuenca 7, para todo el periodo de estudio (1960 a 1998)...... **Error! Bookmark not defined.**

Figura 32. Mensual multianual de precipitación, Flow y ETP de la cuenca 8, para todo el periodo de estudio (1960 a 1998)...... **Error! Bookmark not defined.**

Figura 33. Mensual multianual de precipitación, Flow y ETP de la cuenca 9, para todo el periodo de estudio (1960 a 1998)...... **Error! Bookmark not defined.**

Figura 34. Mensual multianual de precipitación, Flow y ETP de la cuenca 10, para todo el periodo de estudio (1960 a 1998)...... **Error! Bookmark not defined.**

Figura 35. Mensual multianual de precipitación, Flow y ETP de la cuenca 11, para todo el periodo de estudio (1960 a 1998)...... **Error! Bookmark not defined.**

Figura 36. Mensual multianual de precipitación, Flow y ETP de la cuenca 12, para todo el periodo de estudio (1960 a 1998)...... **Error! Bookmark not defined.**

CAPÍTULO I. INTRODUCCIÓN

Los principios que se tiene en la ingeniería es la precaución y prevención, es por ello que nos ha conllevado al estudio de la incertidumbre de las predicciones en un modelo hidrológico, que trae como resultado riesgos inciertos, que se puede deber a diferentes fuentes, como son: los datos de entrada del modelo, las condiciones iniciales y de contorno, la estructura del propio modelo y sus parámetros. Para la eliminación de estas fuentes de incertidumbre se ha tenido en cuenta diversas metodologías y técnicas como son: la mejora del muestreo de la red de observaciones, calibraciones del modelo, etc. En cambio, en los últimos años se han desarrollado metodologías estadísticas que funcionan directamente en los resultados del modelo, con la finalidad de cuantificar y reducir la incertidumbre, estas metodologías estadísticas son llamadas post-procesadores hidrológicos. Teniendo en cuenta la variedad de post-procesadores que tiene como objetivo común la reducción del sesgo y la cuantificación de la incertidumbre, ha surgido la idea de evaluar diversos post-procesadores en diversas cuencas. La comparación se basa en dos modelos de error. El primer modelo de error es el Procesador condicional de modelos (MCP, por sus siglas en inglés), en tres diferentes versiones: La versión clásica MCP (Todini, 2008), la versión modificada del MCP propuesta por Coccia y Todini (2011), que utiliza la normal truncada para estabilizar la varianza del modelo de error (MCpt), y una nueva versión del MCP que utiliza una mezcla de Gaussianas para modelar la varianza del modelo de error (GMM). El otro modelo de error es una regresión lineal con dos versiones. La primera versión estima los parámetros del post-procesador utilizando el método de Monte Carlo guiados por cadenas de Markov (MCMC, por sus siglas en inglés) y la segunda versión de la regresión lineal utiliza cómputo Bayesiano

aproximado (ABC, por sus siglas en inglés) para estimar los parámetros del post-procesador. Por estas razones, se han escogido cinco post-procesadores con diversos enfoques como son: regresión lineal utilizando cómputo Bayesiano aproximado (ABC, por sus siglas en inglés), regresión lineal utilizando método Monte Carlo guiados por cadenas de Markov (MCMC, por sus siglas en inglés), Procesador condicional de modelos (MCP, por sus siglas en inglés), MCP utilizando la Gaussiana truncada (MCPT) y MCP utilizando modelos de mezcla de Gaussianas (GMM, por sus siglas en inglés), y que se aplicaran a los resultados (predicciones de caudales) del modelo hidrológico GR4J de 12 cuencas localizadas en el sur este de Estados Unidos que pertenecen al segundo talle del proyecto internacional de estimación de parámetros de modelos (MOPEX, por sus siglas en inglés), el proyecto MOPEX es destinado a desarrollar técnicas mejoradas para la estimación a priori de parámetros en modelos hidrológicos y esquemas de parametrización de la superficie terrestre de modelos atmosféricos. El objetivo de este Trabajo de Fin de Máster (TFM) es comparar el rendimiento de los post-procesadores mediante la cuantificación de la incertidumbre predictiva, utilizando métricas de desempeño deterministas y probabilistas; para cumplir con este objetivo se calculará las métricas de desempeño para calibración y validación. La metodología aplicada consiste en la clasificación climática de las cuencas evaluada, utilizando el método de Budyko, posteriormente se toman los caudales observados, y las simulaciones de un modelo hidrológico implementados en el proyecto MOPEX con resultados favorables en las 12 cuencas de estudio (modelo hidrológico GR4J), se realiza la división del periodo de calibración (1960 a 1980) y validación (1981 a 1998), luego se aplican los post-procesadores. Se calculan los rendimientos de cada post-procesador en métricas: deterministas como: índice de Nash-Sutcliffe (NSE, por sus siglas en inglés), índice de eficiencia Kling-Gupta (KGE, por sus siglas en inglés), coeficiente de correlación de Pearson y bias-ratio, haciendo uso de la mediana de los resultado post-procesados; y probabilistas como: la precisión, d-factor y la ratio de excedencia en el percentil 95 (ER95, por sus siglas en inglés) haciendo uso del cuantil 5 y cuantil 95 del post-proceso. Las métricas deterministas se pretende comparar el caso base (observado y simulado) con los resultados post- procesados, y en las métricas probabilistas entre post-procesadores.

1.1. Objetivo y estructura del TFM

El objetivo de este Trabajo de Fin de Máster (TFM) es determinar el rendimiento de cinco post-procesadores estadísticos que se han mencionado anteriormente, utilizando métricas de desempeño deterministas y probabilistas. Para ello se han usado las 12 cuencas del proyecto MOPEX con los caudales observado y simulados de un modelo hidrológico.

La estructura de esta tesis comprende 7 capítulos, que contiene en el capítulo 1 la introducción, los objetivos. En el capítulo 2, el marco teórico y antecedentes del estudio. En el capítulo 3, se encuentra los materiales y métodos aplicados. En el capítulo 4 los resultados y su análisis. En el capítulo 5 las conclusiones, en el capítulo 6 las referencias bibliográficas y el capítulo 7 los anexos.

CAPÍTULO II. MARCO TEÓRICO

2.1. Antecedentes del estudio

Todini (2008) realizó una investigación sobre el nuevo enfoque MCP, que tuvo como objetivo evaluar, y posiblemente reducir la incertidumbre predictiva. Los datos utilizados son los niveles de agua históricos de la estación de aforo Pontelagoscuro de enero de 2000 y diciembre de 2005, y los pronósticos producidos por un modelo hidráulico de inundación basado en las ecuaciones de Saint Venant. De los resultados del nuevo enfoque, el caso del río Po en Italia se comparan con los resultados que se pueden obtener tanto con HUP como con BMA. Respecto los límites de probabilidad ($HUP = 0.945$, $BMA = 0.944$, $MCP = 0.942$) la banda incertidumbre de BMA y MCP son prácticamente idénticos y más delgada que la producida por HUP.

Ye et al. (2014) realizó la comparación de los post-procesamientos y el pronóstico de 7 modelos hidrológicos. El método se basa en el uso del post-procesador GLMPP. Los caudales utilizados en este estudio se encuentran en el período de 1962 a 1997, siendo una muestra hidroclimática variadas, con proporción entre escorrentía anual y precipitación de 0.15 a 0.63. Los caudales de 1962 a 1980 se usaron para calibración de los parámetros del post-procesador, y los caudales de 1981 a 1997 se usaron para validación. En comparación del rendimiento, las simulaciones de caudales post-procesados en el periodo de calibración son mejores, a excepción de las cuencas San Marcos River At Luling, TX y Guadalupe River Nr Spring Branch, TX. Los índices de rendimiento de NSE son similares en los 7 modelos hidrológicos aplicados en una misma cuenca, pero con diferencias en las diversas cuencas;

los post-procesadores fueron mejores en cuencas más húmedas; y en cuencas más secas los post-procesadores dieron mejor rendimiento en el periodo de calibración.

Romero et al. (2019) da como alternativa un enfoque bayesiano que permite la cuantificación de la incertidumbre de predicción hidrológica determinista, utilizando resúmenes estadísticos. Realiza la comparación del post-procesador MCMC y el post-procesador propuesto ABC, mediante las métricas deterministas como NSE y KGE, y en métricas probabilistas la fiabilidad y precisión. En el primer caso de estudio cuando se utiliza los post-procesadores, el NSE aumenta hasta un 74,63% para la calibración y un 25,84% para el período de validación, KGE aumenta 30.3% para la calibración y 16% para el período de validación, respecto a las métricas probabilistas, los post-procesamientos del MCMC y ABC durante el período de calibración y validación son casi idénticos, la fiabilidad es de 0.996 para calibración y validación en ambos post-procesadores, la precisión en el periodo de calibración es de 2.403 para MCMC y 2.306 para ABC, y en el periodo de validación es de 2.581 y 2.500 para MCMC y ABC respectivamente. En el segundo caso de estudio, los post-procesadores mejoran el rendimiento, pero en menor medida que el primer caso, el NSE aumenta apenas un 3,9% para la Calibración y 1,8% para el periodo de validación, no se encontraron mejoras respecto al KGE, en las métricas probabilistas los resultados de MCMC y ABC son casi idénticas, la fiabilidad es de 0.995 para calibración y validación en ambos post-procesadores; respecto a la precisión en el periodo de calibración es de 2.950 y 2.870 para los post-procesadores MCMC y ABC respectivamente, y en el periodo de validación la precisión es de 2.28 para MCMC y 2.190 para ABC.

CAPÍTULO III. MATERIALES Y MÉTODOS

3.1. Modelo hidrológico

Es una representación matemáticas que nos dan la posibilidad de obtener la información espacial como temporal, con la capacidad de reproducir los procesos hidrológicos. Estas herramientas nos aproximan a entender cómo funciona dicha área de estudio; siendo necesarias en la gestión, planificación y predicción de condiciones futuras a partir de condiciones actuales.

Su capacidad predictiva va depender mucho de cómo está estructurada el modelo y la comprensión del sistema. Existe diferentes metodologías de modelar los procesos hidrológicos, como es el caso del modelo hidrológico de precipitación escorrentía GR4J que contiene pocos parámetros y que se han obtenido resultados favorables al ser aplicado en cuencas de estudio pertenecientes al proyecto MOPEX, siendo estos motivos por el cual ha sido seleccionados en este TFM.

3.1.1. Modelo hidrológico de precipitación escorrentía GR4J

Es un modelo hidrológico agregado diario de precipitación escorrentía de 4 parámetros, es un modelo empírico ya que descompone la transformación de la lluvia en subprocesos que son tratados de manera global. Estos subprocesos toman la forma de reservas o captaciones que se llenan y se vacían en el curso del tiempo, permitiendo al sistema tener una memoria de las condiciones anteriores.

La estructura del modelo GR4J donde la representación del ciclo hidrológico parte de la precipitación, a partir de la cual se crea una precipitación neta al perder parte de la precipitación bruta por evapotranspiración. Una parte de la precipitación neta alimenta la reserva del suelo (captación del suelo) y el resto transita hacia el punto de salida de la cuenca. Cuando la precipitación bruta es interceptada en su totalidad por el medio ambiente, el agua contenida en el suelo empieza a evaporarse. La cantidad de agua que escurre hacia la salida de la cuenca es retardada en función de la respuesta de la cuenca a la lluvia (tiempo de base del hidrograma unitario) y es separada en dos componentes de escurrimiento: el escurrimiento semidirecto y el escurrimiento directo. El caudal en el punto de salida de la cuenca está alimentado por la infiltración superficial o profunda que está definida por los intercambios de agua superficiales o subterráneos (coeficiente de intercambio). Para más detalles sobre el modelo hidrológico GR4J, se puede consultar los trabajos de Carvajal & Roldan (2007) y Perrin, Michel, & Andréassian (2003).

3.2. Post-procesadores hidrológicos

Son técnicas estadísticas aplicadas a los datos de predicción de un modelo hidrológico y las correspondientes observaciones. Estas técnicas calculan y representan la relación entre las predicciones con respecto a las observaciones, con el propósito de eliminar la incertidumbre que se deben a causas antes descritas.

A continuación, se van a describir los aspectos principales de los post-procesadores hidrológicos. Los algoritmos correspondientes se han escrito en lenguaje de programación R, y sus códigos se adjuntan en anexo.

3.2.1. Cómputo Bayesiano Aproximado (ABC)

El post-procesador ABC es una regresión lineal en el espacio normal que infiere sus parámetros omitiendo la evaluación de la función de verosimilitud mediante la utilización de resúmenes estadísticos, una función de error y simulaciones sintéticas. Se basa en resúmenes estadísticos como: la media, la varianza, la asimetría, la curtosis y la autocorrelación muestral, con el objetivo de obtener una estimación de la distribución posterior del parámetro

del modelo, condicionado a los caudales observados y la salida determinista. Posteriormente se ejecuta el algoritmo de Beaumont para estimar la incertidumbre posterior predictiva. Para más detalles sobre el post-procesador ABC, se puede consultar el trabajo de Romero et al. (2019).

3.2.2. Procesador condicional de modelos (MCP)

El procesador condicional de modelos es una metodología bayesiana, que se basa esencialmente en la estimación de una distribución conjunta de predicciones, que se calcula tomando la ventaja del conocimiento del modelo, adquirido a través de las series históricas disponibles (Ye et al., 2014).

Es un enfoque propuesto por Todini (MCP, por sus siglas en inglés) con la finalidad de estimar la incertidumbre de los modelos hidrológicos y posiblemente reducirlos. Tienen la ventaja de combinar uno o varios modelos en un espacio normal, al transformar las observaciones y los pronósticos de modelo mediante una transformación no paramétrica, por medio de la transformación de cuantiles normales. Para más detalles sobre el post-procesador MCP, se puede consultar el trabajo de Todini (2008).

3.2.3. Evolución del procesador condicional de modelos (MCPT)

Esta metodología resulta como alternativa de la formulación del MCP en casos que existe una variabilidad importante en caudales altos como bajos, teniendo como problema una distorsión en la media y la sobreestimación de la varianza en los caudales altos. El dominio normal completo se divide en dos o más dominios, donde se puede realizar las distribuciones normales truncadas, siendo el umbral que separa los caudales altos como bajos relativamente fáciles de identificar. Para más detalles sobre el post-procesador MCPT, se puede consultar el trabajo de Coccia & Todini (2011).

3.2.4. Métodos Monte Carlo, guiados por cadenas de Markov (MCMC)

Los métodos de cadenas de Markov Monte Carlo (MCMC, por sus siglas en inglés) son métodos de simulación para generar muestras de las distribuciones a posteriori, y estimar cantidades de interés a posteriori. Se simulan valores sucesivamente de una densidad

propuesta, que no tiene que ser necesariamente parecida a la densidad a posteriori, cada valor generado depende solo del anterior valor simulado, de ahí la noción de cadena de Markov. Los métodos MCMC no son exclusivos de la inferencia bayesiana, sino que pueden usarse para simular valores de una distribución de la que no es fácil generar muestras (Hernández-López, 2017).

El método MCMC, se basan en la simulación de una cadena de Markov, que genera una trayectoria aleatoria a través del espacio de parámetros, visitando de forma sucesiva diferentes puntos o estados de dicho espacio. Una vez la cadena ha alcanzado su régimen estacionario, la frecuencia con la cual visita cada punto o valor del parámetro se corresponde con la frecuencia (densidad de probabilidad en parámetros con distribución continua) de dicho valor, según su distribución posterior. Para más detalles se puede consultar el trabajo de Hernández-López (2017).

3.2.5. Modelos de Mezclas Gaussianas (GMM)

Un modelo de mezcla gaussiana (GMM, por sus siglas en inglés) intenta encontrar una mezcla de distribuciones de probabilidad gaussianas multidimensionales, que mejor modelen cualquier dato de entrada.

Es un modelo probabilístico que asume que todos los puntos de datos se generan a partir de una mezcla de un número finito de distribuciones gaussianas, con parámetros desconocidos. Se puede pensar que los modelos mixtos generalizan el agrupamiento para incorporar información sobre la estructura de covarianza de los datos, así como los centros gaussianos latentes. Para más detalles se puede consultar el trabajo de Drton & Plummer (2017).

3.3. Proyecto internacional mopex

El proyecto MOPEX es un organización internacional donde tienen como objetivo desarrollar técnicas para las estimaciones de parámetros que se utilizan en modelos atmosféricos como modelos hidrológicos, los datos que requieren en el proyecto son: las observaciones básicas requeridas para el desarrollo y prueba, las características físicas de las cuencas, observaciones adicionales deseables y las observaciones para pruebas detalladas y evaluación (Duan et al., 2006).

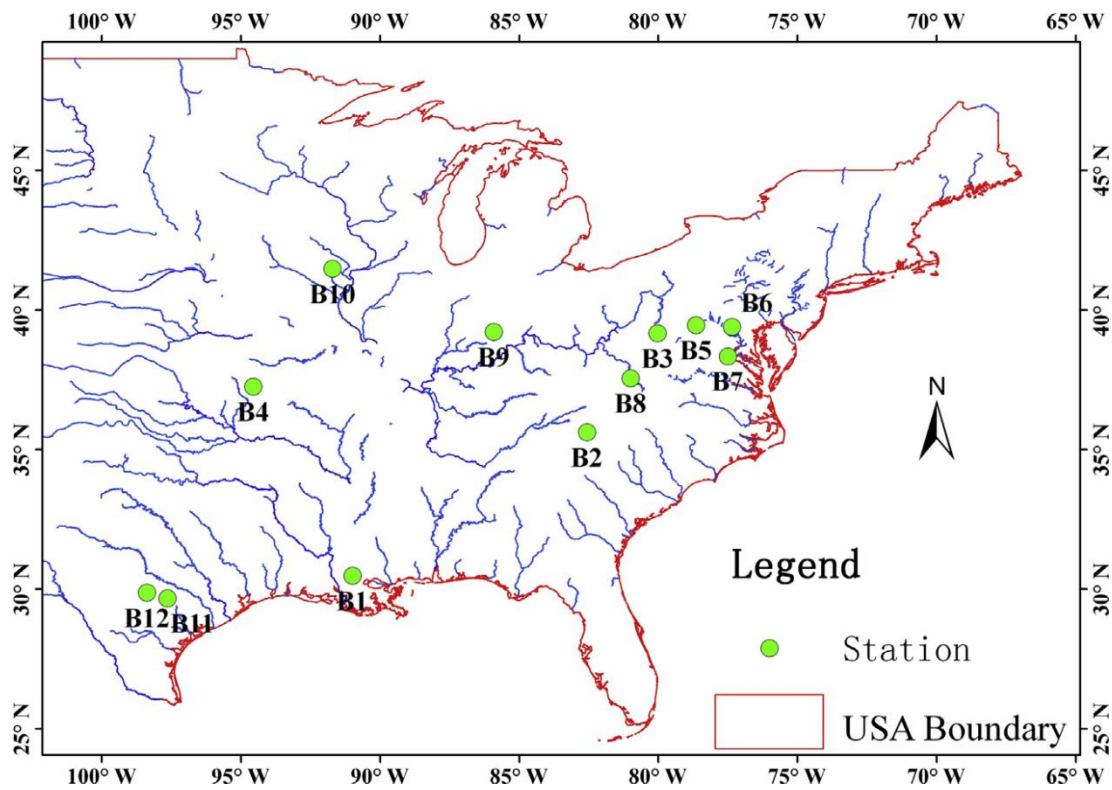


Figura 1. Ubicación geográfica de las 12 cuencas pertenecientes al proyecto MOPEX (fuente:Ye et al., 2014).

Los datos utilizados en este estudio son los caudales simulados y observados de la base de datos del segundo taller de MOPEX. Existe un modelo hidrológico (GR4J) que se ejecutó para las 12 cuencas ubicadas en el sureste de los Estados Unidos (Tabla 1, Figura 1). Los caudales utilizados en este estudio cubren el período de 1960 a 1998. La proporción del caudal sobre la precipitación es de 0.28 a 0.63 (Tabla 1) indicando condiciones hidroclimáticas diferentes.

Tabla 1. Cuencas hidrográficas del proyecto MOPEX e información complementaria.

ID	Nombre de estación	USGS ID	Long.	Lat.	Elev. (m)	Área (km²)	P (mm/year)	ETP (mm/year)	Q (mm/year)	Ratio de escorrentia (Q/P)	Ratio de aridez (ETP/P)
B1	Amite River Near Denham Springs, LA	07378500	-90.9903	30.464	0	3315	1560	1068.49	612	0.39	0.67
B2	French Broad River At Asheville, NC	03451500	-82.5786	35.609	594	2448	1378	588.89	795	0.58	0.43
B3	Tygart Valley River At Philippi, WV	03054500	-80.0403	39.15	390	2372	1164	661.36	736	0.63	0.57
B4	Spring River Near Waco, MO	07186000	-94.5661	37.246	254	3015	1075	1119.79	300	0.28	1.04
B5	S Branch Potomac River Nr Springfield, WV	01608500	-78.6544	39.447	171	3810	1043	635.98	339	0.33	0.61
B6	Monocacy R At Jug Bridge Nr Frederick, MD	01643000	-77.3661	39.387	71	2116	1042	906.09	421	0.4	0.87
B7	Rappahannock River Nr Fredericksburg, VA	01668000	-77.5181	38.322	17	4134	1028	856.67	375	0.36	0.83
B8	Bluestone River Nr Pipestem, WV	03179000	-81.0106	37.544	465	1020	1017	678.00	419	0.41	0.67
B9	East Fork White River At Columbus, IN	03364000	-85.9256	39.2	184	4421	1014	838.02	377	0.37	0.83
B10	English River At Kalona, IA	05455500	-91.7156	41.466	193	1484	881	989.89	261	0.3	1.12
B11	San Marcos River At Luling, TX	08172000	-97.6506	29.666	98	2170	819	1462.50	170	0.21	1.79
B12	Guadalupe River Nr Spring Branch, TX	08167500	-98.3833	29.86	289	3406	761	1691.11	116	0.15	2.22

En la Tabla 1 se resumen las características de las cuencas, ordenadas mediante los números de identificación (ID) siendo B1 cuenca 1 hasta B12 que es la cuenca 12, se ha seguido el orden propuesto por Ye et al. (2014) de acuerdo la precipitación anual. USGS ID indica su código de identificación de acuerdo las unidades hidrológicas de Estados Unidos, el área de la cuenca en kilómetros cuadrados, su ubicación indicando su latitud y longitud en coordenadas NAD83, su elevación media de la cuenca en metros (elev. m) en relación con el nivel de referencia vertical geodésico de Estados Unidos, Su precipitación en mm (P mm), su evapotranspiración potencial en milímetros (ETP mm), sus caudales en milímetros por año (Q mm/año), su ratio de escurrimiento, y su ratio de aridez que resulta de la división de la evapotranspiración potencial sobre la precipitación.

3.3.1. Clasificación climática de Budyko

La Curva de Budyko es una expresión de forma teórica que trata de explicar la división del balance anual de agua en relación con suministro de agua y energía, describiendo la relación entre la evapotranspiración potencial (ETp) y la evaporación real (ET) que es normalizadas por la precipitación (P), siendo el índice de sequedad (DI) la relación de ETp/P y el índice de evaporación ET/P , definiendo dos estados como son: el clima que determina el poder de secado de la atmósfera (radiación neta y déficit de presión de vapor) y el suministro de agua en la cuenca (interceptado o almacenado en la superficie del suelo) (Das, 2015).

En la Figura 2, se muestra de forma gráfica las diferencias climáticas de las cuencas de acuerdo la clasificación de Budyko. Su índice de sequedad <1 indica una cuenca húmeda, limitada en energía, mientras que un valor del índice de sequedad > 1 indica una cuenca seca, limitada en agua. En relación con la figura 2, la cuenca 12 es considerada la más seca y la cuenca 2 como las más húmeda.

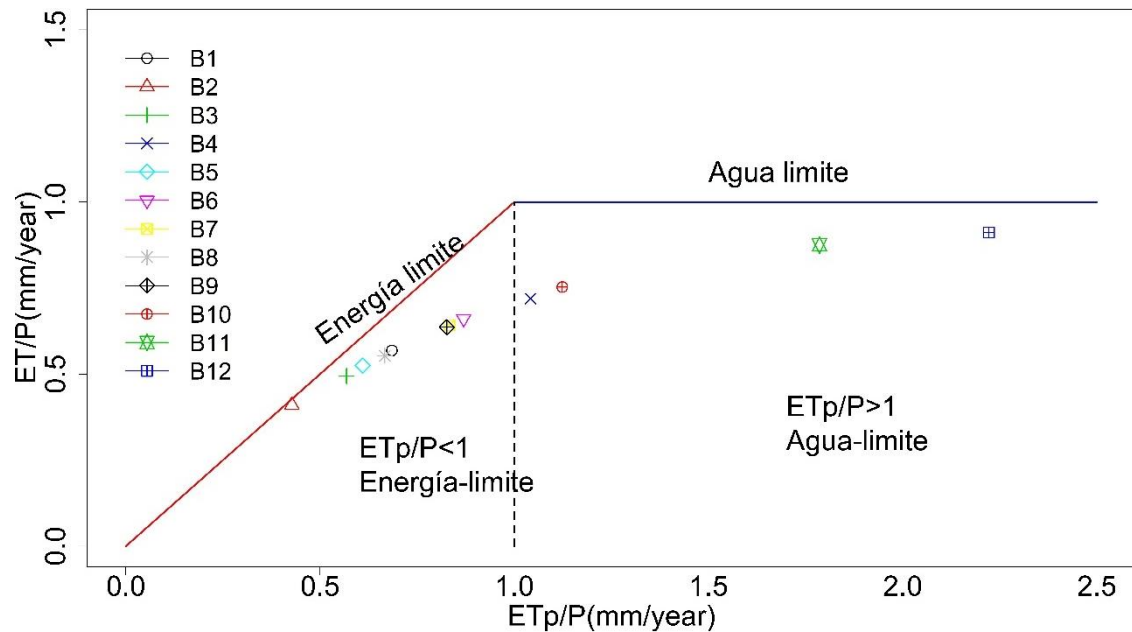


Figura 2 Clasificación climática de Budyko de las 12 cuencas del proyecto MOPEX.

3.4. Métricas de desempeño deterministas y probabilistas

A continuación, se detalla las métricas deterministas que pretende comparar el caso base (observado y simulado) con los resultados post- procesados, y las métricas probabilistas que compara los rendimientos entre post-procesadores.

3.4.1. Métricas de desempeño Deterministas

3.4.1.1. Índice de eficiencia de Nash (NSE)

Es uno de los criterios más utilizados en el análisis comparativo de calibración y validación de modelos hidrológicos, es adimensional con una escala de intervalo de $[-\alpha$ hasta 1] indicando el rendimiento del modelo, siendo un ajuste perfecto entre observación y simulación cuando alcanza el valor de 1 (Tabla 2). El criterio de NSE resulta de la normalización del criterio de error cuadrático medio, mostrando el rendimiento del modelo hidrológico en comparación con un modelo lineal de base (media de las observaciones) (Gupta, Kling, Yilmaz, & Martinez, 2009; Nash & Sutcliffe, 1970).

$$NSE = 1 - \frac{\sum_{j=1}^m [Q_{X,j} - Q_{Y,j}]^2}{\sum_{j=1}^m [Q_{X,j} - \bar{Q}_X]^2} \quad (1)$$

El valor de la eficiencia de Nash, según Nash & Sutcliffe (1970) dado por la ecuación (1), Donde Q_Y es el caudal simulado; Q_X es el caudal observado y \bar{Q}_X es el caudal medio observado.

Tabla 2. Criterios de evaluación de rendimiento del índice de NSE

Clasificación de Rendimiento	NSE
Muy bueno	≥ 0.90
bueno	0.80–0.90
Aceptable	0.65–0.80
Insatisfactorio	< 0.65

Fuente: Ritter & Muñoz-Carpena (2013).

3.4.1.2. índice de eficiencia Kling-Gupta KGE

Es una métrica alternativa de comparación que se formula calculando la distancia euclidiana de los componentes que representan la correlación, el sesgo y una medida de variabilidad, desde un punto ideal, equivalente a la selección desde el frente tridimensional de Pareto (Gupta et al., 2009).

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

$$r = \text{correlacion}(QX, QY) \quad (3)$$

$$\alpha = \frac{sd(QY)}{sd(QX)} \quad (4)$$

$$\beta = \frac{\bar{QY}}{\bar{QX}} \quad (5)$$

Se muestra en la ecuación 2 el cálculo de la métrica de KGE donde r es el coeficiente de correlación, el α indica el ratio de varianza (sd es la desviación estándar) y β el bias-ratio. Q_x indica el caudal observado y Q_y el caudal simulado.

3.4.1.3. *Coefficiente de correlación de Pearson*

Se entiende por correlación a la relación causal o no entre dos variables, de forma lineal o proporcional, siendo de mucha utilidad para indicar la relación predictiva. Si su valor es +1 indica que existe una relación funcional perfecta (indica una dependencia total entre las dos variables denominada relación directa).

Si es -1 hablaremos de correlación negativa perfecta, indicando una dependencia total entre las dos variables llamada relación inversa.

$$C.P(x, y) = \frac{Cov_{xy}}{\delta_x \delta_y} \quad (6)$$

El cálculo del coeficiente de correlación de Pearson (C.P) se muestra en la ecuación 6, donde $Cov(x, y)$ es la covarianza entre el valor x e y , la $\sigma(x)$: desviación estándar de x y $\sigma(y)$ es la desviación estándar de y .

3.4.1.4. *bias-ratio*

Es uno de los componentes de la métrica de KGE, que es la relación entre la media de los simulados y la media de los observados (ecuación7), siendo el mejor valor el que se aproxime a la unidad, siendo:

$$\beta = \frac{\overline{QY}}{\overline{QX}} \quad (7)$$

Indica de manera general que si el bias-ratio es mayor que 1 entonces los simulados son superiores a las observaciones; en caso contrario serían menores.

3.4.2. Métricas de desempeño Probabilistas

Los pronósticos que se han realizado en las variables hidrológicas de manera probabilística se usan comúnmente para cuantificar la incertidumbre de la predicción (Laio & Tamea, 2007).

3.4.2.1. *Precisión*

La precisión predictiva indica el ancho de los límites de la predicción y se ha resumido usando el promedio del coeficiente de variación de la distribución predictiva (Evin, Thyer, Kavetski, McInerney, & Kuczera, 2014).

No es un indicador de la corrección de la distribución predictiva inferida, sino más bien, un indicador medio de la magnitud de la incertidumbre de la predicción media, que se deriva de la distribución predictiva inferida. El índice de precisión inferior a 2.5-3.0 está indicando que las predicciones obtenidas presentan en promedio una alta incertidumbre (Hernández-López, 2017; Renard, Kavetski, Kuczera, Thyer, & Franks, 2010).

$$Cv(Q) = \frac{1}{N_T} \sum_{t=1}^{N_T} \frac{E(Q_t)}{sd(Q_t)} \quad (8)$$

La precisión se resume como el coeficiente de variación (Cv), donde E (Q_t) y Sd (Q_t) son respectivamente la media y desviación estándar de la distribución del caudal predictivo en el tiempo.

3.4.2.2. *d-factor*

Es el ancho del intervalo de predicción dentro del cual existe el valor esperado con una probabilidad específica (Sun, Yuan, & Liu, 2017).

En este estudio, usamos el intervalo de predicción del 90% basado en los percentiles 5 y 95.

$$d - factor = \frac{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (Q_{t,u} - Q_{t,l})}{\delta_0} \quad (9)$$

Donde Q_{t,u} y Q_{t,l} son los límites superior e inferior del intervalo de predicción del 90%, y δ₀ representan la desviación estándar del caudal observado. Se prefiere el factor d cercano a 1.

3.4.2.3. *Ratio de excedencia en el percentil 95 (ER95%)*

Es una medida de la variabilidad agregada del rango de predicción del percentil 95 con respecto a las observaciones, que generalmente varía de 0 a 100%, siendo el 95% el valor ideal.

Para saber la fiabilidad de un modelo se realiza la representación de la probabilidad de sus valores vs sus rangos correspondientes, considerándose un pronóstico fiable si se aproxima a la bisectriz (Laio & Tamea, 2007) . En la ecuación 10 muestra el porcentaje de caudales observados que se encuentran dentro del percentil 95, siendo N_s la cantidad de caudales observados que se encuentran dentro de la banda y el N_0 el total de caudales observados.

$$ER95 = \frac{N_s}{N_0} * 100 \quad (10)$$

3.5. Diagrama de caja (box- plot)

Es una manera de representar gráficamente de cómo están distribuidos una serie de datos numéricos, a través de cuartiles. Suelen extenderse líneas de manera vertical indicando la variabilidad en el nivel superior como inferior fuera de los cuartiles (Figura 3). Este tipo de gráfica es muy útil porque indican la dispersión y asimetría de los datos como también los valores atípicos que se muestran de forma individual.

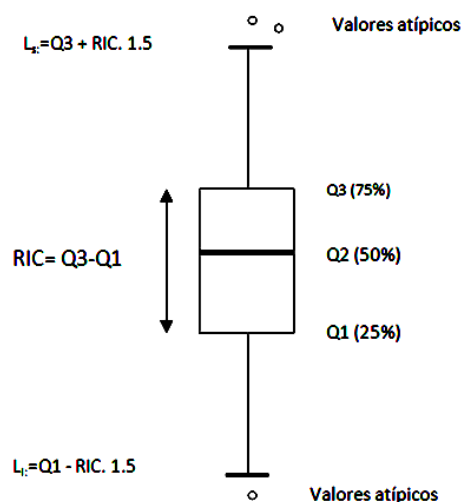


Figura 3. Diagrama de caja y bigote, box-plot

3.6. Métodos

Los datos utilizados en este estudio son los caudales observados y simulados de una base de datos del segundo taller de MOPEX. Existe un modelo hidrológico (GR4J) que se ejecutó para las 12 cuencas ubicadas en el sureste de los Estados Unidos (Tabla 1, Figura 1). Los caudales utilizados en este estudio cubren el período de 1960 a 1998.

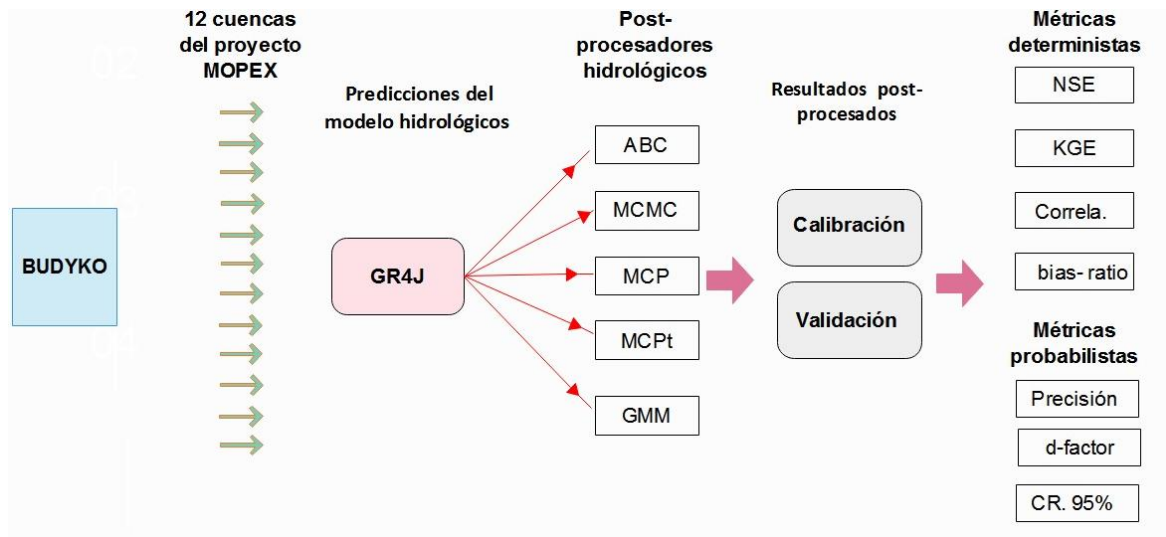


Figura 4. Diagrama del procedimiento de metodología aplicada.

El procedimiento que se muestra en la Figura 4, se inicia con la clasificación de las 12 cuencas de acuerdo a la metodología de Budyko. Se ha tomado los caudales observados, y las simulaciones del modelo hidrológico GR4J. Se establece el periodo de calibración y validación, siendo el periodo de calibración desde 1960 a 1980 y validación de 1981 a 1998. Se aplica los 5 post-procesador (ABC, MCMC, MCP, MCPT Y GMM) para el periodo de calibración, donde se fijan los parámetros de los post-procesadores para posteriormente aplicar en el periodo de validación.

En las métricas deterministas se usa el índice de NSE que es uno de los criterios más usados en un análisis comparativo, el KGE siendo una nueva métrica alternativa de comparación, la correlación de Pearson y bias-ratio que son componentes de KGE; el rendimiento de estas métricas deterministas se realiza en comparación con el caso base (observado y simulado), la comparación se muestra en una gráfica bidimensional donde el eje X muestra el orden de las cuencas según la Tabla 1 y en el eje Y, los post-

procesadores. Los rendimientos se presentan en escala de colores de rojo a azul, siendo el color azul los mejores rendimientos y el color rojo como los peores rendimientos, no obstante, existe colores intermedios que son el amarillo, el color magenta, dicha descripción se visualiza en las leyendas respectivas de las mismas.

En las métricas probabilistas se compara la precisión que nos indica el ancho de los límites de predicción, el d- factor que es el intervalo de predicción dentro del cual existe el valor esperado con una probabilidad específica y por último el ratio de excedencia en el percentil 95 ER (95%). Los resultados se presentan en imágenes bidimensionales indicando en el eje X las cuencas, y en el eje Y los post-procesadores, en un rango de colores de rojo a azul, siendo el mayor valor el color azul y el menor valor el color rojo.

Los rendimientos de las métricas deterministas, se compara en relación con el caso base (predicciones del modelo hidrológico sin post-procesar), es decir cual sería el porcentaje de mejora del rendimiento, al aplicar los post-procesadores (ABC, MCMC, MCP, MCPt Y GMM) usando la mediana de sus resultado post-procesados. En las métricas probabilistas se realiza la comparación de la precisión, d- factor y ER (95%) entre post-procesadores, en estas métricas se hace uso del cuantil 5 y cuantil 95 del post-proceso.

CAPÍTULO IV. ANÁLISIS DE RESULTADOS

4.1. Análisis de resultados de las métricas de desempeño deterministas

Los rendimientos en la métrica NSE (Tabla 3) varían desde 0.52 a 0.89, los resultados son superiores a 0.65 a excepción de la cuenca 12 que tiene un índice de Nash de 0.52 considerándose como insatisfactorio. En cambio, la métrica KGE en comparación al rendimiento de NSE, estos tienden a una variación que puede aumentar como es el caso de la cuenca 12 que aumento de 0.52 a 0.62; caso muy diferente es la cuenca 10 que ha disminuido en relación de la métrica del NSE de 0.72 a 0.67.

Tabla 3. Rendimiento de las métricas deterministas del caso base (observado - simulado) de las 12 cuencas del proyecto MOPEX para el periodo de calibración (1960-1980).

Métrica	B1	B2	B3	B4	B5	B6	B7	B8	B9	B10	B11	B12
NSE	0.88	0.81	0.86	0.85	0.82	0.86	0.84	0.89	0.74	0.72	0.71	0.52
KGE	0.91	0.84	0.79	0.79	0.88	0.85	0.82	0.85	0.76	0.67	0.83	0.62
Correlación P.	0.94	0.90	0.94	0.93	0.91	0.93	0.92	0.95	0.87	0.86	0.86	0.73
bias-ratio	1.06	1.00	0.94	1.16	0.98	0.99	1.05	0.93	0.93	0.90	0.91	0.89

Respecto a la correlación de Pearson que indica la relación causal o no entre las variables, la cuenca 8 tiene la mejor correlación con un valor de 0.95 acercándose a una correlación positiva perfecta, en cambio la cuenca 12 tiene una correlación de +0.73 siendo la más baja.

El bias-ratio que es un factor de KGE que indica la relaciones media de caudales simulados/ media de los caudales observados, siendo el mejor valor el que se aproxime a la unidad; como vemos en la Tabla 3, la cuenca 2 y la cuenca 6 son los que tienen el mejor

bias-ratio, en el caso de la cuenca 4 indica que la media de la simulaciones es mayor que la media de las observaciones, caso contrario en la cuenca 12 que la media de las simulaciones son menor que la media de las observaciones.

La Tabla 4 indica que en el periodo de validación el índice de NSE en las 12 cuencas es superiores que 0.65 que es el límite de aceptación de acuerdo las valoraciones mostradas en la Tabla 2. La cuenca con el mayor valor en esta métrica es la cuenca 8 y la cuenca 11, con un valor de 0.92 en ambos casos. En este periodo se muestra que la cuenca con menor índice de NSE es la cuenca B10 con un valor de 0.78.

Tabla 4. Rendimiento de las métricas deterministas del caso base (observado - simulado) de las 12 cuencas del proyecto MOPEX para el periodo de validación (1981-1998).

Métrica	B1	B2	B3	B4	B5	B6	B7	B8	B9	B10	B11	B12
NSE	0.91	0.88	0.82	0.84	0.82	0.89	0.86	0.92	0.89	0.78	0.92	0.88
KGE	0.92	0.87	0.79	0.77	0.79	0.86	0.84	0.90	0.89	0.76	0.93	0.92
Correlación P.	0.96	0.94	0.92	0.93	0.91	0.94	0.93	0.96	0.94	0.89	0.96	0.94
bias-ratio	1.04	1.01	0.94	1.04	1.02	1.00	1.05	0.98	1.06	1.03	1.04	1.04

Los rendimientos de la métrica determinista KGE tiene variaciones positivas o negativas en relación con el índice de NSE, como es el caso de la cuenca 12 donde su rendimiento en la métrica de NSE es de 0.88 y KGE es de 0.92, en la cuenca 4 (B4) el índice de NSE es de 0.84 y KGE de 0.77 (Tabla 4).

En el caso de la correlación de Pearson entre las observaciones y las simulaciones en este periodo que corresponde a los años 1981 a 1998, siendo el mejor valor la aproximación a 1. La cuenca 1, la cuenca 8 y la cuenca 11 están mejor correlacionados positivamente con un valor de 0.96, siendo la cuenca 10 con la menor correlación con un valor de 0.89 (Tabla 4).

El bias-ratio en la Tabla 4, la cuenca 6 tiene el valor de 1 (siendo el mejor valor), en la cuenca 8 un valor de 0.98 indicando que la media de las observaciones es mayor que la media de las simulaciones del modelo hidrológico de GR4J, caso contrario de la cuenca 9 donde la media de las simulaciones es mayor que la media de las observaciones.

4.1.1. Análisis de resultados en el periodo de calibración (1960 a 1980) de las métricas deterministas.

En el periodo de calibración (1960 a 1980), al aplicar los cinco post-procesadores hidrológicos (ABC, MCMC, MCP y GMM) en la métrica NSE (Figura 5 y Tabla 5), el post-procesador ABC tiene una variación positiva como negativa considerándose como positiva si aumenta respecto al caso base (resultados del modelo hidrológico) y negativa en caso que disminuya; siendo la menor variación en la cuenca 1 donde el rendimiento disminuye aproximadamente -1%, caso contrario se ve que en la cuenca 12 el rendimiento aumenta en un 7%. Los resultados obtenidos al aplicar el post-procesador MCMC, nos muestra una variación en el rendimiento entre -0.18% hasta 6.75%, siendo la cuenca 9 donde se produce una reducción de -0.18%, y un aumento de 6.75% en la cuenca 12. Los rendimientos del NSE al aplicar el post-procesador MCP también tiene un efecto positivo como negativo en los resultados del rendimiento, siendo la cuenca 9 donde el índice de NSE ha disminuido en -0.20%, y la cuenca 12 donde el índice de NSE ha aumentado en un 5.99%. En cambio, al aplicar el post-procesador MCPt las variaciones en las 12 cuencas son positivas siendo el menor del 0.05% en la cuenca 9 y en la cuenca 12 con el 6.17%. El post-procesador de mezcla gaussiana (GMM) al ser aplicado muestra variaciones más significativas teniendo la menor variación positiva de 3.44% en la cuenca 8 y de 52.94% en la cuenca 12.

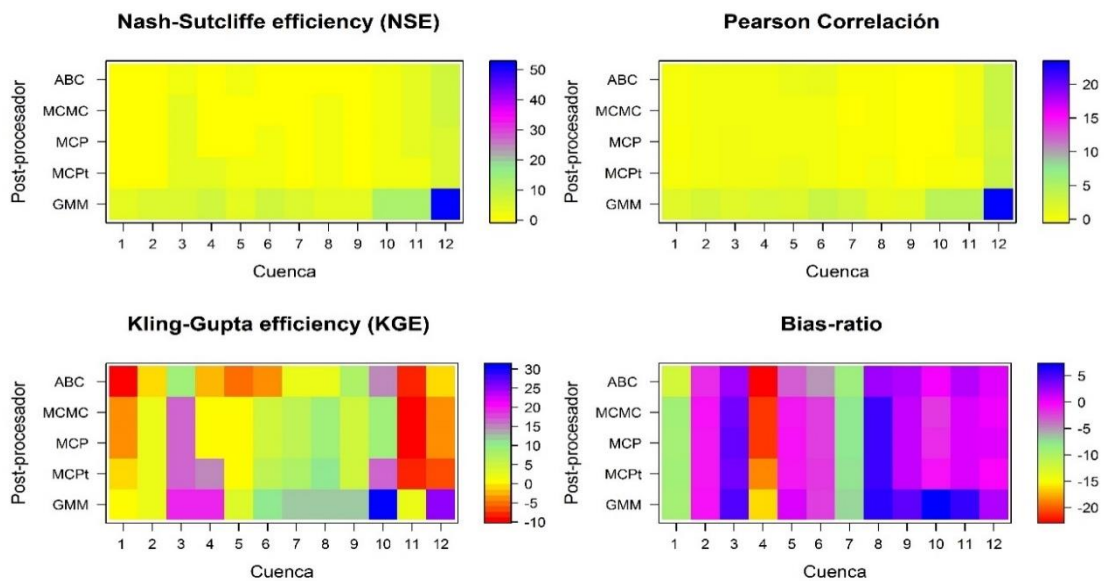


Figura 5. Porcentaje de variación de las métricas deterministas en el periodo de calibración (1960 a 1980) al aplicar los post-procesadores.

En la tabla 5, 6, 7 y 8 se presenta los valores correspondientes a la figura 5.

Tabla 5. Porcentaje de variación del rendimiento de la métrica determinista NSE en las 12 cuencas, aplicando los cinco post-procesadores para el periodo de calibración (1960 a 1980).

Post-p.	B1	B2	B3	B4	B5	B6	B7	B8	B9	B10	B11	B12
ABC	-0.93	0.31	2.45	-0.44	0.96	0.79	-0.18	0.21	-0.23	2.22	3.86	7.05
MCMC	0.03	0.71	3.43	0.68	0.44	0.87	0.14	1.11	-0.18	1.70	3.58	6.75
MCP	-0.04	0.52	3.47	0.67	0.53	1.01	0.27	1.03	-0.20	1.32	3.75	5.99
MCpt	0.40	0.53	3.56	3.11	1.32	0.95	0.56	1.65	0.05	2.65	2.74	6.17
GMM	3.75	4.68	6.34	6.62	4.04	7.28	6.39	3.44	3.58	13.08	13.27	52.94

Tabla 6. Porcentaje de variación del rendimiento de la métrica determinista KGE en las 12 cuencas aplicando los cinco post-procesadores, para el periodo de calibración (1960 a 1980).

.Post-p.	B1	B2	B3	B4	B5	B6	B7	B8	B9	B10	B11	B12
ABC	-10.26	-0.86	8.78	-2.76	-4.97	-3.34	2.45	1.53	7.65	14.38	-7.89	-1.11
MCMC	-3.13	2.67	15.96	0.73	0.15	4.51	6.09	8.55	5.07	9.22	-9.73	-3.23
MCP	-3.22	2.59	16.08	0.62	0.27	4.68	6.08	8.58	4.98	9.25	-9.89	-3.24
MCpt	-0.40	1.81	16.88	14.46	0.27	6.71	8.35	10.46	5.31	16.34	-8.74	-6.79
GMM	0.01	2.53	19.49	18.61	3.24	11.24	12.51	12.17	11.81	31.54	1.82	25.68

Tabla 7. Porcentaje de variación de la métrica determinista correlación de Pearson en las 12 cuencas, aplicando los cinco post-procesadores, para el periodo de calibración (1960 a 1980).

.Post- p.	B1	B2	B3	B4	B5	B6	B7	B8	B9	B10	B11	B12
ABC	0.15	0.29	0.23	0.18	0.75	0.91	-0.30	-0.12	-0.49	-0.46	0.48	3.37
MCMC	-0.05	0.35	0.41	0.33	0.26	0.26	-0.32	-0.08	-0.45	-0.33	0.55	3.37
MCP	-0.08	0.26	0.43	0.33	0.29	0.33	-0.26	-0.11	-0.46	-0.55	0.67	2.94
MCpt	0.07	0.27	0.48	0.66	0.68	0.26	-0.12	0.18	-0.35	-0.24	0.02	3.49
GMM	1.77	2.37	1.79	2.28	1.98	3.38	2.71	1.06	1.28	4.33	4.49	23.47

Tabla 8. Porcentaje de variación de la métrica determinista bias-ratio en las 12 cuencas, aplicando los cinco post-procesadores, para el periodo de calibración (1960 a 1980).

Post- p.	B1	B2	B3	B4	B5	B6	B7	B8	B9	B10	B11	B12
ABC	-12.36	-1.60	2.74	-22.92	-3.04	-4.90	-8.54	2.60	1.96	-0.07	1.61	0.41
MCMC	-9.09	-0.83	3.97	-21.28	-0.92	-2.24	-7.64	5.33	1.46	-1.91	0.81	0.25
MCP	-9.19	-0.92	4.10	-21.34	-0.79	-2.26	-7.63	5.27	1.44	-1.77	0.64	0.48
MCPT	-8.85	-0.91	3.93	-18.75	-0.94	-1.95	-7.49	5.53	1.53	-0.88	0.90	-0.40
GMM	-9.38	-0.62	4.84	-16.44	0.74	-2.37	-7.25	5.88	4.31	7.37	5.53	1.96

En la Figura 5 y Tabla 6, nos muestra la variación del rendimiento de KGE al aplicar los post-procesadores en relación con el caso base. El post-procesador ABC en la cuenca 1 tiene una variación negativa de -10.26%, caso contrario en la cuenca 10 donde el rendimiento mejora en 14%, en la cuenca más húmeda de acuerdo la clasificación de Budyko ha disminuido en -0.86% y en la cuenca más seca tiene una disminución de -1.11%. Los resultados del rendimiento al aplicar el post-procesador MCMC en la cuenca 11 ha disminuido en -9.73%, y la mejora del rendimiento se ve en la cuenca 3 con el 15.96%, en la cuenca 2 ha mejorado en un 2.67% y la cuenca 12 ha disminuido en -3.23%. Los post-procesadores MCP Y MCPT obtienen resultados similares reduciendo el rendimiento en la cuenca 11 con valores de -9.89% y -8.74% respectivamente, y aumentando el rendimiento en la cuenca 3 con valores superiores a 16%. En cambio, al aplicar el post-procesador GMM los resultados mejoran el rendimiento en las 12 cuencas, siendo la mayor variación del rendimiento en la cuenca 10 con el 31.54%, y en la cuenca 1 con 0.01%, en la cuenca 2 y 12 aumenta en 2.53% y 25.68% respectivamente.

La métrica determinista correlación de Pearson aplicado en el periodo de calibración (1960-1980) como se muestra en la Figura 5, ha demostrado que el post-procesador ABC ha tenido disminución en el rendimiento en cuatro cuencas como son 7, 8, 9 y 10 estas variaciones son muy pequeñas e inferiores a 0.5% como se ve en Tabla 7, en cambio en las demás cuencas ha tenido un aumento en el rendimiento que varían en un rango de 0.15% a 3.37%, en la cuenca más húmeda indica un aumento de 0.3% aproximadamente y la cuenca 12 con 3.37%. Los post-procesadores MCMC, MCP tiene efectos similares en las 12 cuencas teniendo una variación negativa en las cuencas 1, 7, 8, 9 y 10,

reduciendo su valor en porcentajes aproximados a -0.5%, caso contrario se ve que en las 7 cuencas restantes ha aumentado su valor. Al ser aplicado el post-procesador MCPt el aumento en esta métrica es en 8 cuencas siendo la mayor variación positiva en la cuenca 12 con valor de 3.5%. El post-procesador que ha tenido valores de variación positiva en las 12 cuencas es el GMM, las variaciones están en el rango de 1% hasta 23.47% este último perteneciente a la cuenca 12 (la más seca de acuerdo la clasificación de Budyko).

En la métrica bias-ratio de la Figura 5 y Tabla 8, los post-procesadores ABC, MCMC Y MCP tienden aumentar y disminuir en las mismas cuencas, siendo las cuencas 3, 8, 9, 11 y 12 donde en esta métrica ha tenido una variación positiva, siendo la cuenca 8 con mayores porcentajes variación siendo 2.6%, 5.33% y 5.27% para los post-procesadores ABC, MCMC Y MCP respectivamente. El post-procesador MCPt sus efectos son similares a los tres post-procesadores antes descritos, salvo que en la cuenca 12 donde se ha tenido un efecto de variación negativa. El post-procesador GMM en casi las mismas cuencas se ha obtenido el mismo efecto respecto al resto de post-procesadores salvo la variación positiva en las cuencas 5, 10 y 12. Los mayores porcentajes de variación es en la cuenca 4 siendo entre -16% a -23%, y la cuenca 8 es donde los resultados de los post-procesadores han tenido aumentos en promedio de 5% aproximadamente.

4.1.1. Análisis de resultados en el periodo de validación (1981 a 1998) de las métricas deterministas

En el periodo de validación (1981 a 1998) la aplicación de los post-procesadores nos muestran como el rendimiento del índice de NSE en las diferentes cuencas ha tenido una variación en el rendimiento (Figura 6 y Tabla 9). El post-procesador ABC en las cuencas 2, 3, 4 y 10 ha elevado el rendimiento con un valor máximo de 3.6% perteneciente a la cuenca 3, en caso de las demás cuencas ha existido una variación negativa siendo el rendimiento de la cuenca 12 donde ha tenido una disminución de -8.23%. Los post-procesadores MCMC, MCP Y MCPt varían el rendimiento en las mismas cuencas que al aplicar el post-procesador ABC, salvo que este último ha tenido un efecto positivo en la cuenca 4, y el post-procesador MCPt tiene un efecto negativo en la cuenca 10. El post-procesador GMM ha tenido mejoras en el rendimiento en el índice de NSE en las 12 cuencas, obteniendo valores desde 0.2% y 14.5% en las cuencas 1 y 3 respectivamente. Las cuencas donde se ha tenido una mejora del rendimiento en los 5 post-procesadores es

la cuenca 3, y las cuencas donde se ha tenido una mayor disminución en el rendimiento al aplicar los post-procesadores a excepto del uso del post-procesador GMM son las cuencas 11 y 12.

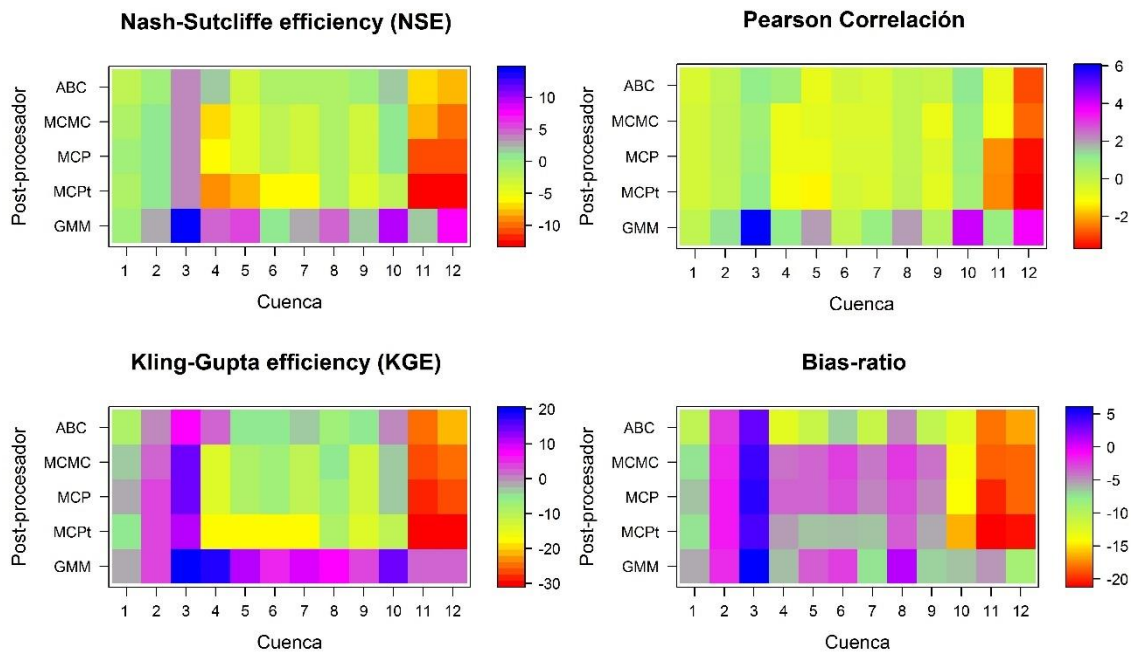


Figura 6. Porcentaje de variación de las métricas deterministas en el periodo de validación (1981 a 1998) al aplicar los post-procesadores.

La figura anterior es un esquema más visual pero sus números se muestran en las Tablas 9, 10, 11 y 12.

Tabla 9. Porcentaje de variación del rendimiento de la métrica determinista NSE en las 12 cuencas, aplicando los cinco post-procesadores para el periodo de validación (1981 a 1998).

Post- p.	B1	B2	B3	B4	B5	B6	B7	B8	B9	B10	B11	B12
ABC	-1.91	0.10	3.61	1.89	-2.67	-1.42	-1.22	-1.24	-0.68	1.78	-7.43	-8.23
MCMC	-0.82	0.55	3.66	-6.82	-3.74	-2.36	-3.44	-0.74	-3.57	0.63	-8.21	-9.66
MCP	-0.59	0.57	3.74	-6.50	-4.11	-2.33	-3.43	-0.99	-3.04	0.43	-11.25	-10.91
MCPt	-0.94	0.60	4.05	-8.77	-8.04	-5.69	-6.47	-1.27	-4.20	-2.00	-12.40	-13.35
GMM	0.21	2.82	14.87	4.68	5.16	0.65	2.99	4.31	1.46	9.46	1.74	7.50

Tabla 10. Porcentaje de variación del rendimiento de la métrica determinista KGE en las 12 cuencas aplicando los cinco post-procesadores, para el periodo de validación (1981 a 1998).

Post- p.	B1	B2	B3	B4	B5	B6	B7	B8	B9	B10	B11	B12
ABC	-9.20	-0.37	7.50	1.70	-4.80	-4.96	-2.54	-7.01	-5.59	-0.44	-25.07	-20.77
MCMC	-3.79	2.77	14.62	-14.50	-9.11	-7.36	-10.60	-5.64	-12.14	-3.74	-26.15	-25.71
MCP	-2.34	2.99	14.88	-14.01	-9.39	-7.58	-10.83	-6.19	-12.32	-3.90	-28.99	-25.82
MCPT	-4.70	4.07	11.29	-18.13	-17.78	-17.46	-17.81	-7.96	-14.97	-10.15	-31.08	-31.02
GMM	-2.42	4.18	20.66	17.45	11.60	4.80	8.95	7.13	4.39	14.24	2.47	1.60

Tabla 11. Porcentaje de variación de la métrica determinista correlación de Pearson en las 12 cuencas, aplicando los cinco post-procesadores, para el periodo de validación (1981 a 1998).

Post- p.	B1	B2	B3	B4	B5	B6	B7	B8	B9	B10	B11	B12
ABC	-0.35	0.12	1.05	0.83	-0.75	-0.18	-0.36	0.06	-0.04	1.18	-0.81	-2.95
MCMC	-0.30	0.16	0.83	-0.93	-0.74	-0.48	-0.48	0.13	-0.85	1.00	-1.03	-2.71
MCP	-0.27	0.16	0.85	-0.86	-0.92	-0.42	-0.42	0.07	-0.49	0.91	-2.26	-3.54
MCPT	-0.31	0.15	1.05	-1.05	-1.25	-0.27	-0.53	0.16	-0.67	0.66	-2.35	-3.71
GMM	0.14	1.30	6.09	1.11	1.95	0.11	1.04	1.97	0.44	4.05	1.02	3.63

Tabla 12. Porcentaje de variación de la métrica determinista bias-ratio en las 12 cuencas, aplicando los cinco post-procesadores, para el periodo de validación (1981 a 1998).

Post- p.	B1	B2	B3	B4	B5	B6	B7	B8	B9	B10	B11	B12
ABC	-10.22	-2.44	3.26	-12.72	-11.01	-6.63	-10.81	-4.84	-10.52	-12.95	-18.12	-16.73
MCMC	-7.39	-1.84	4.26	-3.91	-3.78	-2.62	-4.14	-2.39	-4.00	-13.92	-18.72	-18.29
MCP	-6.51	-1.41	4.78	-3.75	-3.57	-2.83	-4.58	-2.88	-4.82	-14.09	-20.32	-18.39
MCPT	-7.35	-1.41	4.00	-5.26	-6.37	-6.20	-6.52	-3.53	-5.70	-16.31	-21.25	-20.71
GMM	-5.64	-2.04	6.12	-6.25	-3.41	-2.47	-7.29	1.07	-6.84	-6.37	-4.98	-9.01

El rendimiento de la métrica KGE en las 12 cuencas, al aplicarse los 5 post-procesadores ha tenido variaciones, mejorando o empeorando su rendimiento (Figura 6 y Tabla 10). El post-procesador ABC ha obtenido mejoras en 2 cuencas como la 3 y 4 siendo 7.5% y 1.7% respectivamente, en las demás cuencas ha empeorado y de forma importante como en las cuencas más secas 11 y 12 donde las disminuciones han sido de -25.07% y -20.77% respectivamente. La aplicación de los post-procesadores MCMC, MCP Y MCPT tienen el mismo efecto de mejorar o empeorar el rendimiento de esta

métrica, la mejora se ve solo en las cuencas 2 y 3, en las 10 cuencas restantes empeora el rendimiento, siendo en las cuencas 11 y 12 la más afectadas al igual que el post-procesador ABC. En cambio, el post-procesador GMM en la cuenca 1 ha tenido disminución en el rendimiento de -2.42%, la cuenca 3 tiene una mejora del rendimiento en 20.66%.

En la Figura 6 y Tabla 11 de acuerdo la métrica correlación de Pearson, se puede ver que el post-procesador ABC ha aumentado en cinco cuencas siendo el valor más alto 1.2% en la cuenca 10, en las demás cuencas ha tenido variaciones negativas siendo la cuenca 12 con -2.95%; en los post-procesadores MCMC, MCP Y MCPt ha tenido variaciones positivas como negativas, caso similar a los resultados de aplicación del post-procesador ABC salvo que en la cuenca 4 donde este último ha tenido un aumento. Por otro lado, al aplicar el post-procesador GMM da como resultado variaciones positivas aumentando su valor con porcentajes desde 0.1% hasta 6% siendo este último en la cuenca 3.

De acuerdo el bias-ratio que muestra en la Figura 6 y la Tabla 12, nos damos cuenta que al aplicar los post-procesadores vemos que en once cuencas el efecto es de variación negativa salvo que el post-procesador GMM ha aumentado el porcentaje en la cuenca 8, por otro lado, la cuenca en común donde los 5 post-procesadores han tenido un aumento de su valor es la cuenca 3.

4.2. Análisis de resultados de las métricas de desempeño probabilistas

A continuación, se detalla los resultados del rendimiento de las métricas probabilistas de los cinco post-procesadores aplicados a las predicciones del modelo hidrológico GR4J, como son: la precisión, el d-factor y el ER (95%). Para el periodo de calibración (1960 a 1980) y validación (1981 a 1998).

4.2.1. Análisis de resultados en el Periodo de calibración (1960 a 1980) de las métricas probabilistas.

En la Figura 7 y en la Tabla 13 se muestra la métrica probabilística sobre la precisión indicando el ancho de los límites de predicción. Los post-procesadores han tenido valores por encima de 1.5 en las 12 cuencas, siendo la cuenca 10 donde las precisiones son

menores, caso contrario se ve que en la cuenca 2 sus valores de precisión se encuentran en un rango de 5.5 a 7.5 este último corresponde al post-procesador ABC. Los post-procesadores que tienen una mejor precisión son el post-procesador GMM y el post-procesador ABC.

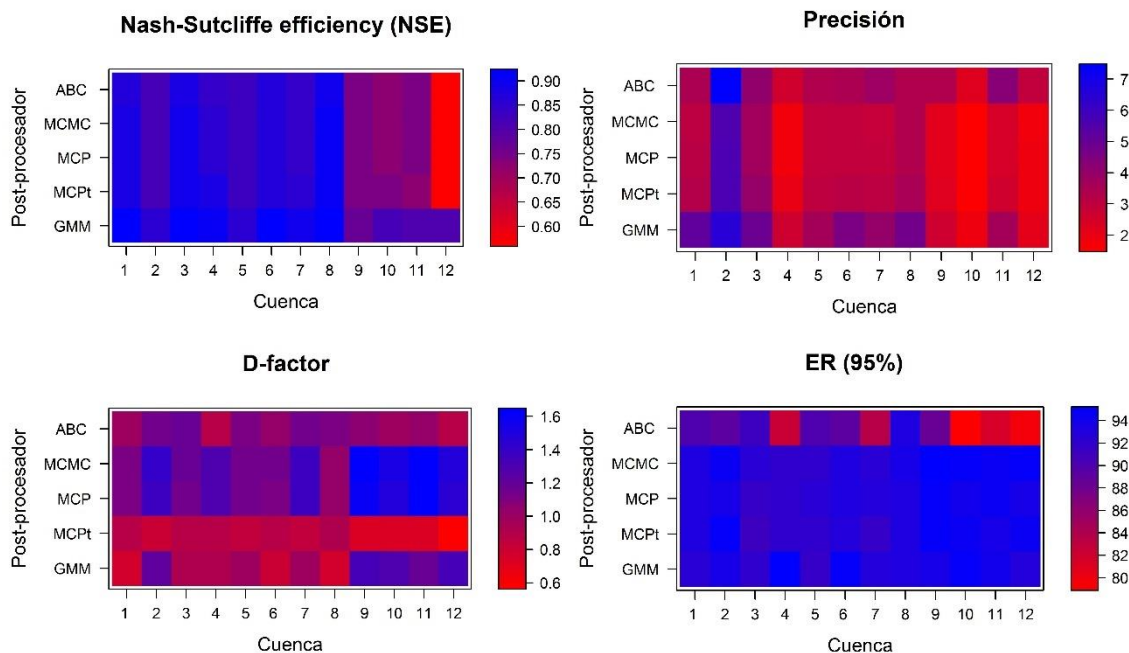


Figura 7. Índices de rendimiento de métricas probabilistas calculados para simulaciones de caudal post-procesadas durante el periodo de calibración (1960–1980), denotan: precisión, d-factor, ER (95%).

La imagen anterior es un esquema más visual pero sus números de las métricas probabilísticas (precisión, d-factor y ER (95%)) se muestran en las Tablas 13, 14 y 15. El índice de NSE en la Figura 7, se ha descrito en sub capítulo del rendimiento de métricas deterministas.

Tabla 13. Rendimiento de la métrica probabilista de la precisión en las 12 cuencas, aplicando los cinco post-procesadores, para el periodo de calibración (1960 a 1980).

Post- p.	B1	B2	B3	B4	B5	B6	B7	B8	B9	B10	B11	B12
ABC	3.45	7.49	4.05	2.58	3.30	3.43	3.80	3.31	3.36	2.25	4.29	2.98
MCMC	3.11	5.59	3.66	1.79	2.91	2.95	2.85	3.30	2.14	1.47	2.48	1.82
MCP	3.14	5.65	3.68	1.80	2.93	2.97	2.87	3.33	2.16	1.49	2.50	1.84
MCPt	3.29	5.65	4.02	2.01	3.01	3.17	3.07	3.49	2.26	1.58	2.58	1.84
GMM	5.13	6.48	4.93	2.65	3.64	4.54	4.00	4.71	2.69	1.88	3.60	2.10

Tabla 14. Rendimiento de la métrica probabilista d- factor en las 12 cuencas, aplicando los cinco post-procesadores, para el periodo de calibración (1960 a 1980).

Post- p.	B1	B2	B3	B4	B5	B6	B7	B8	B9	B10	B11	B12
ABC	1.00	1.15	1.18	0.89	1.11	1.03	1.13	1.11	1.09	0.98	1.02	0.90
MCMC	1.11	1.40	1.17	1.30	1.16	1.13	1.38	1.03	1.62	1.52	1.65	1.47
MCP	1.10	1.37	1.16	1.28	1.14	1.12	1.37	1.01	1.60	1.50	1.63	1.43
MCPt	0.88	0.82	0.89	0.88	0.83	0.87	0.85	0.91	0.74	0.74	0.73	0.56
GMM	0.75	1.23	0.90	0.93	1.00	0.80	0.99	0.75	1.35	1.29	1.19	1.35

Tabla 15. Rendimiento de la métrica probabilista ER (95%) en las 12 cuencas, aplicando los cinco post-procesadores, para el periodo de calibración (1960 a 1980).

Post- p.	B1	B2	B3	B4	B5	B6	B7	B8	B9	B10	B11	B12
ABC	90.04	89.24	91.24	82.47	90.04	89.24	83.67	93.23	88.45	78.88	81.67	79.68
MCMC	93.23	94.42	92.43	92.03	92.03	93.23	92.43	93.63	95.22	94.82	94.42	94.82
MCP	93.23	93.63	91.63	92.03	92.43	93.23	92.83	93.23	94.82	94.02	94.42	93.63
MCPt	93.23	94.82	91.24	92.03	92.03	92.83	91.63	93.23	94.82	94.42	93.63	94.42
GMM	92.43	93.63	92.03	95.22	91.63	94.82	92.83	93.23	93.63	94.82	94.02	92.83

Respecto a la métrica d- factor en la Figura 7 y la Tabla 14, los rendimientos del post-procesador ABC son variables en un rango de 0.9 a 1.18. El caso de los post-procesadores MCMC y MCP sus rendimientos son similares siendo en la cuenca 9 donde su valor es más alto con 1.6 en ambos casos, en la cuenca 8 se tiene los mejores rendimientos como son 1.03 y 1.01 para MCMC Y MCP respectivamente. En caso del post-procesador MCPt sus rendimientos son menores que la unidad siendo el más bajo el rendimiento en la cuenca 12 con un valor de 0.56 y el mejor valor en la cuenca 8 con 0.91. El post-procesador GMM ha tenido resultados de forma variable superiores e inferiores a 1 siendo el caso máximo en la cuenca 12 con un valor de 1.35 y mínimo en la cuenca 1 y 8 con un valor de 0.75 para ambos casos.

La medida de la variabilidad agregada del rango de predicción del percentil 95 con respecto a las observaciones mostradas en la Figura 7 y la Tabla 15, nos indica que el post-procesador ABC obtiene valores por debajo de 95% especialmente en las cuencas 10, 11 y 12; en la cuenca 8 su rendimiento es más cercana al óptimo con un valor de 93%.

Los post-procesadores MCMC, MCP Y MCPt tiene valores similares en las 12 cuencas siendo menores en las cuencas 2, 3 y 4, la cuenca donde se ha obtenido los mejores valores de esta métrica probabilística usando estos tres post-procesadores es en la cuenca 9 con valores cercanos a 95% a excepción del post-procesador MCMC donde su valor supera el 95%. En post-procesador GMM ha obtenido valores inferiores del 95% en once cuencas siendo el mejor valor en la cuenca 10 con 94.8%.

Respecto las variaciones estacionales del año, los rendimientos podrían sufrir una variación, es por eso que en la Figura 8 se muestra el promedio mensual anual de los caudales observados, simulados y post-procesados. Los resultados del modelo hidrológico que se trazan en línea negra, han conseguido estar muy cerca a los datos observados que están representados en puntos rojos, siendo las cuencas 1 y 8 en las que el modelo hidrológico ha tendido mejores resultados, caso contrario en la cuenca 12 que es las más seca sus predicciones son menos parecidas a los observados.

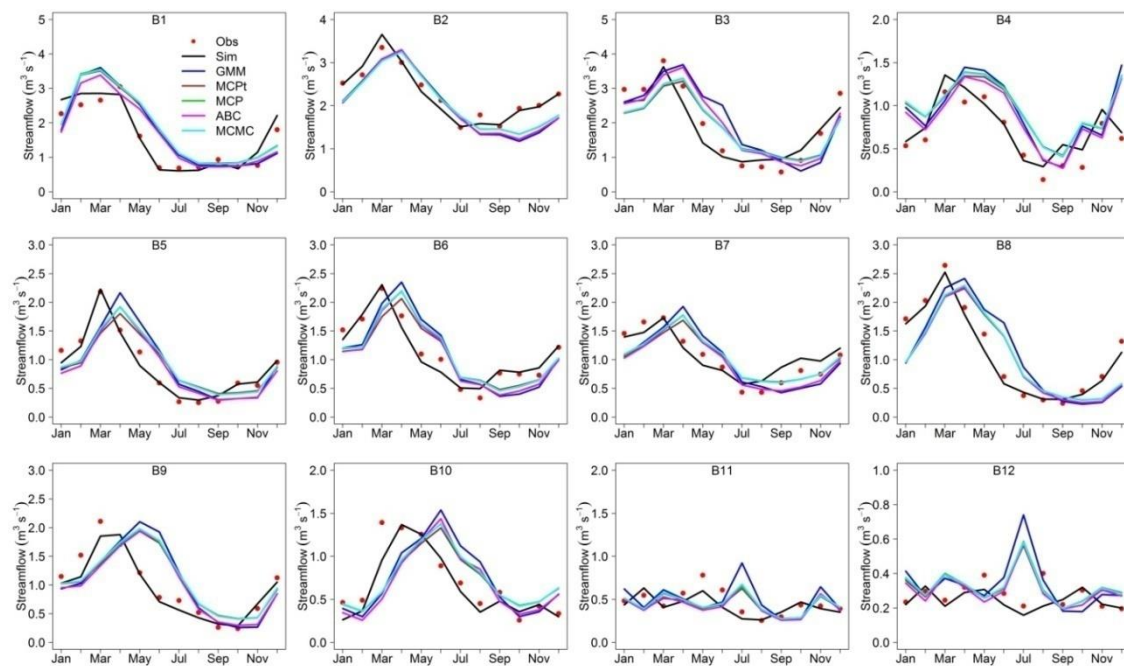


Figura 8. Caudales medios estacionales para el período de calibración (1960 a 1980) de las 12 cuencas, se muestra caudales observados, simulados (modelo GR4J) y post-procesados.

En los resultados post-procesados, la similitud a los caudales observados suele variar respecto a las diferentes cuencas, pero se puede notar que el post-procesador GMM que se representa en línea azul suele diferenciarse en la mayoría de cuencas, pero de forma notable en la cuenca 11 y 12 (Figura 8).

En la Figura 9 del QQ plot, donde se enfrentan distribuciones de probabilidad teórica con la del pronóstico, indica que los post-procesadores MCMC, MCP, MCPt y GMM tienen una mayor fiabilidad, siendo la relación de sus distribuciones de probabilidad cercana a la bisectriz. Caso particular que se puede ver es que el post-procesador ABC tiene forma de “S” indicando una infraestimación de la incertidumbre con mayor o menor medida. De acuerdo a la curva del QQ plot, los post-procesadores no cruzan por el valor de 0.5 indicando sesgo. El resultado de la fiabilidad que se muestra en la Tabla 16 podemos ver que los resultados son muy próximos a 1, que indican fiabilidad en los post-procesadores.

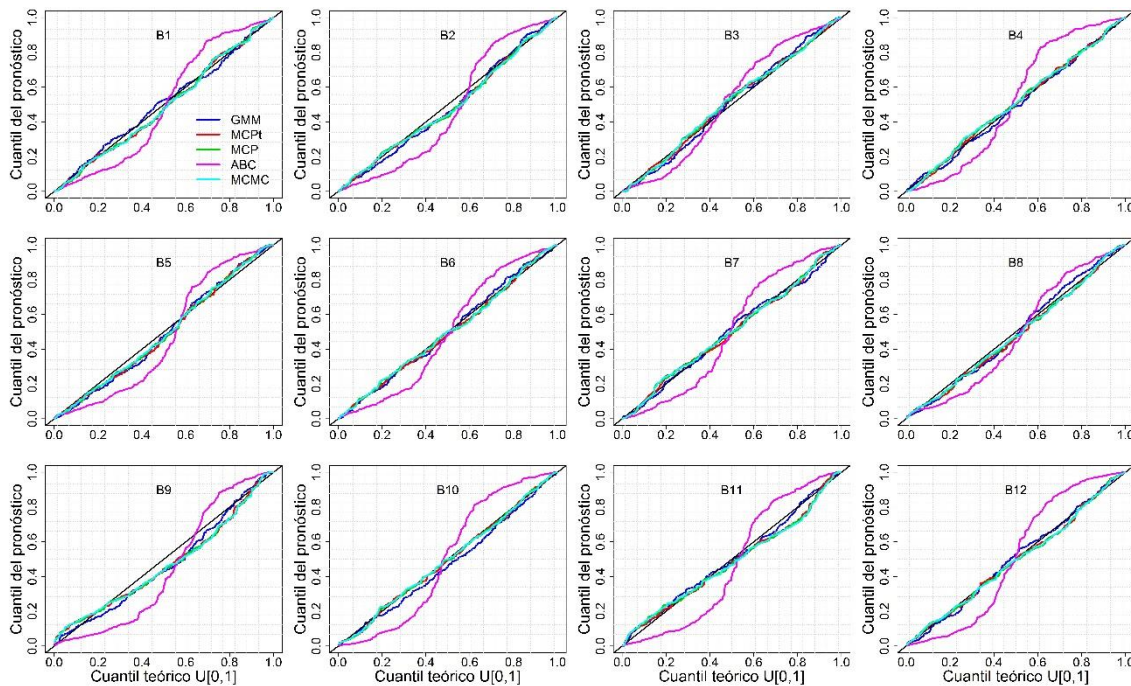


Figura 9. Diagrama QQ plot predictivo para el período de calibración (1960 a 1980) en las 12 cuencas de los cinco post-procesadores hidrológicos.

Tabla 16. Índices de fiabilidad de la distribución predictiva de los post-procesadores en las 12 cuencas del proyecto MOPEX, para el periodo de calibración (1960 a 1980).

Pos p.	B1	B2	B3	B4	B5	B6	B7	B8	B9	B10	B11	B12
ABC	0.997	0.997	0.997	0.997	0.997	0.997	0.997	0.997	0.997	0.997	0.997	0.997
MCMC	0.997	0.998	0.997	0.998	0.997	0.997	0.998	0.997	0.998	0.997	0.997	0.998
MCP	0.997	0.998	0.997	0.998	0.997	0.997	0.998	0.997	0.998	0.997	0.997	0.998
MCPt	0.998	0.998	0.997	0.997	0.997	0.997	0.998	0.997	0.998	0.997	0.997	0.998
GMM	0.998	0.998	0.997	0.997	0.997	0.997	0.998	0.997	0.997	0.997	0.997	0.998

En la Figura 10, la métrica NSE el post-procesador GMM al ser aplicado a las 12 cuencas se tiene una mediana de 0.88 aproximadamente siendo un valor aceptable, su valor mínimo y máximo es de 0.78 y 0.91 respectivamente, y el 50% de los datos se encuentra en el rango de 0.8 y 0.9. Los rendimientos de los post-procesadores MCPt, MCP, MCMC y ABC tienen valores similares, pero con diferencias respecto al post-procesador GMM ya que su valor mínimo como su mediana son inferiores a este último, también se puede apreciar que el 50% de los datos de los post-procesadores MCPt, MCP, MCMC y ABC tienen una variabilidad mayor que el post-procesador GMM.

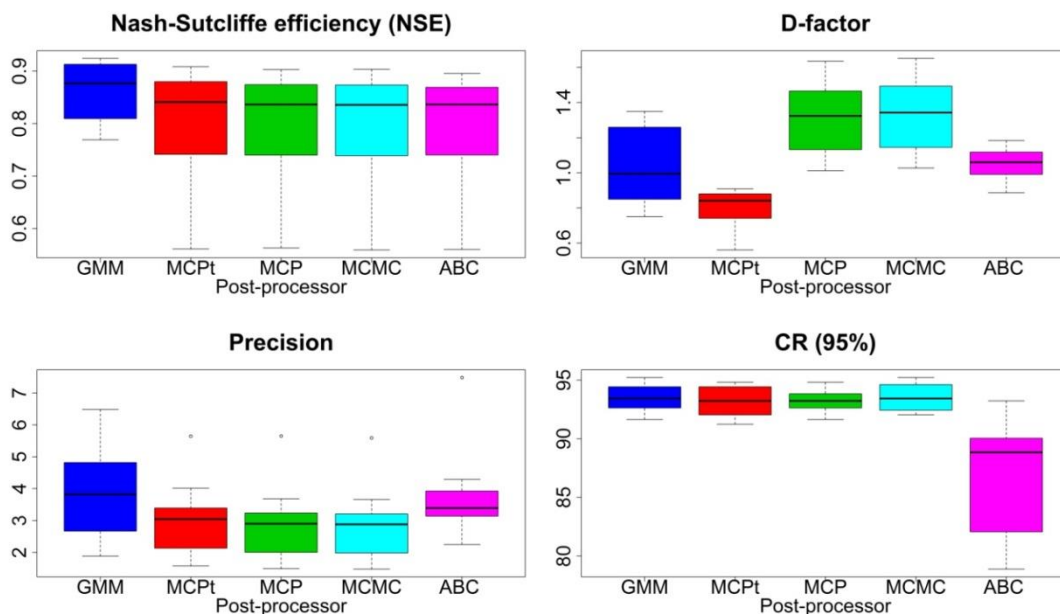


Figura 10. Diagramas de Caja-Bigotes (box-plots) de los rendimientos de los post-procesadores aplicados a las 12 cuencas del proyecto MOPEX, en el periodo de calibración (1960 a 1980).

La representación de la métrica probabilística d-factor indica una cierta variabilidad en los resultados de los post-procesadores aplicados en las 12 cuencas (Figuran 10). El rendimiento de esta métrica en el post-procesador ABC nos muestra una menor variabilidad ya que su valor mínimo y máximo son de 0.8 y 1.2 respectivamente, el 50% de sus datos se encuentran en un rango de 0.95 y 1.1. Los post-procesadores MCP y MCMC muestran valores similares con un valor mínimo de 1 y un valor máximo de 1.6, su rango intercuartílico es de 1.15 a 1.5. Los rendimientos del post-procesador MCPt ha obtenido valores inferiores a 1, siendo su valor mínimo de 0.5 y su valor máximo de 0.9 de manera aproximada. Los rendimientos del post-procesador GMM están en un rango de 0.8 y 1.35, su mediana se encuentra alrededor de 1 y el 50% de sus rendimientos tiene mayor variabilidad que los demás post-procesadores.

En la precisión mostrada en la Figura 10, el post-procesador ABC indica un valor mínimo de 2 y un valor máximo de 4, su mediana se encuentra alrededor de 3.2, el 50% de su rendimiento esta en el rango de 3 a 3.9, en este caso puede visualizar un valor atípico, en la precisión en la cuenca 2 (Tabla 13). Los post-procesadores MCMC, MCP Y MCPt han obtenido la precisión de manera similar con un mínimo inferior a 2 y un máximo cercano al 4 (Tabla 13), el 50% de sus datos están en el rango de 2.3 a 3.5 con una mediana de 3 de manera aproximada, también se puede ver que existen valores atípicos en los tres post-procesadores siendo la precisión de la cuenca 2, al igual que los resultados del post-procesador ABC. Los resultados del post-procesador GMM nos muestra mayor variabilidad siendo el valor mínimo cercano a 2 y el valor máximo de 6.5, el 50% de los datos están en un rango de 2.8 a 4.8 con una mediana de 3.8, también se puede visualizar que el 25% de los valores últimos tiene mayor variabilidad que el 25% de los primeros, en este caso no existe valores atípicos.

En la métrica ER (95%) en la Figura 10, los rendimientos del post-procesador ABC tienen una variabilidad en sus resultados de manera importante respecto a los resultados de los demás post-procesadores, teniendo un valor mínimo inferior a 80% y un valor máximo de 94% de manera aproximada, el 50% de sus datos están en el rango de 82% a 90% y su mediana se encuentra en el valor de 89%. Los resultados en esta métrica del post-procesador MCP nos indica una variabilidad muy inferior al post-procesador ABC, siendo su valor mínimo de 91% y su valor máximo de 94%, el 50% de sus datos se

encuentra en un rango estrecho de 93% a 94% de manera aproximada siendo su mediana 93.5%. Los post-procesador GMM, MCPt y MCMC han obtenido los rendimientos de manera similar respecto a la variabilidad de sus resultados siendo el post-procesador GMM con variabilidad menor. Los rendimientos al aplicar los post-procesadores no han tenido valores atípicos.

4.2.1. Análisis de resultados en el Periodo de validación (1981 a 1998) de las métricas probabilistas

En la Figura 11, la precisión indica que el post-procesadores ABC ha obtenido valores superiores a 4.5 este mismo corresponde a la cuenca 10, siendo la cuenca 2 donde su precisión ha sido mucho mayor con un valor superior a 12. En cambio, los resultados de esta métrica en los post-procesadores MCMC, MCP y MCPt son idénticos siendo la cuenca 12 donde la precisión es menor con valores aproximados a 1.7, al contrario, en la cuenca 2 se ha obtenido precisiones superiores a 5. El post-procesador GMM nos indica precisiones superiores a los post-procesadores MCMC, MCP y MCPt, pero a la vez inferiores al post-procesador ABC. En la cuenca 2 nos indica que los post-procesadores han tenido un mejor rendimiento respecto a esta métrica (Tabla 18).

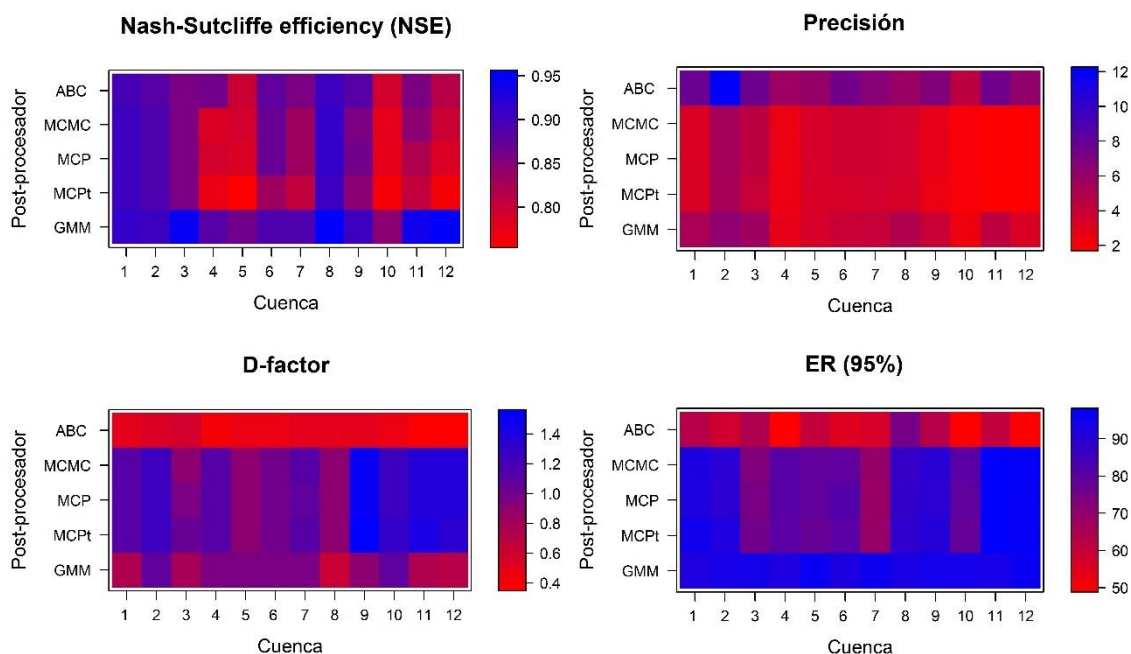


Figura 11. Índices de rendimiento de métricas probabilistas (d-factor,ER(95%) y precisión) calculados para simulaciones de caudales post-procesadas durante el periodo de validación (1981–1998), denotan: precisión, d-factor, ER (95%).

Para mejorar la visualización de los valores de la imagen anterior se presenta sus números de las métricas probabilísticas (precisión, d-factor y ER (95%)) en las Tablas 17 ,18 y 19. El índice de NSE en la Figura 11, se ha descrito en sub capítulo del rendimiento de metricas deterministas.

Tabla 17. Rendimiento de la métrica probabilista d- factor en las 12 cuencas, aplicando los cinco post-procesadores, para el periodo de validación (1981 a 1998).

Post- p.	B1	B2	B3	B4	B5	B6	B7	B8	B9	B10	B11	B12
ABC	0.48	0.52	0.57	0.41	0.46	0.44	0.50	0.51	0.51	0.45	0.35	0.37
MCMC	1.10	1.23	0.93	1.11	0.90	0.98	1.11	0.90	1.50	1.25	1.38	1.37
MCP	1.11	1.23	0.93	1.12	0.91	0.98	1.10	0.90	1.49	1.25	1.38	1.37
MCPT	1.14	1.25	1.03	1.13	0.92	1.01	1.13	0.91	1.56	1.28	1.43	1.35
GMM	0.76	1.07	0.78	0.97	0.96	0.95	0.94	0.63	0.92	1.09	0.73	0.69

Tabla 18. Rendimiento de la métrica probabilista de la precisión en las 12 cuencas, aplicando los cinco post-procesadores, para el periodo de validación (1981 a 1998).

Post- p.	B1	B2	B3	B4	B5	B6	B7	B8	B9	B10	B11	B12
ABC	7.73	12.26	7.61	5.84	6.17	7.38	6.61	5.93	6.83	4.56	7.54	6.29
MCMC	3.27	5.45	4.49	2.50	3.42	3.67	3.68	3.53	2.69	2.10	1.84	1.70
MCP	3.29	5.45	4.48	2.50	3.41	3.66	3.70	3.54	2.68	2.09	1.84	1.71
MCPT	3.21	5.37	4.08	2.46	3.32	3.47	3.57	3.47	2.55	2.05	1.74	1.70
GMM	5.32	6.36	5.67	2.76	3.45	3.95	4.06	4.98	3.95	2.35	4.44	3.24

Tabla 19. Rendimiento de la métrica probabilista ER (95%) en las 12 cuencas, aplicando los cinco post-procesadores, para el periodo de validación (1981 a 1998).

Post- p.	B1	B2	B3	B4	B5	B6	B7	B8	B9	B10	B11	B12
ABC	63.13	58.06	64.52	48.85	60.37	55.30	57.14	75.12	63.13	48.85	61.29	48.85
MCMC	92.63	89.86	73.73	81.11	78.80	79.72	69.59	87.56	89.86	80.65	97.70	96.77
MCP	92.17	89.40	74.65	81.11	78.80	81.57	68.66	88.02	89.40	79.26	98.16	96.31
MCPT	94.47	91.71	75.58	80.65	77.42	80.65	69.12	88.48	90.32	77.88	98.16	96.31
GMM	92.17	93.55	94.01	91.71	95.85	92.63	95.39	93.09	94.01	94.01	93.55	95.85

El ancho promedio del intervalo de predicción (d-factor) en el periodo de validación (Figura 11), indica que los rendimientos en el post-procesador ABC son inferiores a 1 y que están en un rango de 0.35 a 0.57, siendo el menor rendimiento en la cuenca 11, y el mejor rendimiento en la cuenca 3. En los resultados de los post-procesadores MCMC, MCP Y MCPt sus rendimientos son similares con resultados superiores o inferiores a 1, como es el caso de la cuenca 9 donde sus rendimientos son aproximadamente 1.5, caso contrario en las cuencas 5 con un valor de 0.9 en los tres post-procesadores. De acuerdo el post-procesador GMM sus valores varían de 0.6 a 1.1 pertenecientes a las cuencas 8 y la cuenca 10 respectivamente (Tabla 17).

En la Figura 11 y la Tabla 19, se muestra la métrica ER (95%) indicando la medida del rango de predicción del percentil 95, donde el post-procesador ABC ha obtenido valores inferiores a 95%, el mayor valor que se ha obtenido en el desempeño de esta métrica es de 75% correspondiente a la cuenca 8, en las cuencas 4, 10 y 12 su valor es de 49% aproximadamente. Lo post-procesadores MCMC, MCP Y MCPt nos da valores casi idénticos con pequeñas variaciones, la cuenca 7 tiene rendimientos del 70%, y las cuencas 11 y 12 sus valores son superiores a 95%. En el caso del post-procesador GMM se ha obtenido valores más cercanos al valor óptimo en comparación de los demás post-procesadores, salvo las cuencas 5, 7 y 12 donde sus valores son superiores a 95%.

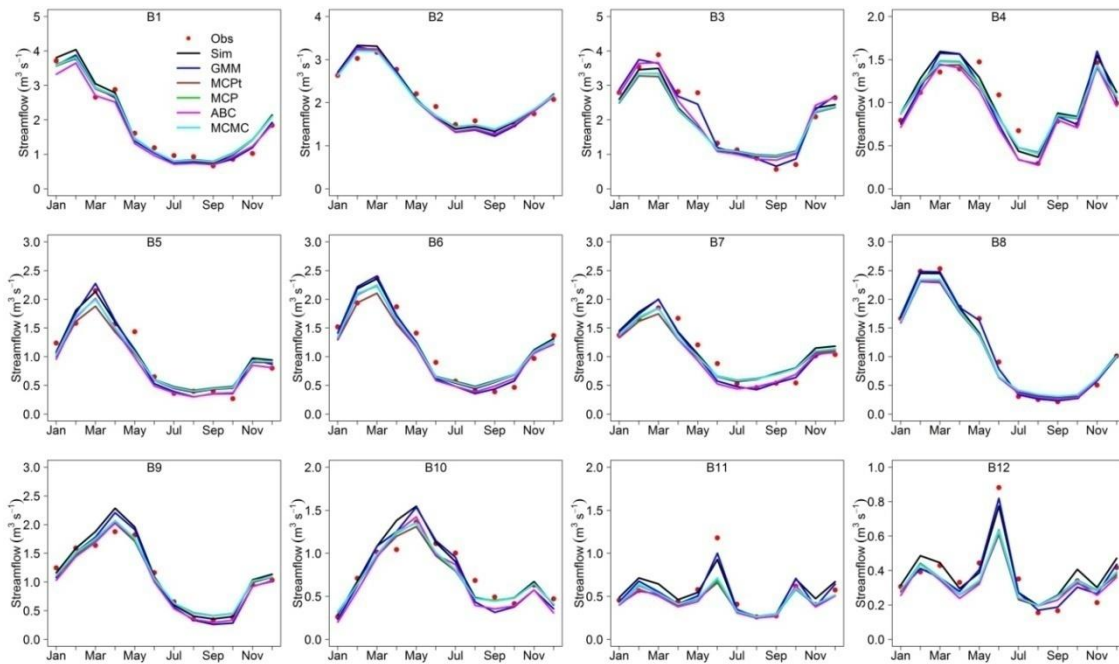


Figura 12. caudales medios estacionales para el período de validación (1981 a 1998) de las 12 cuencas, se denota datos: observados, simulados (modelo GR4J) y post-procesados.

En el periodo de validación (1981 a 1998) se puede ver que los resultados del modelo hidrológico GR4J (línea negra) tiene una representación muy similar a los caudales observados que se denotan por puntos rojos, incluso en la cuenca más seca que es la cuenca 12, teniendo la mejor similitud en las cuencas 1, la cuenca 11 y la cuenca 8 (Figura 12). Los resultados de los post-procesadores podemos ver que se parecen a los observados teniendo en cuenta que no se ve una variación en el rendimiento de forma significativa de manera estacional. Cabe resaltar que el resultado del post-procesador GMM en las 12 cuencas tiene una mejor similitud a los caudales observados.

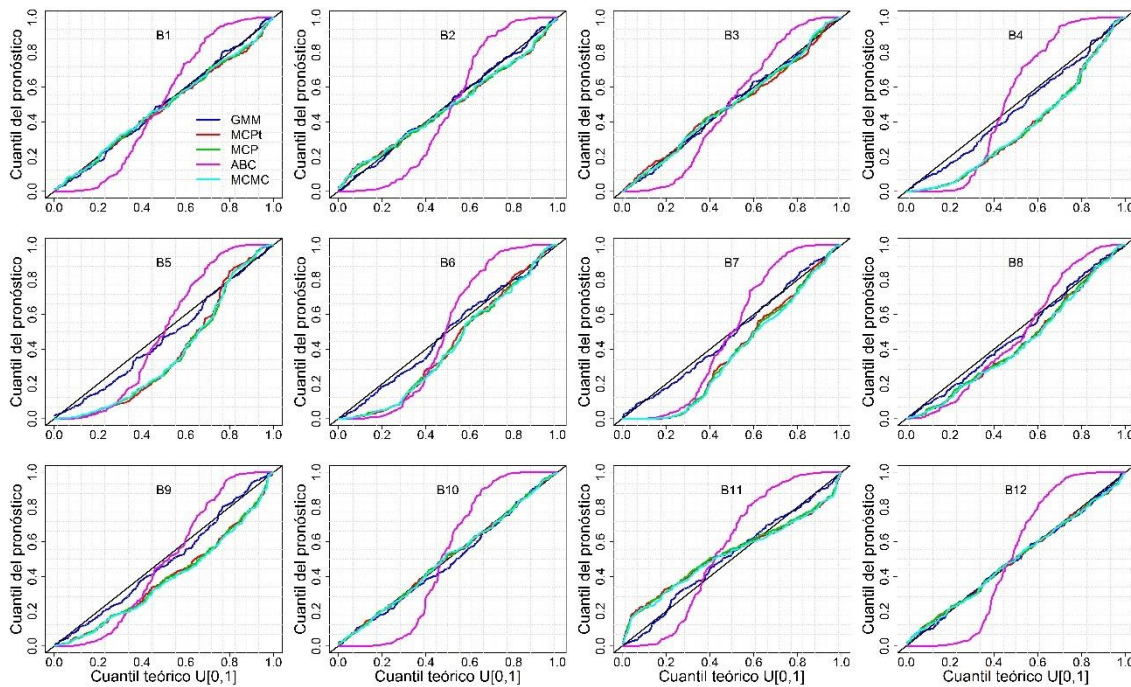


Figura 13. Diagrama QQ plot predictivo para el período de validación (1981 a 1998) en las 12 cuencas de los cinco post-procesadores hidrológicos.

En el periodo de validación (1981 a 1998) donde se hace el enfrentamiento de probabilidades empíricas y teóricas correspondientes a las distribuciones de probabilidad (Figura 13), denota que la curva del post-procesador ABC en las doce cuencas tiene forma de “S” indicando de acuerdo la teoría una infraestimación de la incertidumbre. El post-procesador GMM su curva se acerca mucho más a la bisectriz siendo la predicción más correcta. En los post-procesadores MCMC, MCP y MCPt sus curvas suelen parecerse, indicando una similitud en la incertidumbre predictiva. En relación con desplazamiento relativo entre la distribución predictiva y las observaciones visualizamos que existe un sesgo. De acuerdo los resultados de la Tabla 20 el índice de fiabilidad es cercanos a 1, indicando la fiabilidad de estos post-procesadores.

Tabla 20. Índices de fiabilidad de la distribución predictiva de los post-procesadores en las 12 cuencas del proyecto MOPEX, para el periodo de validación (1981 a 1998).

Pos p.	B1	B2	B3	B4	B5	B6	B7	B8	B9	B10	B11	B12
ABC	0.996	0.997	0.996	0.996	0.996	0.996	0.996	0.996	0.996	0.996	0.996	0.996
MCMC	0.997	0.998	0.997	0.997	0.996	0.997	0.997	0.997	0.997	0.997	0.997	0.997
MCP	0.997	0.998	0.997	0.997	0.996	0.997	0.997	0.997	0.997	0.997	0.997	0.997
MCPt	0.997	0.998	0.997	0.997	0.996	0.997	0.997	0.997	0.997	0.997	0.997	0.997
GMM	0.997	0.997	0.997	0.997	0.997	0.997	0.997	0.997	0.997	0.997	0.996	0.997

En la Figura 14, la métrica del coeficiente de Nash en el periodo de validación, indica que el post-procesador GMM obtiene mejores rendimientos. El post-procesador ABC su valor mínimo y máximo es de 0.79 y 0.9 respectivamente, teniendo una mediana de 0.85, los valores inferiores al primer cuartil son más dispersos que los valores contenidos entre el tercer cuartil y el valor máximo. Los post-procesadores MCP y MCMC muestran su rendimiento de manera similar, con una mediana aproximado a 0.84 y con el 50% de los datos comprendidos entre 0.80 y 0.87, en ambos post-procesadores los datos comprendidos entre el tercer cuartil y el máximo tienen mayor variabilidad que los datos comprendidos entre el mínimo y el 1er cuartil. Los resultados de desempeño del post-procesador MCPt nos muestran que tiene una variabilidad mayor que en los demás post-procesadores siendo su valor mínimo de cercano a 0.76 y su valor máximo de 0.9, se ha obtenido una mediana de 0.81 y el 50% de sus datos comprendidos entre el cuartil 1 y cuartil 3 están en un rango de 0.77 y 0.86. El rendimiento del post-procesador GMM, aproximadamente el 70% de los datos (comprendidos entre el 2do cuartil y el valor máximo) son superiores al rendimiento de los demás post-procesadores comprendidas entre 0.9 y 0.95. En esta métrica se puede ver que no existen valores atípicos.

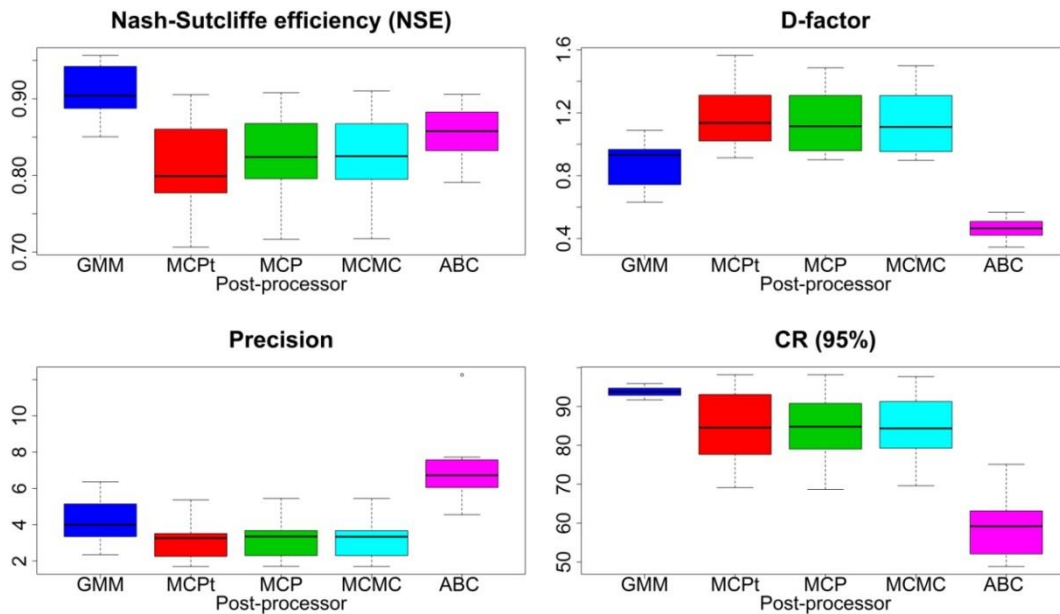


Figura 14. Diagramas de Caja-Bigotes (box-plot) del rendimiento de los post-procesadores aplicados a las 12 cuencas del proyecto MOPEX, en el periodo de validación (1981 a 1998).

La Figura 14 muestra la métrica probabilística d- factor en el periodo validación, los rendimientos del post-procesador ABC se encuentra en el rango de 0.4 y 0.6, con menor variabilidad que los demás post-procesadores, la mediana del rendimiento es aproximadamente de 0.41. Los post-procesadores MCMC, MCP y MCPt han obtenido de manera general valores similares respecto a los rendimientos, obteniendo una mediana aproximada de 1.1, el 50 % de sus rendimientos entre el cuartil 1 y el cuartil 3 están en un rango de 1 a 1.3, en estos tres casos se ve que el 25% de sus datos comprendidos entre el cuartil 3 y el valor máximo son más dispersos que los valores comprendidos entre el primer cuartil y el valor mínimo. En el post-procesador GMM sus valores de rendimiento están comprendidas entre 0.6 y 1.1, siendo su mediana de 0.95 y el 50% que corresponde al rango inter cuartil se encuentra entre 0.7 y 0.9 indicando un buen porcentaje de los resultados cercanos al mejor valor que es 1. Es bueno mencionar que en esta métrica sus rendimientos no han tenido valores atípicos.

La precisión en la Figura 14, se visualiza que el post-procesador ABC tiene rendimientos comprendidos entre 4.6 y 7.6 siendo superiores a 3 indicando que las predicciones obtenidas tienen una baja incertidumbre, la mediana está en un valor aproximado de 7, y los valores de precisión comprendidos entre el cuartil 1 y el valor mínimo son más dispersos que los valores comprendidos entre el cuartil 3 y el valor máximo, también se puede visualizar que existe un valor atípico que es superior a 12 y que corresponde a la cuenca 2 (considerada la más húmeda de acuerdo a la clasificación de Budyko). Los rendimientos de los post-procesadores MCMC, MCP Y MCPt tienen una variabilidad similar con un valor mínimo de 2 y máximo de 5, su mediana presenta también una similitud con un valor de 3, cabe precisar que al menos el 50% de los datos de precisión son inferiores a 3 indicando una mayor incertidumbre en sus predicciones; en estos tres procesadores no existen valores atípicos. En relación con el post-procesador GMM sus valores están comprendidos entre 2.4 a 6.4, siendo su mediana el valor de 4, el 50% de los datos del inter cuartil están en el rango de 3.4 y 5, y la cantidad de valores superiores a 3 es mayor que el 75% indicando que sus predicciones tienen una baja incertidumbre.

Los rendimientos de los post-procesadores correspondientes a la métrica ER (95%) mostrados en la Figura 14, nos muestra que el post-procesador ABC tiene valores comprendidos entre el mínimo y máximo de 40% y 75%, su mediana es aproximadamente de 60%, los valores comprendidos entre el tercer cuartil y el valor máximo tienen mayor variabilidad que los datos inferiores del primer cuartil. Los rendimientos de los post-procesadores MCMC, MCP y MCPt están comprendidos entre 69% hasta el 96 %, siendo los post-procesadores MCP y MCMC con más parecido en su variabilidad de sus rendimientos, el post-procesador MCPt tiene rendimientos con mayor variabilidad en el rango intercuartil. De acuerdo a los rendimientos del post-procesador GMM sus valores tienen la menor variabilidad respecto a los demás post-procesadores siendo su valor mínimo 92% y su valor máximo de 96% y su mediana 94%. Cabe precisar que los rendimientos en esta métrica no han tenido valores atípicos.

4.3. Influencia del índice de aridez en el rendimiento de los post-procesadores

En la Figura 15, se presenta los porcentajes de variación en el rendimiento, para el periodo de calibración y validación de la métrica NSE y la métrica KGE, las gráficas superiores corresponden al periodo de calibración (cal) y las inferiores al periodo de validación (Val). Podemos apreciar que los rendimientos en las métricas deterministas en el periodo de calibración como validación de los post-procesadores tienen resultados variados, no dependiendo de la clasificación por el índice de aridez de Budyko antes descrito (Figura 2).

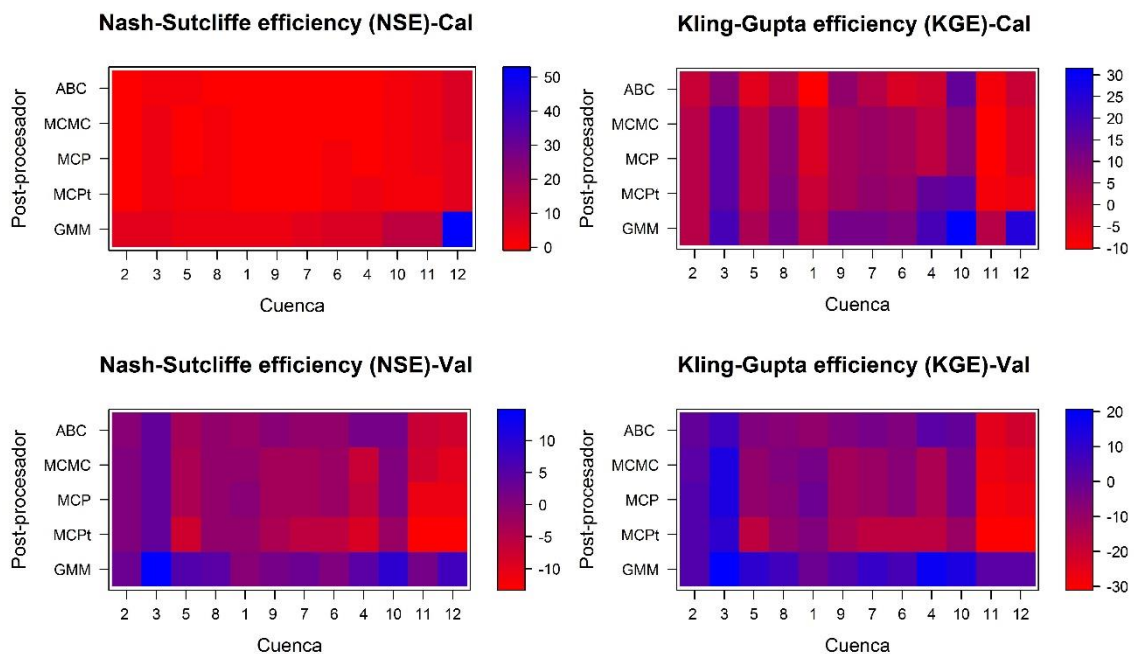


Figura 15. Porcentaje de variación de las métricas deterministas, en el periodo calibración y validación, al aplicar los post- procesadores. Los resultados están ordenados de la cuenca más húmedas a la más secas.

En la Figura 16, para el periodo de calibración y validación, se presenta el rendimiento de las métricas probabilistas de la precisión y la métrica probabilista ER (95%), las gráficas superiores corresponden al periodo de calibración (cal) y las inferiores al periodo de validación (Val). Podemos apreciar que al igual que las métricas deterministas no se ha encontrado una relación de los rendimientos con la clasificación climática de Budyko.

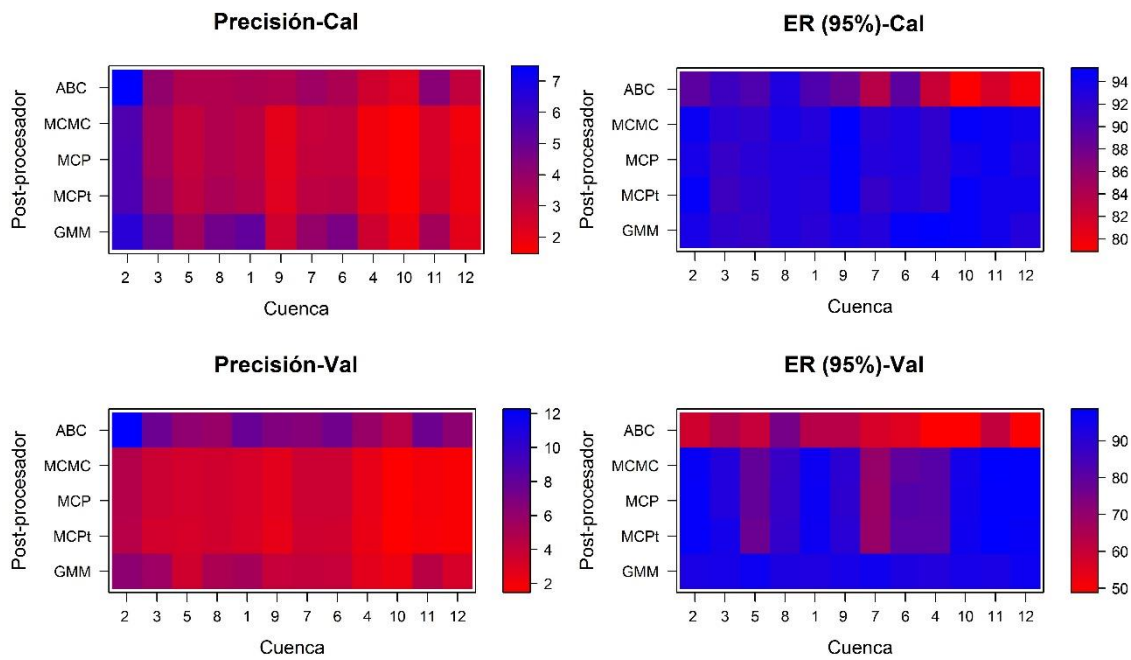


Figura 16. Rendimiento de las métricas probabilistas, en el periodo calibración y validación, de los post-procesadores aplicados a las simulaciones del modelo hidrológico GR4J. Y se ordena de la cuenca más húmeda a la cuenca más seca.

4.4. Resultados de la cuenca 2 (cuenca más húmeda según clasificación de budyko).

La cuenca 2 (la cuenca más húmeda de acuerdo la clasificación de Budyko), donde su índice de sequedad, que es la fracción de la evapotranspiración potencial (ETP) sobre la precipitación, es menor que 1, indicando que es limitada por la energía. Se muestra claramente en la Figura 17, los datos mensuales multianuales de la precipitación, el caudal y la evapotranspiración potencial, donde los meses de octubre hasta abril el caudal es en cantidad mayor que la ETP, en cambio en el periodo de abril a octubre la cantidad de ETP es mayor que el caudal, pero en todo el año los caudales tienen una variación en relación con la cantidad de precipitación mensual multianual, aumentando en tiempos de mayor lluvia y disminuyendo en caso contrario.

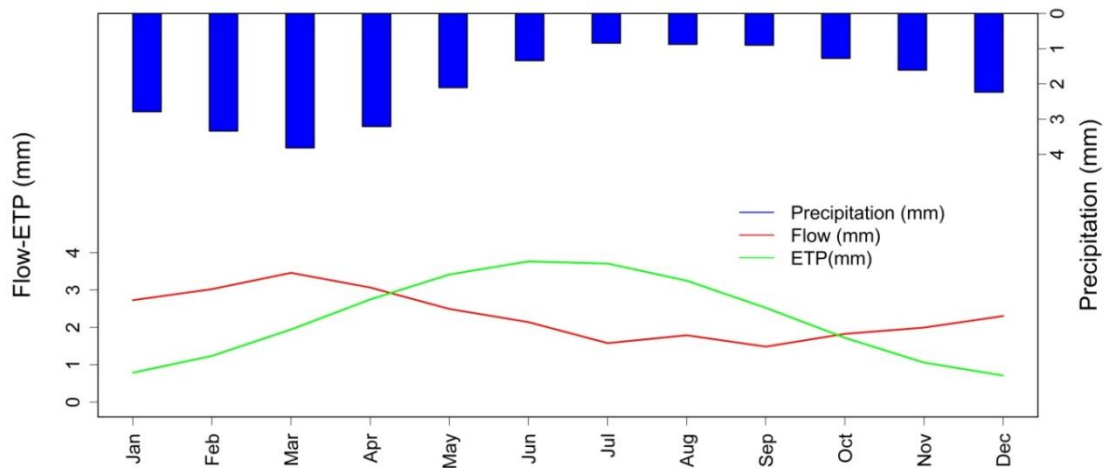


Figura 17. Mensual multianual de la precipitación, Flow y ETP de la cuenca 2 (cuenca más húmeda según clasificación de Budyko), para todo el periodo de estudio (1960 a 1998).

La Figura 18, donde se realiza un enfrentamiento entre las probabilidades teóricas y probabilidades del pronóstico, correspondientes a dos distribuciones de probabilidad. La gráfica superior corresponde al periodo de calibración (1960 a 1980) y la gráfica inferior al periodo de validación (1981 a 1998), siendo las abscisas las probabilidades acumuladas teóricas y en las ordenadas las probabilidades acumuladas del pronóstico. En el periodo de calibración el post-procesador ABC tiene forma de “S” indicando una infraestimación de la incertidumbre, los demás post-procesadores en este periodo de calibración (1960 a 1980) tienden a acercarse a la bisectriz lo cual indica fiabilidad. Se considera insesgado cuando cruza el valor de 0.5, en este caso se ve un desplazamiento relativo entre la distribución predictiva y las observaciones la cual existe sesgo.

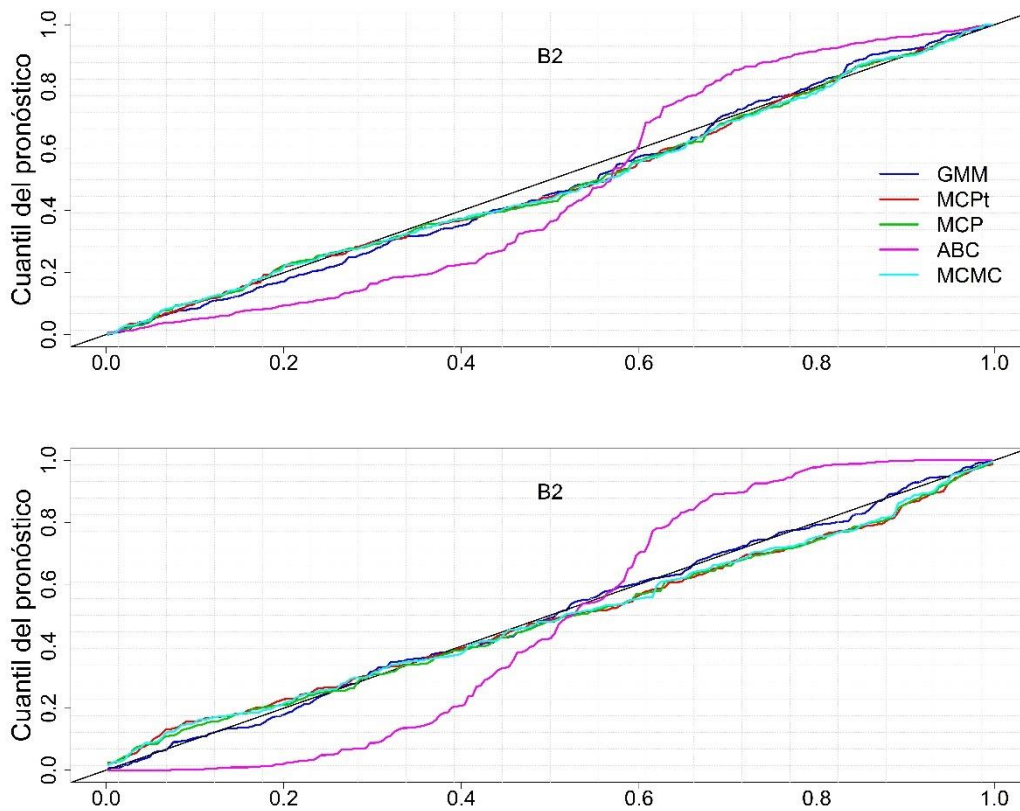


Figura 18. Diagrama QQ plot predictivo para el período de calibración (1960 a 1980) y validación (1981 a 1998) en la cuenca 2, de los cinco post-procesadores hidrológicos

De acuerdo el periodo de validación (1981 a 1998) se puede ver que al igual que la gráfica superior que corresponde al periodo de calibración, el post-procesador que tiene mayor área encerrada a la bisectriz con su curva es el post-procesador ABC, indicando menos fiabilidad, de acuerdo su forma de “S” indica una infraestimación de la incertidumbre predictiva. Los post-procesadores MCMC, MCP, MCPt y GMM son los que tienden a superponerse a la bisectriz, siendo este último quien tiene una mayor fiabilidad. De acuerdo el sesgo se puede ver que las curvas de los post-procesadores no pasan por la probabilidad de 0.5 lo cual indica su existencia.

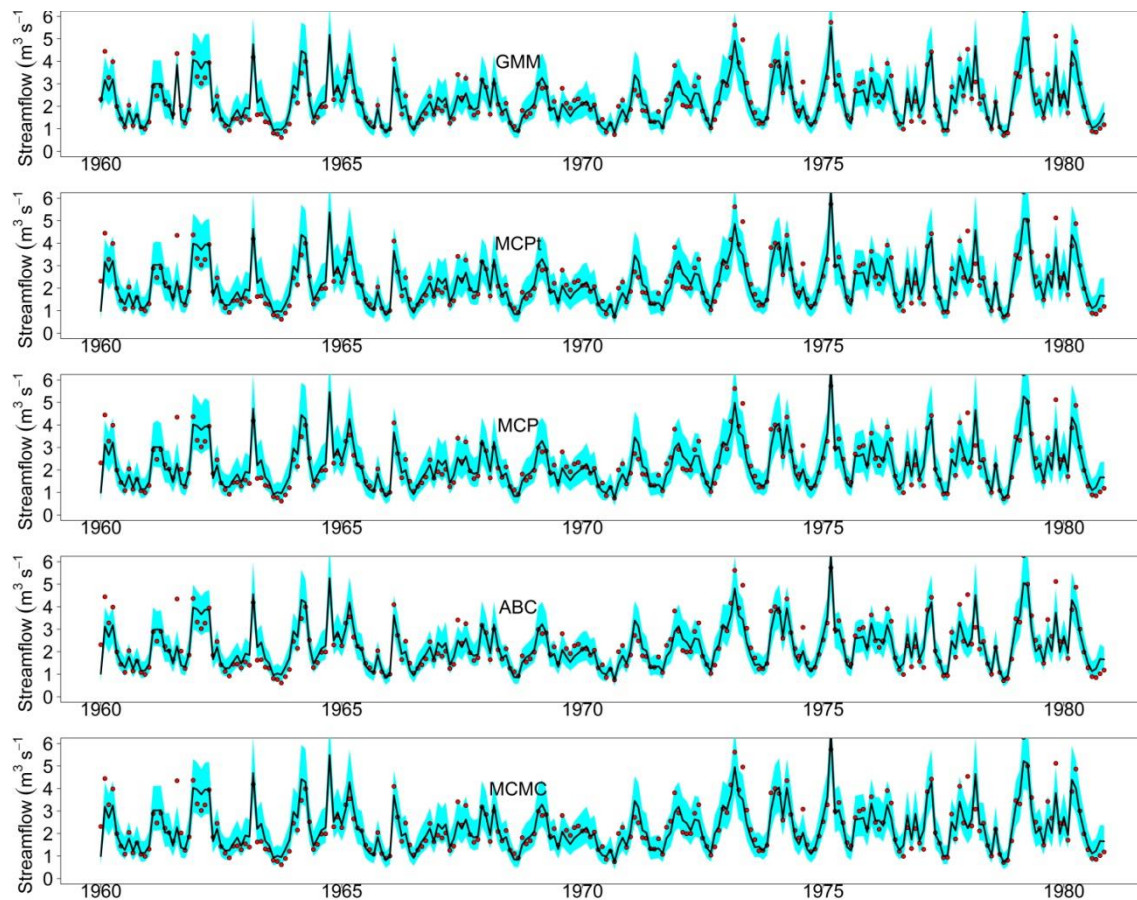


Figura 19. Banda de incertidumbre para el periodo de calibración (1960 a 1980) de los cinco post-procesadores en la cuenca 2, los puntos rojos indican las observaciones, la línea continua indica la mediana de la predicción y la región celeste la banda de incertidumbre.

En la Figura 19 se muestra en el periodo de calibración (1960 a 1980) los caudales observados que son los puntos de color rojo, la mediana de las predicciones por parte de los post-procesadores que es la línea continua de color negro y los límites predictivos que se muestra en forma de banda de color celeste en todo el periodo. Se puede ver que solo algunos datos observados no se encuentran dentro los límites de predicción, indicando que la predicción de los post-procesadores en general son realistas, ya que dentro de su banda de incertidumbre se encuentra la mayoría de observaciones. En relación con el ancho de la banda de incertidumbre, podemos ver que la variabilidad agregada del rango de predicción del percentil 95 de los post-procesadores ABC, MCMC, MCP, MCPt y GMM son 89.24%, 94.42%, 93.63%, 94.82% y 93.63 respectivamente como se muestra en la Tabla 15, siendo el MCPt con mejor rendimiento en esta cuenca.

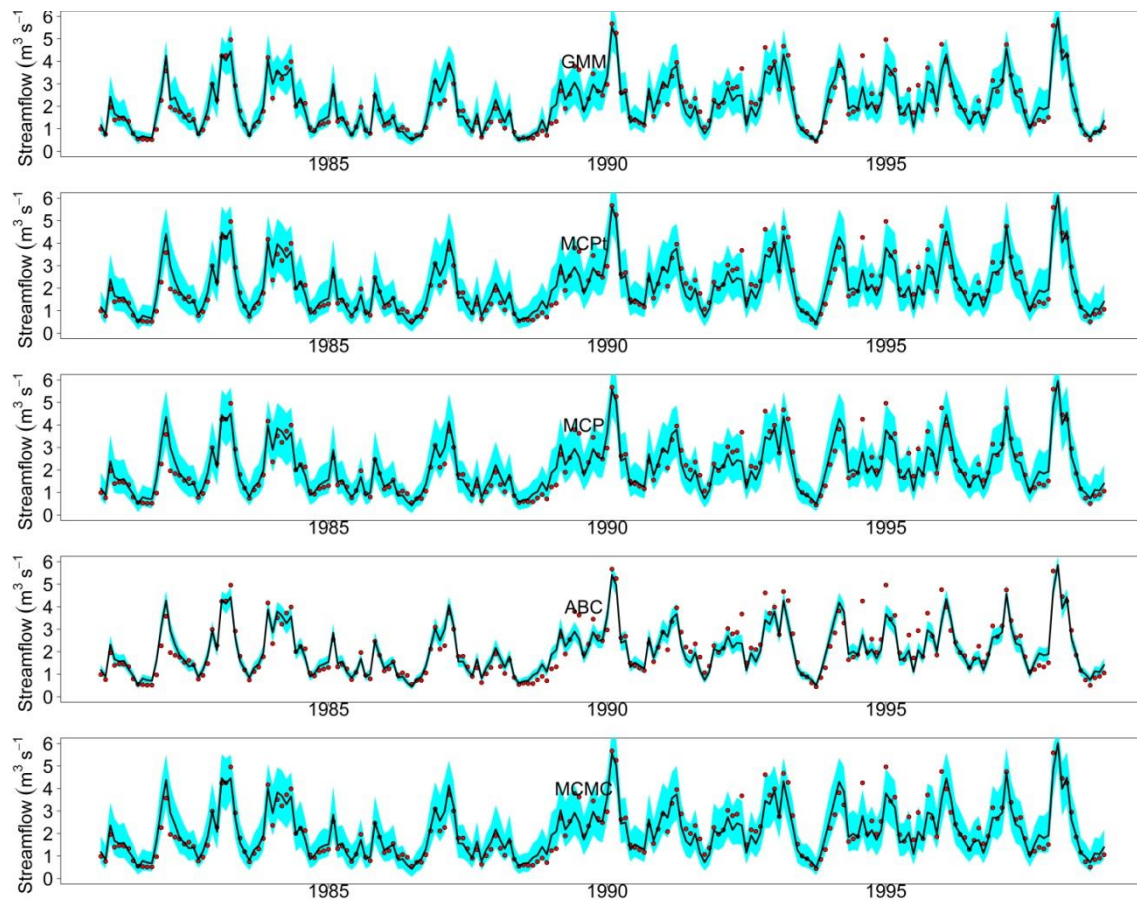


Figura 20. Banda de incertidumbre para el periodo de validación (1981 a 1998) de los cinco post-procesadores en la cuenca 2, los puntos rojos indican las observaciones, la línea continua indica la mediana de la predicción y la región celeste la banda de incertidumbre.

En la Figura 20 que corresponde al periodo de validación (1981 a 1998) se muestra los caudales mensuales observados que son los puntos de color rojo, la mediana de las predicciones de los post-procesadores en una línea continua de color negro y los límites en forma de banda de color celeste. En este periodo la cantidad de observaciones que no se encuentran dentro de los límites de predicción es mayor en el post-procesador ABC. La variabilidad agregada del percentil 95 de los post-procesadores ABC, MCMC, MCP, MCPt y GMM son 58.06, 89.86, 89.40, 91.71 y 93.55 respectivamente (Tabla 18). El post-procesador MCPt al igual que en el periodo de calibración es quien tiene el mejor rendimiento. De acuerdo su precisión en esta cuenca sucede lo contrario ya que el post-procesador ABC es el más preciso incluso duplicando el rendimiento de los demás post-procesadores (Tabla 17).

4.5. Resultados de la cuenca 12 (cuenca más seca según clasificación de budyko).

La Figura 21 muestra los datos mensuales multianuales de la precipitación, evapotranspiración potencial y el caudal de salida, donde el índice de sequedad, dada por la fracción de la evapotranspiración potencial sobre la precipitación, es mayor que 1, indicando que está limitada por el agua. Se puede ver que los caudales de salida mensuales multianuales son inferiores a 1mm en todo el periodo, en cambio la evapotranspiración potencial tiene una variabilidad en todos los meses teniendo valores muy superiores, llegando su valor máximo en el mes de julio con un valor de 6.5mm, las precipitaciones muestran una variabilidad, pero sus valores son inferiores a 1mm.

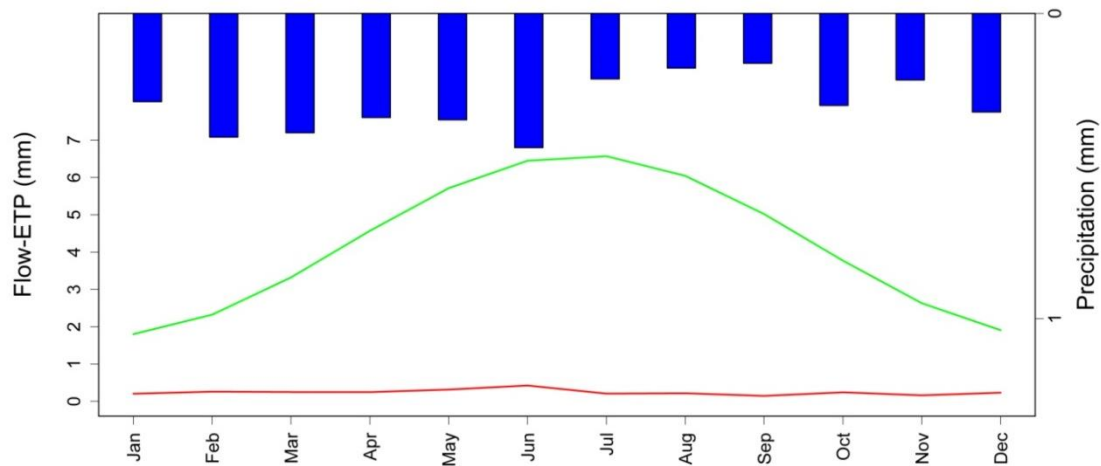


Figura 21. Mensual multianual de la precipitación, caudal y ETP de la cuenca 12 (cuenca más seca según clasificación de Budyko), para todo el periodo de estudio (1960 a 1998)

La Figura 22, donde se realiza un enfrentamiento entre las probabilidades teóricas y las probabilidades del pronóstico, correspondientes a dos distribuciones de probabilidad. La gráfica superior corresponde al periodo de calibración (1960 a 1980) y la gráfica inferior al periodo de validación (1981 a 1998), siendo las abscisas las probabilidades acumuladas teóricas y en las ordenadas las probabilidades acumuladas del pronóstico.

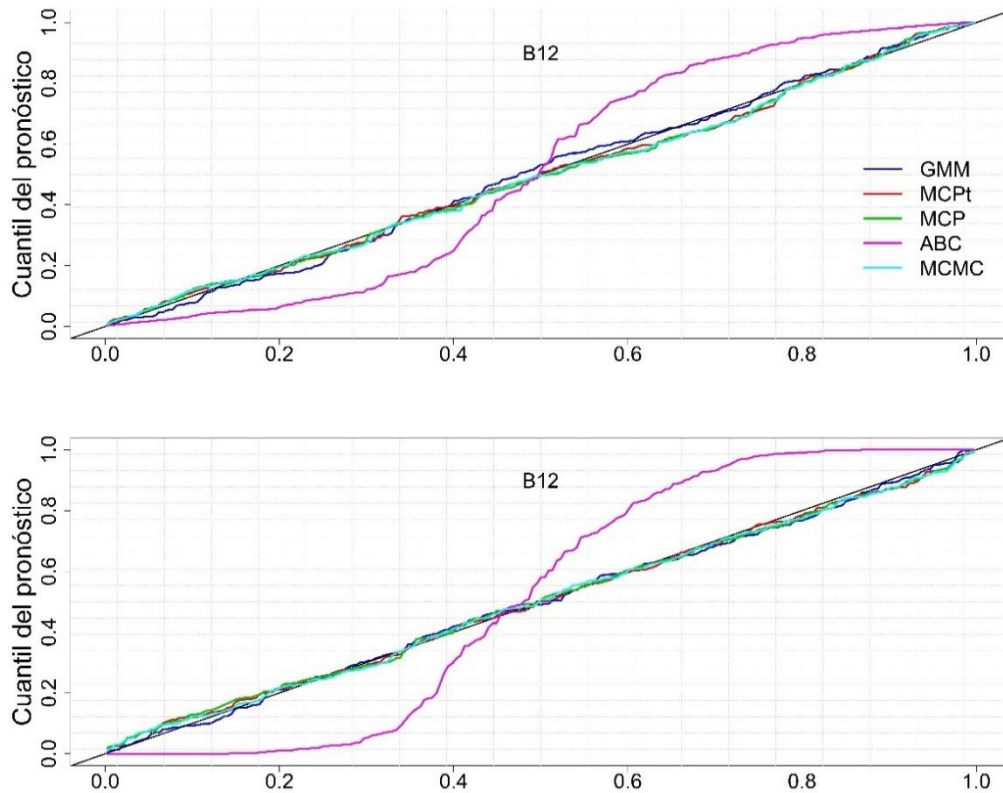


Figura 22. Diagrama QQ plot predictivo para el período de calibración (1960 a 1980) y validación (1981 a 1998) en la cuenca 12, de los cinco post-procesadores hidrológicos

En el periodo de calibración el post-procesador ABC muestra una fiabilidad menor ya que el área que encierra su curva con la bisectriz es mayor (Figura 22). Los post-procesadores MCP, MCPt, MCMC y GMM muestran una mejor fiabilidad ya que sus curvas se superponen a la bisectriz y su área que encierra con la misma es menor. El post-procesador ABC se ve claramente que tiene forma de “S” indicando que existe una infraestimación de la incertidumbre.

En el periodo de validación se puede ver que al igual que el periodo de calibración, el área que encierra la curva del post-procesador ABC con la bisectriz es mayor que los demás post-procesadores ya que estos tienden a superponer la bisectriz, indicando que el post-procesador ABC es menos fiable e indica que es menos parecida la distribución predictiva y las observaciones. En este periodo se puede ver que la curva del post-procesador ABC tiene una forma de “S” que indica la infraestimación de la incertidumbre

De acuerdo al sesgo, se puede ver que en ambos periodos las curvas no interceptan el punto 0.5 indicando su existencia.

En la Figura 23, se muestra en el periodo de calibración (1960 a 1980) los caudales observados que son los puntos de color rojo, la mediana de las predicciones por parte de los post-procesadores que es la línea continua de color negro y los límites predictivos en forma de banda de color celeste en todo el periodo. Se puede ver que los caudales son muy bajos y el post-procesador ABC tiene la mayor cantidad de datos observados que no están comprendidos dentro de los límites de predicción. De acuerdo a los demás post-procesadores son similares sus anchos de banda y la cantidad de datos observados dentro de sus límites de predicción. Sus valores de precisión en la cuenca 12 con el post-procesador ABC es mayor que el resto de los post-procesadores (Tabla 14). La medida de la variabilidad agregada del rango de predicción del percentil 95 es de 79.68, 94.82, 93.63, 94.42 y 92.83 para ABC, MCMC, MCP, MCPt Y GMM respectivamente (Tabla 15).

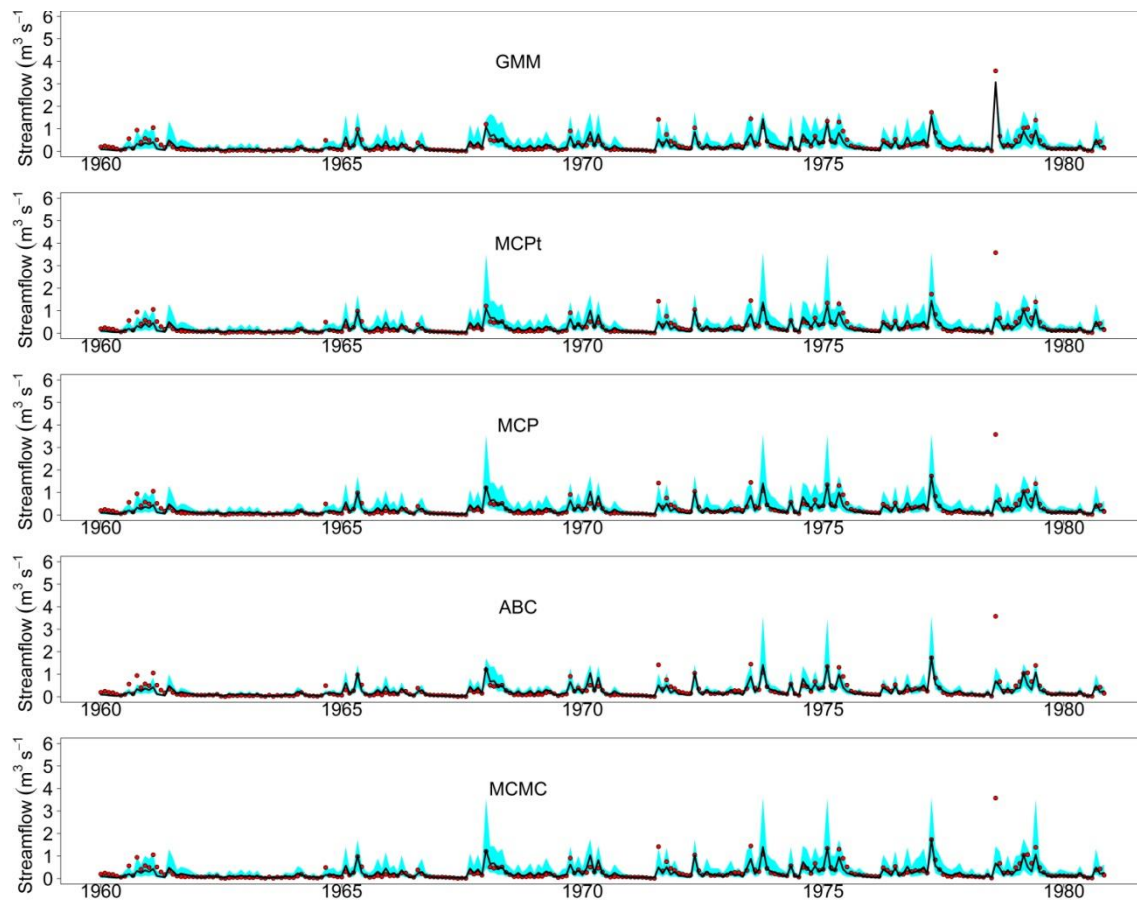


Figura 23. Banda de incertidumbre para el periodo de calibración (1960 a 1980) de los cinco post-procesadores en la cuenca 12, los puntos rojos indican las observaciones, la línea continua indica la mediana de la predicción y la región celeste la banda de incertidumbre.

Se presenta en la Figura 24 los caudales mensuales observados con puntos de color rojo, la mediana de las predicciones de los post-procesadores en una línea continua de color negro y los límites en forma de banda de color celeste. En este periodo de validación se puede ver que los post-procesadores GMM, MCP, MCPT y MCMC han tenido bandas más anchas respecto al periodo de calibración, especialmente en los caudales más altos, en cambio en post-procesador ABC el ancho de sus bandas ha disminuido. El número de caudales observados que no están dentro de los límites de predicción del post-procesador ABC es mayor que en los demás post-procesadores. La medida de la variabilidad agregada del rango de predicción del percentil 95 es de 48.85, 96.77, 96.31, 96.31, 95.85 para ABC, MCMC, MCP, MCPT Y GMM respectivamente, siendo estos valores superiores del óptimo (95) a excepción del post-procesador ABC (Tabla 18).

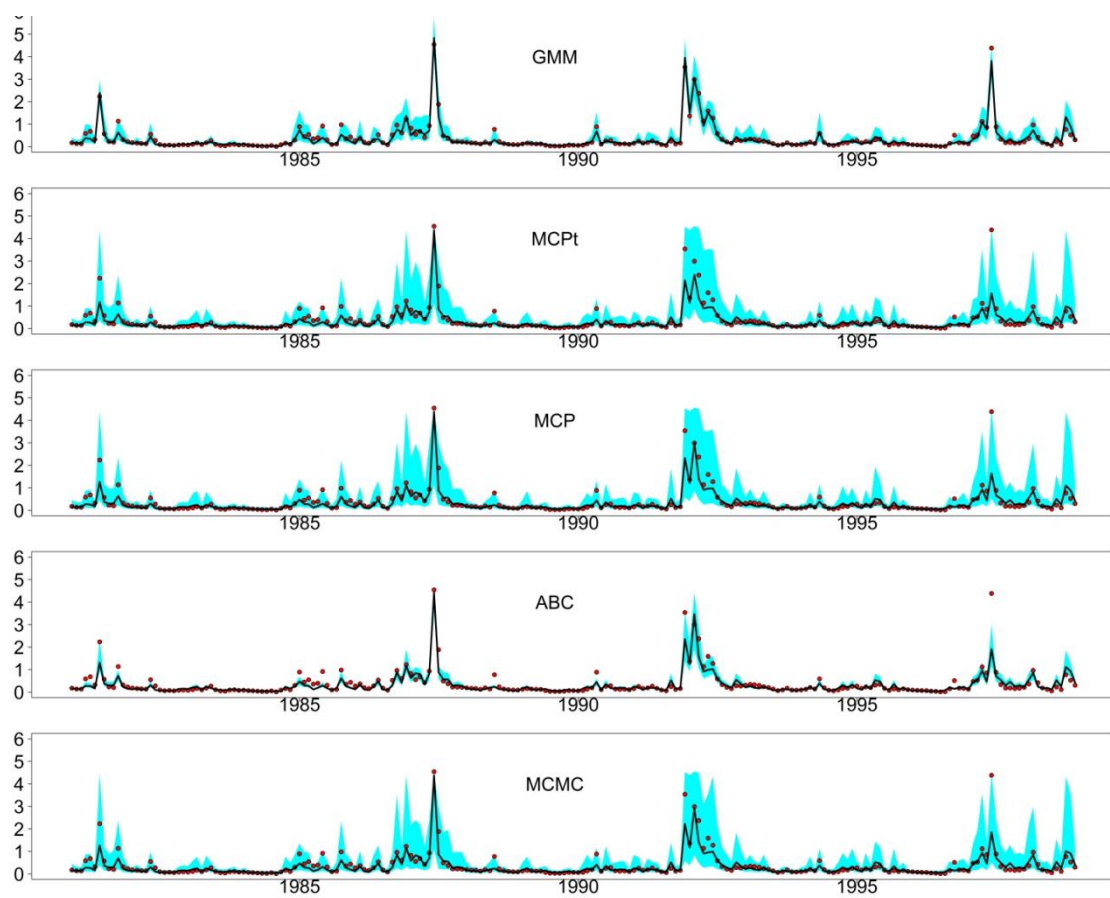


Figura 24. Banda de incertidumbre para el periodo de validación (1981 a 1998) de los cinco post-procesadores en la cuenca 12, los puntos rojos indican las observaciones, la línea continua indica la mediana de la predicción y la región celeste la banda de incertidumbre.

CAPÍTULO V. CONCLUSIONES

Se realizó una comparación exhaustiva y sistemática de cinco post-procesadores evaluados: ABC, MCMC, MCP, MCPt y GMM utilizando caudales mensuales observados y predicciones del modelo GR4J en doce cuencas con diferentes condiciones climáticas del proyecto MOPEX, y utilizando diferentes métricas de desempeño, tanto deterministas como probabilistas. Las diferentes variables utilizadas en la comparación permiten generalizar las siguientes conclusiones:

- El post-procesamiento hidrológico es una herramienta que permite mejorar las predicciones hidrológicas deterministas y al mismo tiempo proporciona una estimación de la incertidumbre predictiva que es de valiosa utilidad para apoyar la toma de decisiones de los gestores del recurso hídrico. Los resultados muestran que en general las predicciones hidrológicas post-procesadas son mejores que las predicciones del modelo GR4J (sin post-procesar).
- En general, el post-procesador GMM produce el mejor rendimiento en todas las cuencas y en la mayoría de las métricas de desempeño, especialmente en las cuencas secas.
- El desempeño del post-procesador ABC no es el mejor, pero este método utiliza menos información (resúmenes estadísticos), siendo el post-procesador más parsimonioso y de posible utilidad en cuencas no aforadas.

- En general, los post-procesadores presentan mejor desempeño en las cuencas húmedas. Sin embargo, no se encontró una correlación entre el índice de aridez y el rendimiento de los post-procesadores.
- El desempeño del MCP, MCPt y el MCMC producen resultados similares.

CAPÍTULO VI. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Carvajal, L. F., & Roldan, E. (2007). Calibración del modelo lluvia-escorrentía agregado GR4J. Aplicación: cuenca del río Aburrá. *Dyna*, 74, 73–87.
- Coccia, G., & Todini, E. (2011). Recent developments in predictive uncertainty assessment based on the model conditional processor approach. *Hydrology and Earth System Sciences*, 15(10), 3253–3274. <https://doi.org/10.5194/hess-15-3253-2011>
- Das, Y. (2015). Water Balance and Climatic Classification of a Tropical City Delhi - India. *American Journal of Water Resources*, Vol. 3, 2015, Pages 124-146, 3(5), 124–146. <https://doi.org/10.12691/AJWR-3-5-1>
- Drton, M., & Plummer, M. (2017). A Bayesian information criterion for singular models. *Journal of the Royal Statistical Society. Series B: Statistical Methodology*, 79(2), 323–380. <https://doi.org/10.1111/rssb.12187>
- Duan, Q., Andréassian, V., Franks, S., Goteti, G., Gupta, H. V., Gusev, Y. M., ... Wood, E. F. (2006). Model Parameter Estimation Experiment (MOPEX): An overview of science strategy and major results from the second and third workshops. *Journal of Hydrology*, 320(1–2), 3–17. <https://doi.org/10.1016/J.JHYDROL.2005.07.031>
- Evin, G., Thyer, M., Kavetski, D., McInerney, D., & Kuczera, G. (2014). Comparison of joint versus postprocessor approaches for hydrological uncertainty estimation accounting for error autocorrelation and heteroscedasticity. *Water Resources Research*, 50(3), 2350–2375. <https://doi.org/10.1002/2013WR014185>
- 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>
- 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 (Universitat Politècnica de València). <https://doi.org/10.4995/Thesis/10251/90652>
- Laio, F., & Tamea, S. (2007). Verification tools for probabilistic forecasts of continuous hydrological variables. *Hydrology and Earth System Sciences*, 11(4), 1267–1277. <https://doi.org/10.5194/hess-11-1267-2007>
- Nash, J. E., & Sutcliffe, J. V. (1970). River flow forecasting through conceptual models part I — A discussion of principles. *Journal of Hydrology*, 10(3), 282–290. [https://doi.org/10.1016/0022-1694\(70\)90255-6](https://doi.org/10.1016/0022-1694(70)90255-6)
- Perrin, C., Michel, C., & Andréassian, V. (2003). Improvement of a parsimonious model for streamflow simulation. *Journal of Hydrology*, 279(1–4), 275–289. [https://doi.org/10.1016/S0022-1694\(03\)00225-7](https://doi.org/10.1016/S0022-1694(03)00225-7)
- Renard, B., Kavetski, D., Kuczera, G., Thyer, M., & Franks, S. W. (2010). Understanding predictive uncertainty in hydrologic modeling: The challenge of identifying input and structural errors. *Water Resour. Res.*, 46, 5521. <https://doi.org/10.1029/2009WR008328>
- Ritter, A., & Muñoz-Carpena, R. (2013). Performance evaluation of hydrological models: Statistical significance for reducing subjectivity in goodness-of-fit assessments. *Journal of Hydrology*, 480, 33–45. <https://doi.org/10.1016/J.JHYDROL.2012.12.004>
- Romero, J., Abbruzzo, A., Adelfio, G., & Frances, F. (2019). Hydrological post-processing based on approximate Bayesian computation (ABC). *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 1–13. <https://doi.org/https://doi.org/10.1007/s00477-019-01694-y>
- Sun, R., Yuan, H., & Liu, X. (2017). Effect of heteroscedasticity treatment in residual error models on model calibration and prediction uncertainty estimation. *Journal of Hydrology*, 554, 680–692. <https://doi.org/10.1016/J.JHYDROL.2017.09.041>
- Todini, E. (2008). A model conditional processor to assess predictive uncertainty in flood forecasting. *International Journal of River Basin Management*, 6(2), 123–137. <https://doi.org/10.1080/15715124.2008.9635342>
- Ye, A., Duan, Q., Yuan, X., Wood, E. F., & Schaake, J. (2014). Hydrologic post-processing of MOPEX streamflow simulations. *Journal of Hydrology*, 508, 147–156. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2013.10.055>