

Universidad Nacional de Rosario
Facultad de Ciencias Exactas, Ingeniería y Agrimensura



Tesis Doctoral

Desarrollo de un sistema de monitoreo y alerta hidrometeorológico en la región Pampeana

Ing. Martin Alejandro Blanco Pérez

Director: Dr. Erik Daniel Zimmermann García
Co-Director: Dra. Eleonora Demaria

Miembros del Jurado: Dr. Hernán Stenta
Dr. Rafael Navas
Dr. Carlos Scioli

Tesis presentada en la Facultad de Ciencias Exactas, Ingeniería y Agrimensura, en cumplimiento parcial de los requisitos para optar al título de

Doctor en Ingeniería

Julio de 2024

Certifico que el trabajo incluido en esta tesis es el resultado de tareas de investigación originales y que no ha sido presentado para optar a un título de postgrado en ninguna otra Universidad o Institución.

A handwritten signature in black ink, appearing to read 'Blanco', with a stylized flourish at the end.

Martin Alejandro Blanco Pérez

A mis padres, Ana Katuska y José Rafael, cuyo amor incondicional y sacrificio han sido mi inspiración constante. A mi esposa Ninoska, por su amor, comprensión y aliento en todo el proceso. Hemos demostrado que, aunque el camino sea más lento, juntos llegamos más lejos. A mis hermanos, José, Auriana y Rubelyz por su cariño y apoyo, aun estando lejos físicamente. Por último, a mis queridos amigos Lidia y Ariel por añadir alegría a nuestra vida en Argentina.

AGRADECIMIENTOS

Quiero extender mi más sincero agradecimiento a mi director Erik Zimmermann, cuya orientación experta y perspicaz en el ámbito de la hidrología ha sido invaluable. Su disposición para dirigirme y ofrecer soluciones a cada desafío ha sido un sólido soporte en este viaje académico.

A mi Codirectora Eleonora Demaria, por su acompañamiento principalmente durante la etapa inicial de esta investigación. Sus recomendaciones han sido esenciales para dar forma y contenido a este trabajo.

A Ilda Entraigas, por su generosidad y su dedicación al revisar en detalle algunas secciones de este trabajo. Su contribución, sin duda, ha enriquecido el resultado final. Asimismo, agradezco a Guadalupe Ares y a Ignacio Villanueva por brindarme orientación. Sus conocimientos y habilidades para encontrar soluciones han sido un recurso importante en este proceso.

A mis amigos, Anelim, Leonela, Luisa, Micaela, Leonardo, Cristian, Claudio, Natalia y Sabrina, quienes, al estar más avanzados en sus doctorados, no solo me brindaron su amistad, sino que también fueron allanando el camino para el éxito de este proyecto de investigación. A todos mis compañeros de trabajo por nuestras conversaciones enriquecedoras, los momentos compartidos con mates y su apoyo constante han hecho más llevadero este camino académico.

Al Instituto de Hidrología de Llanuras “Dr. Eduardo Jorge Usunoff” por brindarme un entorno de trabajo propicio y por su colaboración académica, para facilitar la realización de esta tesis.

A la Comisión de Investigaciones Científicas de la Provincia de Buenos Aires (CICPBA), por otorgarme la beca para llevar a cabo la primera etapa de este trabajo.

Y finalmente, al Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas (CONICET), por brindarme la beca de finalización de doctorado que ha hecho posible la culminación de esta etapa académica.

A cada uno de ustedes, mi más profundo agradecimiento por ser parte de este trabajo y por su inestimable contribución a mi formación académica y personal.

RESUMEN

El pronóstico hidrológico es esencial para gestionar inundaciones y sequías, especialmente en la región Pampeana, donde los cambios en el uso del suelo y la variabilidad climática han incrementado las áreas inundables. A pesar de su importancia económica, esta región carece de herramientas para prever excesos hídricos, afectando la producción agrícola y ganadera. Esta tesis busca desarrollar aplicaciones basadas en sensoramiento remoto para predecir excesos hídricos en la cuenca del río Salado, un sistema hídrico con relieve plano que, en épocas húmedas, tiene inundaciones temporales debido a su limitada capacidad de drenaje.

La metodología aplicada para la predicción de caudales se basó en una estructura de múltiples modelos y múltiples satélites y se desarrolló en tres etapas. Primero, se validaron y corrigieron tres productos de precipitación satelital (TMPA, CMORPH e IMERG) comparándolos con datos observados y aplicando el método *Quantile Mapping* para remover el sesgo. Luego, se implementaron tres modelos hidrológicos (HydroBID, HBV y HEC-HMS). Finalmente, se validaron técnicas de ensamble combinando los productos de precipitación satelital corregidos y los modelos calibrados para generar pronósticos de caudales, utilizando promediado de pesos iguales y de varianza inversa.

Los resultados más destacados indican que los productos de precipitación corregidos reducen los errores entre 6,6 y 7,4 mm/día, mejorando su desempeño. Los modelos hidrológicos seleccionados tienen potencial para pronosticar en cuencas de llanura, con mayor precisión en crecientes de gran magnitud. Además, las técnicas de promediado de modelos mejoran significativamente la predicción de caudales. El promedio de pesos iguales sobresale en su rendimiento, reduciendo el NMSE en un 40% y mejorando el R hasta 56%.

En conclusión, el método aplicado en este estudio propone una estrategia prometedora para pronosticar inundaciones en cuencas de llanura. Combinar modelos hidrológicos con datos de precipitación satelital y técnicas de ensamble, mejora la predictibilidad de los caudales, abordando las incertidumbres meteorológicas e hidrológicas.

Palabras clave: Pronóstico hidrológico. Cuenca del río Salado. Productos de Precipitación Satelital. Modelos hidrológicos. Técnicas de ensamble.

ABSTRACT

Hydrological forecasting is essential for managing floods and droughts, especially in the Pampas region, where land-use changes and climate variability have increased flood-prone areas. Despite its economic importance, this region lacks tools to predict water excesses, affecting agricultural and livestock production. This thesis aims to develop remote sensing-based applications to predict water excesses in the Salado River basin, a flatland hydrological system that experiences temporary flooding during wet periods due to its limited drainage capacity.

The methodology applied for flow prediction was based on a multi-model and multi-satellite structure and was developed in three stages. First, three satellite precipitation products (TMPA, CMORPH, and IMERG) were validated and corrected by comparing them with observed data and applying the Quantile Mapping method to remove bias. Next, three hydrological models (HydroBID, HBV, and HEC-HMS) were implemented. Finally, ensemble techniques were validated by combining the corrected satellite precipitation products and the calibrated models to generate flow forecasts, using equal-weight and inverse-variance averaging.

The most notable results indicate that the corrected precipitation products reduce errors by 6.6 to 7.4 mm/day, improving their performance. The selected hydrological models show potential for forecasting in plain basins, with greater accuracy in large magnitude flood events. Additionally, the ensemble averaging techniques significantly improve flow prediction. Equal-weight averaging stands out in performance, reducing NMSE by 40% and improving R up to 56%.

In conclusion, the method applied in this study proposes a promising strategy for forecasting floods in plain basins. Combining hydrological models with satellite precipitation data and ensemble techniques enhances flow predictability, addressing meteorological and hydrological uncertainties.

Keywords: Hydrological forecasting. Salado river basin. Satellite Precipitation Products. Hydrological models. Ensemble techniques.

ÍNDICE

CAPÍTULO 1. INTRODUCCIÓN.....	1
1.1 Planteamiento del problema.....	1
1.2 Objetivos.....	3
1.2.1 Objetivo general.....	3
1.2.2 Objetivos específicos.....	4
1.3 Estructura del documento.....	4
CAPÍTULO 2. MARCO TEÓRICO.....	6
2.1 Teledetección.....	6
2.1.1 Satélites atmosféricos.....	7
2.1.2 Productos de precipitación satelital.....	9
2.2 Modelación hidrológica.....	10
2.2.1 Clasificación de los modelos hidrológicos.....	11
2.2.2 Análisis de sensibilidad.....	12
2.2.3 Calibración y validación.....	13
2.3 Pronóstico hidrometeorológico por conjunto.....	14
2.4 Síntesis de la metodología aplicada.....	14
CAPÍTULO 3. CUENCA DEL RÍO SALADO.....	17
3.1 Descripción general.....	17
3.2 El río Salado.....	20
3.3 Indicadores cuantitativos.....	23
3.3.1 Precipitación.....	23
3.3.2 Temperatura.....	27
3.3.3 Caudal.....	28
3.3.4 Suelos.....	30
3.3.5 Topografía.....	32
CAPÍTULO 4. VALIDACIÓN Y CORRECCIÓN DE ESTIMACIONES DE PRECIPITACIÓN SATELITAL UTILIZANDO OBSERVACIONES EN SUPERFICIE.....	34
4.1 Introducción.....	34

4.2 Metodología	36
4.2.1 Selección de los productos de precipitación satelital.....	36
4.2.1 Evaluación de los productos de precipitación satelital.....	37
4.2.2 Corrección del BIAS de los productos de precipitación satelital	40
4.3 Resultados	42
4.3.1 Análisis de la variabilidad espacial y temporal de los PPS	42
4.3.2 Evaluación de PPS	44
4.4 Discusión.....	50
4.5 Conclusiones del capítulo.....	52
CAPÍTULO 5. MODELACIÓN HIDROLÓGICA	54
5.1 Introducción.....	54
5.2 Metodología	55
5.3 HydroBID.....	57
5.3.1 Descripción	57
5.3.2 Implementación.....	60
5.2.3 Análisis de sensibilidad	63
5.3.4 Calibración.....	64
5.4 HBV.....	67
5.4.1 Descripción	67
5.4.2 Implementación.....	71
5.4.3 Análisis de sensibilidad	73
5.4.4 Calibración.....	75
5.5 HEC – HMS.....	78
5.5.1 Descripción	78
5.5.2 Implementación.....	83
5.5.3 Análisis de sensibilidad	87
5.5.4 Calibración.....	89
5.6 Conclusiones del capítulo.....	92

CAPÍTULO 6. VALIDACIÓN DE TÉCNICAS DE ENSAMBLE CON UN ENFOQUE DE MULTIPLES MODELOS Y MULTIPLES SATÉLITES PARA LA PREDICCIÓN DE CAUDALES	94
6.1 Introducción.....	94
6.2 Metodología	96
6.3 Resultados	98
6.3.1 Implementación de modelos hidrológicos usando PPS.....	98
6.3.2 Métodos de ensamble y banda de confianza del pronóstico	100
6.4 Conclusiones del capítulo.....	103
CAPÍTULO 7. CONSIDERACIONES FINALES	105
Bibliografía.....	108
Anexos	124
Anexo 1 Síntesis de periodos de datos utilizados en este estudio.....	124
Anexo 2 Gráficos de análisis de sensibilidad HydroBID	125
Anexo 3. Gráficos de análisis de sensibilidad HBV	128
Anexo 4. Gráficos de análisis de sensibilidad HEC-HMS	131
Anexo 5. Gráficos de la simulación de los modelos HydroBID, HBV y HEC-HMS.	134
Anexo 6. Publicaciones en las cuales el autor ha participado con aportes surgidos de la presente Tesis.....	135

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 2.1 El espectro electromagnético – Imagen: - The COMET Program.....	6
Figura 2.2 Área cubierta por 3 órbitas, el TRMM (amarillo) y el GPM (azul) – Imagen: NASA.	9
Figura 2.3 Esquema de la metodología aplicada.	15
Figura 3.1 Ubicación de la cuenca del río Salado en la Ecorregión Pampa. Los números corresponden a los complejos: 1. Pampa Mesopotámica. 2. Pampa Llana. 3. Pampa Ondulada. 4. Pampa Deprimida. 5. Pampa Arenosa. 6. Pampa Arenosa Anegable. 7. Pampa Medanosa. 8. Planicie Periserrana Distal. 9. Lagunas Encadenadas. 10. Pampa Interserrana. 11. Sierras Bonaerenses.	18
Figura 3.2 Principales cursos de agua de la cuenca del río Salado.	20
Figura 3.3 Ubicación de las estaciones meteorológicas e hidrométricas.....	24
Figura 3.4 Precipitación mínima, media y máxima mensual para las 29 estaciones meteorológicas. Periodo 2001–2017.....	25
Figura 3.5 Ubicación geográfica de las estaciones meteorológicas y régimen estacional de precipitación. Periodo 2001-2017.....	26
Figura 3.6 Precipitación media anual. Periodo 1991-1996.	26
Figura 3.7 Valores mínimos, medios y máximos de temperatura. Periodo 1991-2017.	27
Figura 3.8 Temperatura media anual. Periodo 1991-1996.	28
Figura 3.9 Caudales observados en las estaciones HL 1020 y HL 1045. Periodo 1990-2019	30
Figura 3.10 Mapa de textura de suelo de la cuenca del río Salado. Se incluyen los cuerpos de agua el afloramiento. (INTA-SAGyP, 1990).....	31
Figura 3.11 Mapa de cobertura de suelo de la cuenca del río Salado. (Volante et al., 1990).	32
Figura 3.12 Modelo Digital de Elevación del SRTM obtenido del GeoPortal CGIAR-CSI. (Jarvis et al., 2008).	33
Figura 4.1 Representación gráfica del método de QM.	41
Figura 4.2 Esquema de la metodología del capítulo 4.....	42
Figura 4.3 Distribución espacial de la precipitación observada y estimada por los distintos PPS (mm/año). Periodo 2001-2017.	42
Figura 4.4 Distribución espacial de la precipitación promedio trimestral en mm. Periodo 2001-2017.	43
Figura 4.5 Gráfico de POD, FAR, BIAS y ETS en función de los umbrales de precipitación diaria. Periodo 2001-2017.....	44
Figura 4.6 Diagrama de cajas de los coeficientes estadísticos descriptivos calculados para las precipitaciones diarias. Periodo 2001-2017.....	45

Figura 4.7 Diagrama de cajas de los coeficientes estadísticos descriptivos calculados para la precipitación trimestral. Periodo 2001-2017.	47
Figura 4.8 BIAS en porcentaje correspondiente a los trimestres EFM, AMJ, JAS y OND. Periodo 2001-2017.	48
Figura 4.9 R correspondiente a los trimestres EFM, AMJ, JAS y OND. Periodo 2001-2017.	49
Figura 4.10 RMSE correspondiente a los trimestres EFM, AMJ, JAS y OND. Periodo 2001-2017.	50
Figura 5.1 Esquema del método GWLF con la rutina de enrutamiento Lag-routing usado enl el modelo HydroBID.	58
Figura 5.2 Delimitación de subcuencas y red de drenaje obtenidas de la AHD modificada.	61
Figura 5.3 Caudales diarios simulados vs. caudales diarios observados en la estación HL 1020 Período: 1 de enero 1991 al 31 de diciembre 1996.	66
Figura 5.4 Caudales diarios simulados vs. caudales diarios observados en la estación HL 1045 Período: 1 de enero 1991 al 31 de diciembre 1996.	66
Figura 5.5 Esquema del método HBV con la rutina de enrutamiento Saint-Venant.	68
Figura 5.6 Delimitación de celdas (HRU) para el modelo HBV en la cuenca del río Salado.	71
Figura 5.7 Caudales diarios simulados vs. caudales diarios observados en la estación HL 1020. Período: 1 de enero 1991 al 31 de diciembre 1996.	77
Figura 5.8 Caudales diarios simulados vs. caudales diarios observados en la estación HL 1045 Período: 1 de enero 1991 al 31 de diciembre 1996.	78
Figura 5.9 Esquema del método SMA con la rutina de enrutamiento lag-routing usados en el modelo HEC-HMS.	79
Figura 5.10 Esquema del orden de los cálculos seguidos al ocurrir precipitación o evapotranspiración	82
Figura 5.11 Delimitación de subcuencas y red drenaje en el modelo HEC-HMS.	84
Figura 5.12 Caudales simulados y observados en la estación HL 1020. Período: 1 de enero 1991 al 31 de diciembre 1996.	91
Figura 5.13 Caudales simulados y observados en la estación HL 1045. Período: 1 de enero 1991 al 31 de diciembre 1996.	91
Figura 6.1 Conjunto de pronósticos de caudal para la estación HL 1020	99
Figura 6.2 Conjunto de pronósticos de caudal para la estación HL 1045.	100
Figura 6.3 Serie de pronósticos finales y banda de confianza para la estación HL 1020.	101
Figura 6.4 Serie de pronósticos finales y banda de confianza para la estación HL 1045.	101

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 2.1 Datos de entrada para los algoritmos TMPA, CMORPH e IMERGH.	10
Tabla 2.2 Rangos de parámetros estadísticos para calibración del modelo.	13
Tabla 2.3 Criterio para la evaluación de la bondad de ajuste.	13
Tabla 3.1 Características principales de las estaciones meteorológicas utilizadas en el estudio.	23
Tabla 3.2 Ecuaciones de las curvas H-Q para las estaciones hidrométricas utilizadas.	29
Tabla 4.1 Principales características de los PPS.	37
Tabla 4.2 Estadísticos categóricos usados en la evaluación de los PPS. H: la precipitación observada y del PPS están por encima del umbral; M: la precipitación observada está por encima del umbral y la del PPS por debajo; F: la precipitación del PPS está por encima del umbral y la observada por debajo; T representa el número total de eventos.	38
Tabla 4.3 Estadísticos descriptivos usados en la evaluación de los PPS. <i>m</i> : tamaño de la muestra; <i>S_n</i> : estimaciones de precipitación satelital; <i>O_n</i> : observaciones en superficie; <i>S</i> : media aritmética de las estimaciones de precipitación satelital; <i>O</i> : media aritmética de las observaciones en superficie.	40
Tabla 4.4 Comparación de los PPS en tiempo casi real corregidos en este trabajo con los PPS en su versión final de otros estudios realizados a escala diaria en Sudamérica.	51
Tabla 5.1 Parámetros de calibración del modelo HydroBID.	60
Tabla 5.2 Campos y fuentes de datos para la tabla de cuencas.	61
Tabla 5.3 Campos y fuentes de datos para la tabla de navegación.	62
Tabla 5.4 Campos y fuentes de datos de suelo.	62
Tabla 5.5 Campos y fuentes de datos para la tabla de datos meteorológicos.	62
Tabla 5.6 Clasificación de la sensibilidad de los parámetros del modelo HydroBID para la cuenca HL 1020 respecto al RSR, BIAS y NSE.	63
Tabla 5.7 Clasificación de la sensibilidad de los parámetros del modelo HydroBID para la cuenca HL 1045 respecto al RSR, BIAS y NSE.	64
Tabla 5.8 Parámetros calibrados de la cuenca del río Salado en las estaciones HL 1020 y HL 1045.	65
Tabla 5.9 Parámetros de calibración del modelo HBV.	70
Tabla 5.10 Ejemplo del archivo de datos de entrada al modelo HBV.	72
Tabla 5.11 Ejemplo del archivo de datos meteorológicos del modelo HBV.	72
Tabla 5.12 Ejemplo del archivo de los parámetros del modelo HBV.	72
Tabla 5.13 Clasificación de la sensibilidad de los parámetros del modelo HBV para la cuenca HL 1020 respecto al RSR, BIAS y NSE.	74

Tabla 5.14 Clasificación de la sensibilidad de los parámetros del modelo HBV para la cuenca HL 1045 respecto al RSR, BIAS y NSE.	75
Tabla 5.15 Parámetros calibrados del modelo HBV de la cuenca del río Salado hasta las estaciones HL 1020 y HL 1045.	76
Tabla 5.16 Parámetros de calibración del modelo HEC-HMS.	83
Tabla 5.17 Características geomorfológicas de la cuenca.	84
Tabla 5.18 Métodos y parámetros usados en el modelo de cuenca del HEC-HMS.	85
Tabla 5.19 Valores de interceptación del dosel.	86
Tabla 5.20 Valores de almacenamiento de la depresión superficial.	86
Tabla 5.21 Clasificación de la sensibilidad de los parámetros del modelo HEC-HMS para la cuenca HL 1020 respecto al RSR, BIAS y NSE.	88
Tabla 5.22 Clasificación de la sensibilidad de los parámetros del modelo HEC-HMS para la cuenca HL 1045 respecto al RSR, BIAS y NSE.	89
Tabla 5.23 Parámetros calibrados del modelo HEC-HMS de la cuenca del río Salado hasta las estaciones.	90
Tabla 6.1 Métricas de evaluación de los pronósticos: m : tamaño de la muestra; S_n : estimaciones de caudal; O_n : observaciones de caudal; S : media aritmética de las estimaciones de caudal; O : media aritmética de las observaciones de caudal.	98
Tabla 6.2 Evaluación de los pronósticos de caudal para la estación HL 1020 usando nueve combinaciones Modelo-PPS y los métodos de ensamble aplicados.	102
Tabla 6.3 Evaluación de los pronósticos de caudal para la estación HL 1045 usando nueve combinaciones Modelo-PPS y los métodos de ensamble aplicados.	103

CAPÍTULO 1. INTRODUCCIÓN

1.1 Planteamiento del problema

Pronosticar, a través de modelos numéricos, es una actividad importante en los ámbitos económicos, sociales y ambientales. En los sistemas hidrológicos, la predicción de caudales es fundamental para la gestión eficiente del agua, la planificación de recursos y la reducción de riesgos vinculados a eventos extremos como inundaciones y sequías (Cho & Kim, 2022). Generar pronósticos de caudal permite dilucidar las mejores decisiones de prevención y atención de desastres naturales, además reduce la potencialidad de los conflictos por el aprovechamiento del agua en tiempos de crisis.

Las inundaciones se encuentran entre las catástrofes naturales más destructivas que ha experimentado la humanidad, representando un riesgo que amenaza las economías locales, las redes de transporte y la vida humana (Viglizzo & Frank, 2005). Entre 2000 y 2019, las inundaciones generaron pérdidas económicas estimadas en 650,000 millones de dólares, afectaron a 1,650 millones de personas y provocaron más de 100,000 muertes (UNESCO, 2023). Las simulaciones hidrológicas son herramientas avanzadas que posibilitan el análisis del comportamiento de áreas propensas a inundaciones durante periodos de excesos hídricos.

La región Pampeana, escenario del presente trabajo, es una llanura vulnerable a eventos hidrológicos extremos, tanto de déficit como de exceso hídrico. En situaciones de exceso, la baja pendiente topográfica y otros factores naturales como el nivel freático somero, la presencia de depresiones y sistemas lagunares dificultan la salida superficial de grandes volúmenes de agua, lo que resulta en frecuentes inundaciones en una parte significativa del paisaje (Aragón et al., 2011). Durante las últimas dos décadas, esta región ha experimentado una notable expansión e intensificación de áreas cultivadas (Barral & Maceira, 2012), con pasturas nativas reemplazadas por cultivos agrícolas (Modernel et al., 2016). Este cambio en el uso del suelo, junto con la variabilidad climática, ha incrementado las zonas anegables en un sistema hidrológico caracterizado por su limitada capacidad de escurrimiento.

A pesar de la importancia económica de la región Pampeana, la falta de herramientas hidrológicas adecuadas dificulta el análisis de los periodos de excesos hídricos. Estos eventos afectan negativamente la producción agrícola y ganadera, la biodiversidad del sistema y resultan en grandes pérdidas económicas y humanas (Modernel et al., 2016).

Este problema se confirma en un estudio reciente realizado por la OMM (2022), que señala a Sudamérica como una de las regiones con una mayor necesidad de mejorar los sistemas de alerta temprana.

La tarea de monitorear y pronosticar caudales en tiempo real es particularmente difícil especialmente en cuencas no instrumentadas, y depende en gran medida de estimaciones de precipitación obtenidas a través de satélites (Roy et al., 2017b). Actualmente, las estimaciones en tiempo real de datos satelitales de precipitación de alta resolución están sistemáticamente disponibles en todo el mundo a escalas espacio - temporales que permiten su uso para diversas aplicaciones hidrológicas (Bellerby et al., 2000; Joyce et al., 2004; Huffman et al., 2007, 2014, 2019; Hou et al., 2014; Xie et al., 2017; Nguyen et al., 2019, 2020). La región Pampeana, no cuenta con una densa red de observaciones meteorológicas de superficies que permitan el monitoreo y pronóstico de condiciones hidrológicas a escalas que sean útiles para la toma de decisiones en la región.

En este contexto, la utilización de información hidrometeorológica obtenida con sensores remotos constituye una fuente de información invaluable para el pronóstico de caudales. Sin embargo, las estimaciones satelitales de precipitación están propensas a distintas fuentes de incertidumbre que pueden contribuir a errores en el pronóstico de caudales (Iida et al., 2010; Tang et al., 2010). No obstante, la validez de productos satelitales con fines hidrológicos en Sudamérica está siendo rápidamente evaluada en distintas cuencas con resultados prometedores (Pereira Filho et al., 2010; Buarque et al., 2011; Demaria et al., 2014; Salio et al., 2015; Junior et al., 2021; Lujano et al., 2023; Valencia et al., 2023; Pereira et al., 2024).

Por otro lado, la complejidad hidrológica del sistema no típico de la región de estudio hace que la incertidumbre en la estructura del modelo dificulte la confiabilidad de las simulaciones. Para reducir el impacto de la incertidumbre relacionada a simplificaciones en la representación del sistema hidrológico, se plantea un método que contempla el uso de múltiples modelos. Esto es un ensamble de modelos hidrológicos con distinta complejidad estructural basados en leyes físicas, el cual ha sido utilizado para cuencas de Estados Unidos (Duan et al., 2007), para cuencas en Canadá (Dion et al., 2021), para cuencas en África (Roy et al., 2017a; Valdés-Pineda et al., 2021) y para cuencas en China (Jiang et al., 2018; Wang et al., 2021; Xiang et al., 2024).

La estructura múltiples modelos y múltiples satélites (MM-MS) es un enfoque que ha sido abordado para generar pronóstico de caudal en tiempo real, el cual tiene la ventaja de incorporar en el proceso la incertidumbre en los forzantes meteorológicos (productos

satelitales) y en la estructura del modelo hidrológico. Esta metodología ha sido implementada para el desarrollo de una plataforma probabilística de pronóstico de caudal en tiempo real para cuencas fluviales en África (Roy et al., 2017b). Hasta la fecha, ningún estudio ha implementado un enfoque de MM-MS para pronosticar excesos hídricos en un sistema hidrológico no típico como lo es la región Pampeana. La representación inadecuada de la interacción entre la superficie y el acuífero en la mayoría de los modelos hidrológicos, dificulta su calibración y validación en esta región. En resumen, muchos modelos han demostrado incapacidad para capturar con precisión los procesos hidrológicos que ocurren en esta zona. Por consiguiente, el método propuesto, MM-MS, busca abordar esta deficiencia al estimar la incertidumbre en las simulaciones de excesos hídricos al incorporar modelos hidrológicos de distintos niveles de complejidad.

Es necesario destacar que, las llanuras de Argentina tienen una gran preponderancia socio-económica ya que se caracterizan por su gran extensión y por la calidad de sus tierras, lo que las convierte en una de las principales regiones del mundo en la producción de trigo, maíz y soja, y la cría de ganado vacuno. Esta gran presión productiva, sumado a la falta de sistemas de alerta y monitoreo de crecidas, las convierte en sistemas muy vulnerables, lo que motivó la elección del enfoque de MM-MS para su aplicación en esta tesis.

La hipótesis central de la investigación, es decir, aquella que proporciona de antemano la respuesta fundamental a la pregunta central del estudio, es:

- Las estimaciones de caudal para condiciones de excesos hídricos obtenidas mediante un enfoque que integra múltiples modelos y múltiples productos de precipitación satelital, constituyen pronósticos confiables para zonas de llanura en tiempo casi real.

1.2 Objetivos

1.2.1 Objetivo general

Desarrollar aplicaciones científicas usando sensoramiento remoto que permitan el monitoreo y pronóstico de condiciones de excesos hídricos en la región Pampeana.

1.2.2 Objetivos específicos

- Caracterizar la variabilidad espacio-temporal de precipitación usando observaciones en tierra y estimaciones de satélite.
- Evaluar y comparar las estimaciones satelitales de precipitación generadas por distintas instituciones en diversas escalas espaciales y temporales.
- Remover sesgos en estimaciones de precipitación en tiempo casi real.
- Implementar modelos hidrológicos con diferentes niveles de complejidad a fin pronosticar caudales.
- Mejorar el pronóstico de caudal mediante la aplicación de un enfoque de múltiples modelos y múltiples satélites.

1.3 Estructura del documento

En el Capítulo 1 se proporciona una introducción detallada que abarca la elección del tema de la tesis, una revisión de la literatura relevante en la temática, la formulación de la hipótesis y los objetivos tanto generales como específicos del estudio.

El Capítulo 2 constituye el marco teórico de la investigación, donde se abordan conceptos fundamentales tales como teledetección, modelación hidrológica y pronóstico hidrometeorológico por conjuntos. Además, se ofrece una síntesis de la metodología empleada para alcanzar los objetivos planteados en este trabajo.

En el Capítulo 3 se realiza una descripción de la cuenca del río Salado, abordando sus características generales, físicas y climáticas. Se proporciona información relevante para el desarrollo de esta tesis, incluyendo datos hidrometeorológicos disponibles y las características del suelo presentes en la cuenca de estudio.

En el Capítulo 4 se evalúa la confiabilidad de tres productos de precipitación satelital en la región Pampeana Argentina, antes y después de aplicarles el método de corrección de sesgo *Quantile Mapping*. Los productos usados son el Multi-Satellite Precipitation Analysis (TMPA) del TRMM (Huffman et al., 2007), el producto Climate Prediction Center Morphing Technique Product (CMORPH) desarrollado por el Climate Prediction Center (CPC) (Joyce et al., 2004), y el Integrated Multi-Satellite Retrievals for GPM (IMERG) estimado con la misión del GPM (Huffman et al., 2014) en sus versiones de tiempo casi real, evaluándolos a través de estadísticas categóricas y descriptivas para determinar su capacidad para

proporcionar estimaciones confiables y detectar adecuadamente la magnitud de los eventos.

En el Capítulo 5 se detallan tres modelos hidrológicos diferentes: HydroBID (Moreda et al., 2014), el modelo Hydrologiska Byråns Vattenbalansavdelning (HBV) (Bergström, 1976) y el modelo Hydrologic Engineering Center - Hydrologic Modeling System (HEC-HMS) (USACE, 2000), que son implementados en la cuenca del río Salado utilizando los datos disponibles. Se analiza la sensibilidad de los parámetros clave de estos modelos y se procede a su calibración utilizando los caudales medidos en estaciones hidrométricas específicas.

El Capítulo 6 se enfoca en el pronóstico hidrometeorológico por conjuntos, utilizando el enfoque de múltiples modelos y múltiples satélites. En este capítulo se emplean técnicas simples de promediado de modelos, como el promedio de pesos iguales y el promedio de la varianza inversa.

El Capítulo 7 presenta las conclusiones finales derivadas de los resultados obtenidos en la tesis, proporcionando así un cierre integral al estudio realizado.

Finalmente, se incluyen las referencias utilizadas a lo largo del documento y los anexos, donde se incluye información adicional relevante que complementa y sustenta los temas abordados en los capítulos anteriores.

CAPÍTULO 2. MARCO TEÓRICO

2.1 Teledetección

La teledetección también conocida como percepción remota, consiste en obtener información a pequeña o gran escala sobre un objeto, área o fenómeno usando dispositivos de medición que no están en contacto directo con el objeto, área o fenómeno que detectan (Lillesand et al., 2015). Los métodos más comunes para recoger información incluyen el uso de instrumentos denominados sensores, los cuales van instalados en distintas plataformas como satélites, aviones, boyas oceánicas, barcos, entre otras. Estos sensores tienen la capacidad de percibir las relaciones espectrales y espaciales de objetos y materiales observables a una distancia considerable.

Los sensores remotos tienen la capacidad de detectar distintos tipos de energía (radiación electromagnética, gravedad, magnetismo y ondas de radio), sin embargo, la fuente de energía más común que estos utilizan para registrar los datos de la superficie terrestre es a partir de las distribuciones de energía dentro del espectro electromagnético (Figura 2.1). Estos sensores adquieren datos a partir de la emisión y reflexión de la radiación electromagnética debido a su interacción con los atributos de la superficie terrestre, por ejemplo, la nieve dispersa la luz visible, el granizo dispersa la radiación de microondas (MW), mientras que el vapor de agua absorbe la radiación en el infrarrojo (IR).

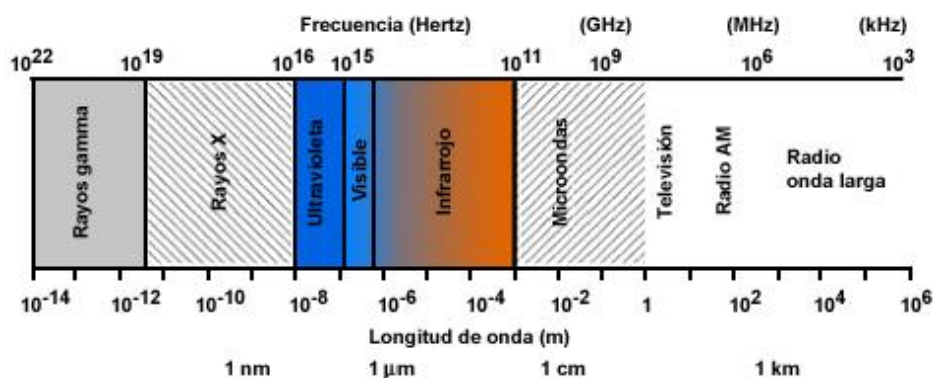


Figura 2.1 El espectro electromagnético – Imagen: - The COMET Program.

Los sensores y las técnicas de teledetección se pueden clasificar desde diferentes perspectivas. Basándose en el origen de la señal captada, se dividen en dos categorías: métodos pasivos y métodos activos (Sobrino et al., 2000). Los sensores pasivos detectan

la radiación electromagnética natural de la superficie terrestre (albedo), ya sea reflejada de una fuente de iluminación externa como el sol o emitida de su propia temperatura (Chuvieco, 1996). Estos sensores captan las longitudes de onda del visible, IR cercano, IR medio, IR termal y MW. Las cámaras de fotos, los radiómetros y los sistemas de video son sensores pasivos. Por otra parte, los sensores activos poseen su propia fuente de radiación de energía y no dependen de una fuente externa para irradiar la superficie de la Tierra. En este caso, el sensor emite un flujo de radiación en determinada faja espectral que interactúa con la superficie de la Tierra y la parte que refleja (albedo) es captada por el sensor. Los sensores activos generalmente operan en las fajas de MW y ondas de radio. Algunos ejemplos son los radares, los radiómetros de microondas y las cámaras fotográficas cuando utilizan el flash como fuente de radiación.

2.1.1 Satélites atmosféricos

Las observaciones a escala global se realizan principalmente a través de sensores ubicados en satélites. Específicamente en meteorología se usan los satélites atmosféricos, los cuales se clasifican, según su configuración orbital, en satélites geoestacionarios (GEO) y satélites de órbita terrestre baja (LEO, por sus siglas en inglés), que proporcionan datos en diferentes resoluciones espaciales y temporales (Thies & Bendix, 2011).

Los satélites GEO orbitan hacia el este a unos 36.000 km de altura, su desplazamiento y velocidad angular son los mismos de la Tierra, por lo que siempre permanecen en un mismo punto sobre el ecuador. De esta manera, los sensores ubicados sobre ellos son capaces de registrar continuamente la misma área sobre la superficie terrestre, lo que permite realizar observaciones con una alta resolución temporal de 15 o 30 minutos (Marcos Martín, 2018). Otra característica de estos sensores es que están especialmente diseñados para medir radiación global y algunos rangos del espectro electromagnético como el ultravioleta, el visible y el IR. En general, los satélites de este tipo tienen una buena cobertura en el ecuador, mientras que para las regiones polares la cobertura no es óptima.

Los satélites LEO, en los que se incluyen los de órbita polar y no polar (Kidd et al., 2009), describen órbitas longitudinales alrededor de la Tierra, se encuentran a una altura aproximada de 850 km y no se mantienen en un punto fijo respecto a la superficie terrestre. Las órbitas son tales que cruzan el ecuador a la misma hora local, tardan cerca de 100 minutos en completar una órbita y tienen la capacidad de realizar un escaneo de todas las áreas del mundo incluyendo las regiones polares (Hessels, 2015). Una de las principales

ventajas de este tipo de satélite es que se obtienen imágenes con mayor resolución espacial en relación a los satélites GEO, lo cual es consecuencia de la órbita baja en la que se encuentran, aunque en un día sólo pueden captar la misma región una o dos veces. Una particularidad de los satélites LEO es que llevan sensores multi-espectrales del visible, IR y MW idóneos para medir la precipitación de manera más precisa y directa.

Además de los satélites LEO actualmente en funcionamiento, existen diversas misiones satelitales de investigación y desarrollo dedicadas al monitoreo de las precipitaciones. Una innovación significativa en la medición de lluvias ocurrió en 1997 con el lanzamiento de la *Tropical Rainfall Measuring Mission (TRMM)*, destacada por su conjunto de sensores a bordo. Estos sensores permitieron comparaciones directas entre datos visibles, IR, y de MW tanto pasivas como activas.

El TRMM contaba con tres sensores específicos para la medición de lluvias. El sensor de MW activo, conocido como *Precipitation Radar (PR)*, tenía la capacidad de medir la distribución de la lluvia en 3D sobre la Tierra y el océano, definiendo perfiles verticales de la precipitación desde el suelo hasta unos 20 km de altura. Aunque instrumentos similares existían en la superficie terrestre desde década de 1950, el PR fue el primero de su tipo en el espacio exterior. El sensor de imágenes de MW pasivo (TMI) cuantificaba el vapor de agua, agua en las nubes y la intensidad de lluvia; y un escáner del visible y del IR (VIRS) permitía la observación de la nubosidad y la estructura de las nubes. El principio de observación y el ancho de banda de cada sensor era diferente: 760, 720 y 215 km respectivamente. El TRMM operó durante más de 17 años, y actualmente ya no está en funcionamiento.

El éxito del satélite de órbita baja TRMM en la medición de precipitaciones ayudó a impulsar otro satélite que contiene un radiómetro de microondas, como es el caso del *Global Precipitation Measurement (GPM) Core Observatory*, el cual forma parte de la constelación GPM. A través de una misión conjunta entre la *National Aeronautics and Space Administration (NASA)* y la *Japan Aerospace Exploration Agency (JAXA)* en el año 2014 es lanzado el *GPM Core Observatory* como sucesor del TRMM. Este nuevo satélite incluye avances tecnológicos, entre los que se destacan: 1) el radar de precipitación *Dual-Frequency Precipitation Radar (DPR)*, capaz de realizar mediciones más precisas, especialmente en la medición de lluvias ligeras y nevadas en regiones de latitud media; 2) un radiómetro de microondas de barrido cónico multicanal pasivo llamado *GPM Microwave Imager (GMI)*, en el que se han incluido cuatro canales de ondas milimétricas de alta frecuencia entre 166 y 183 GHz; 3) en relación a la inclinación órbita, se aumentó de 35° a 65° (Figura 2.2), lo que permite la cobertura de zonas adicionales (Huffman et al., 2019).

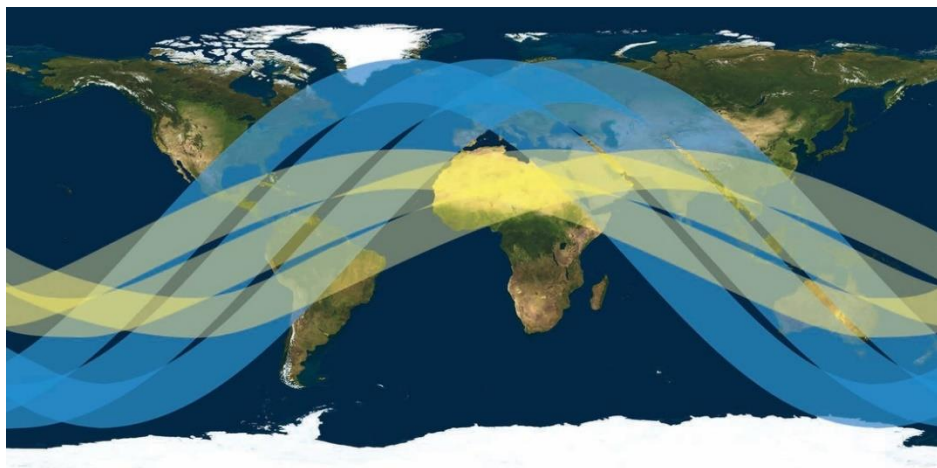


Figura 2.2 Área cubierta por 3 órbitas, el TRMM (amarillo) y el GPM (azul) – Imagen: NASA.

2.1.2 Productos de precipitación satelital

Los productos de precipitación satelital se han desarrollado para proporcionar estimaciones de precipitación casi globales y con alta resolución temporal. Estos productos combinan datos de diferentes tipos de satélites y, en algunos casos, incorporan estimaciones terrestres para mejorar la precisión de las mediciones. La necesidad de estos productos surge debido a las limitaciones de los satélites individuales: mientras que los satélites LEO tienen la ventaja de medir la precipitación con mayor precisión gracias a su baja ubicación orbital, sus datos presentan lagunas espaciales que requieren ser complementadas con otros conjuntos de datos o técnicas de extrapolación. Por otro lado, los satélites GEO, situados a mayor altura generan datos con mayor cobertura espacial y con menor resolución temporal que los LEO, sin embargo, sus principales sensores a bordo, como los IR no son tan precisos para captar la precipitación en comparación a los sensores de MW. Como consecuencia de esas limitaciones, se han desarrollado métodos y algoritmos que integran datos de distintos satélites, lo que da lugar a los productos de precipitación satelital.

Existen diferentes productos disponibles, entre estos se encuentran el *Multi-Satellite Precipitation Analysis* (TMPA) del TRMM (Huffman et al., 2007), el producto *Climate Prediction Center Morphing Technique Product* (CMORPH) desarrollado por el *Climate Prediction Center* (CPC) (Joyce et al., 2004), y el *Integrated Multi-Satellite Retrievals for GPM* (IMERG) estimado con la misión del GPM (Huffman et al., 2014). Cada conjunto de estos datos utiliza como información de entrada distintos sensores (Tabla 2.1).

Tabla 2.1 Datos de entrada para los algoritmos TMPA, CMORPH e IMERG.

Producto de Precipitación	Sensor	Nombre completo	Satélite	Agencia
TMPA	TMI	Radiómetro de microondas pasivo multicanal	TRMM	NASA, JAXA
	PR	Radar de precipitación	TRMM	NASA, JAXA
	SSMIS	Sensor especial de sonda atmosférica/ generador de imágenes microonda	DMSP-F16, F17, F18	Departamento de Defensa de los EEUU, NOAA
	MHS	Sondeo de humedad por microonda	NOAA-18 NOAA-19	NOAA
	MHS	Sondeo de humedad por microonda	Metop-A Metop-B	EUMETSAT, ESA
	IR	Infrarrojo	GOES, GMS, MTSat, Himawari, Meteosat.	NOAA, CPC
CMORPH	GMI	Imagen de microonda GPM	GPM Core	NASA, JAXA
	SSM/I	Sensor especial y generador de imágenes microondas	DMSP-F14, F15	Departamento de Defensa de los EEUU, NOAA
	SSMIS	Sensor especial de sonda atmosférica/ generador de imágenes microonda	DMSP-F16, F17, F18	Departamento de Defensa de los EEUU, NOAA
	AMSR-E	Radiómetro avanzado de escaneo en microondas-EOS	Aqua	JAXA
	AMSU	Unidad avanzada de sondeo por microondas	NOAA-17, 18, 19	NOAA
	IR	Infrarrojo	GOES, GMS, MTSat, Himawari, Meteosat.	NOAA, CPC
IMERG	DPR	Radar de precipitación de doble frecuencia	GPM Core	NASA, JAXA
	GMI	Imagen de microonda GPM	GPM Core	NASA, JAXA
	SSMIS	Sensor especial de imágenes de microondas	DMPS-F16, F17, F18	NOAA
	AMSR-2	Radiómetro avanzado de escaneo en microondas	GCOM-W1	JAXA
	MHS	Sondeo de humedad por microonda	Metop-A, Metop-B	EUMETSAT/ESA
	MHS	Sondeo de humedad por microonda	NOAA-18 NOAA-19	NOAA
	AIRS	Espectrómetro infrarrojo	Aqua	NASA
	CrIS	Espectrómetro infrarrojo	SNPP	NOAA, NASA
	IR	Infrarrojo	GOES, GMS, MTSat, Himawari, Meteosat.	NOAA, CPC

2.2 Modelación hidrológica

De acuerdo con Wheeler et al. (2007) un modelo hidrológico es “una representación simplificada de un sistema hidrológico”. Esta aproximación al modelo real tiene entradas y salidas que constituyen variables hidrológicas que pueden ser medidas, y su estructura es un conjunto de expresiones matemáticas y supuestos lógicos necesarios para simular un sistema hídrico (Chow et al., 1994).

Los modelos hidrológicos son usados como una herramienta para comprender el funcionamiento de cuencas hidrográficas y para buscar soluciones a los problemas relacionados con la predicción del comportamiento de estos sistemas. Dentro de sus principales aplicaciones se encuentran la generación de productos de alerta temprana sobre crecidas e inundaciones, la gestión y planificación de cuencas, los diseños de infraestructuras hidráulicas y los estudios de cambio climático.

Los modelos hidrológicos varían en complejidad, grado de exactitud y facilidad de uso. Algunos son simples y consisten en tablas, gráficos o relaciones obtenidas empíricamente, mientras que otros son más sofisticados y utilizan datos obtenidos tanto *in situ* como mediante teledetección para obtener predicciones hidrológicas muy precisas. Los recientes avances en informática e hidrología han revolucionado los procedimientos de cálculo habituales permitiendo el uso de modelos complejos.

2.2.1 Clasificación de los modelos hidrológicos

La clasificación de un modelo hidrológico se puede hacer en base a tres características básicas útiles para la modelación hidrológica de cuencas: 1) de acuerdo a la naturaleza de las relaciones (empírico, conceptual o de base física); 2) dependiendo de la manera de representar el medio (agregado o distribuido); y 3) en base a la forma de considerar las variables hidrológicas (determinístico o estocástico) (Puricelli, 2003).

De acuerdo a la naturaleza de las relaciones, si el modelo se desarrolla sin considerar ningún proceso físico y se basa simplemente en explicar el funcionamiento del sistema de entradas y salidas, recibe el nombre de modelo "de caja negra", empírico. Por el contrario, están los modelos basados en las leyes físicas, en los cuales se conocen todos los procesos involucrados en la transformación, y tienen una estructura lógica similar al sistema del mundo real, por lo que sus rutinas son complejas y con gran cantidad de parámetros; este tipo de modelo requiere gran cantidad de tiempo de cómputo y almacenamiento. Por otra parte, los modelos conceptuales son modelos intermedios entre los modelos de base física y empíricos, constituyendo una representación simplificada de una situación real.

Un modelo es considerado agregado cuando se toma en cuenta la cuenca como una unidad, independientemente de los procesos que considere, mientras que las variables y los parámetros se representan como valores medios para toda la cuenca. Por otra parte,

el modelo distribuido intenta representar con el mayor detalle las variaciones espaciales de las variables y parámetros en toda la cuenca. Además, se encuentran los modelos semi-distribuidos, los cuales son una representación intermedia de la diversidad espacial, pueden variar el tamaño de las subcuencas, y su principal ventaja es que poseen una estructura basada en leyes físicas más detallada que la de los modelos agrupados y requieren de menor cantidad de datos de entrada que los modelos totalmente distribuidos.

Los determinísticos no consideran aleatoriedad, es decir, en la formulación matemática una entrada dada produce siempre una misma salida. Un modelo estocástico tiene salidas que son, por lo menos, parcialmente aleatorias y se usa cuando esta variación es grande.

2.2.2 Análisis de sensibilidad

El análisis de sensibilidad en el modelado de precipitación - escorrentía es fundamental para comprender la influencia de los diferentes parámetros en los resultados simulados. Ayuda a identificar qué parámetros tienen un impacto más significativo en el flujo de agua simulado y, por lo tanto, requieren una estimación más precisa.

La relación de elasticidad (e) es una métrica comúnmente utilizada para clasificar los parámetros en orden descendente según su sensibilidad. La relación de e representa la proporción del cambio en el resultado del modelo dividido por el cambio en el valor del parámetro (ecuación 2.1) (Hoogerwerf & Maidment, 2002; McCuen, 2002; Wałęga et al., 2014; Ouédraogo et al. 2018).

$$e = \frac{\Delta O/O}{\Delta I/I} = \frac{\% \text{ cambio } O}{\% \text{ cambio } I} \quad \text{Ec. 2.1}$$

donde O , I son los parámetros de salida y entrada, respectivamente.

Para clasificar los parámetros según su sensibilidad en orden descendente, se calcula la relación de e de cada uno. Aquellos con una alta relación de e se consideran más sensibles, ya que un pequeño cambio en su valor produce una variación significativa en el resultado simulado. Por el contrario, los que tienen una baja relación de e se consideran menos sensibles, pues los cambios en su valor tienen un impacto limitado en el resultado del modelo.

Al ordenar los valores de e de mayor a menor, se obtiene una clasificación donde los parámetros más sensibles aparecen en la parte superior de la lista y los menos sensibles

en la parte inferior. Esto proporciona una guía útil para centrar los esfuerzos de estimación y calibración en los parámetros más influyentes en la modelación hidrológica.

2.2.3 Calibración y validación

Antes de que se pueda considerar que un modelo hidrológico tiene resultados confiables, debe calibrarse y validarse utilizando registros de caudal observado. El caudal simulado debe compararse con el observado para evaluar la bondad del ajuste y concluir si el modelo es capaz de predecir y presentar resultados creíbles.

La bondad de ajuste resultante de la calibración es evaluada a partir estadísticos como: el error en porcentaje (BIAS), el cual indica el porcentaje de error entre el volumen total calculado por el modelo y el observado en el periodo de análisis; el coeficiente de correlación (R), se usa para evaluar el grado de concordancia entre los caudales simulados y los observados; el índice de Eficiencia de Nash-Sutcliffe (NSE), evalúa la habilidad del modelo; y el RSR es la raíz del error cuadrático medio relativa al desvío estándar de los caudales observados. Moriasi et al. (2007) muestran algunos rangos para la calibración de modelos y criterios de evaluación de acuerdo a los estadísticos antes mencionados (Tabla 2.2 y

Tabla 2.3).

Tabla 2.2 Rangos de parámetros estadísticos para calibración del modelo.

Estadísticos de calibración	Rangos	Valor Ideal
BIAS (%)	$-\infty$ a ∞	0
R	-1 a 1	1
RSR	0 a ∞	0
NSE	$-\infty$ a 1	1

Tabla 2.3 Criterio para la evaluación de la bondad de ajuste.

Evaluación	RSR	NSE	BIAS (%)
Muy buena	$0 \leq \text{RSR} \leq 0,50$	$0,75 < \text{NSE} \leq 1$	$\text{BIAS} < \pm 10$
Buena	$0,50 < \text{RSR} \leq 0,60$	$0,65 < \text{NSE} \leq 0,75$	$\pm 10 \leq \text{BIAS} < \pm 15$
Aceptable	$0,60 < \text{RSR} \leq 0,70$	$0,50 < \text{NSE} \leq 0,65$	$\pm 15 \leq \text{BIAS} < \pm 25$
No aceptable	$\text{RSR} > 0,70$	$\text{NSE} \leq 0,50$	$\text{BIAS} \geq \pm 25$

2.3 Pronóstico hidrometeorológico por conjunto

Un pronóstico por conjunto o ensamble, se refiere a la generación de múltiples predicciones para una misma variable, realizadas en los mismos lugares y momentos. Cada una de estas predicciones se considera igualmente probable y representativa de la solución real. En este contexto, cada pronóstico se basa en una configuración distinta de los datos de entrada u otros factores que puedan influir en la precisión de la predicción, asegurando así una gama diversa de resultados válidos.

Los avances tecnológicos han permitido el desarrollo de modelos para la predicción. Sin embargo, como consecuencia de la naturaleza caótica de la atmósfera, incluso los modelos más avanzados pueden producir resultados incorrectos, especialmente en las predicciones a largo plazo (OMM, 2012). Los pronósticos por conjunto representan una herramienta útil ya que, aun teniendo las mejores observaciones de las variables hidrometeorológicas, no es posible hacer un análisis perfecto debido a que la atmósfera es un sistema no lineal y complejo y, por consiguiente, es imposible predecir su estado exacto (Lorenz, 1969).

La aplicación del pronóstico por conjunto se realizó inicialmente en meteorología (Thompson, 1977) y posteriormente se expandió a la hidrología (Cavadias & Morin, 1986), motivada por las similitudes en los desafíos de predicción de caudales y eventos hidrológicos. Investigaciones recientes han identificado diversas estrategias para realizar el pronóstico por conjunto (Roy et al., 2017a; Troin et al., 2021). Una de ellas es usar las mismas variables de entradas en múltiples modelos hidrológicos para abordar las incertidumbres estructurales de los modelos. Otra es ejecutar un modelo hidrológico con múltiples series temporales de precipitación para reflejar las incertidumbres en las entradas del sistema. Además, se pueden combinar ambos enfoques o utilizar diferentes conjuntos de parámetros del modelo para representar las incertidumbres de calibración.

2.4 Síntesis de la metodología aplicada

La metodología aplicada en este estudio se caracteriza por el uso de una estructura de MM-MS para la predicción de caudales, la cual se lleva a cabo en tres etapas (Figura 2.3). Primero, se validan y corrigen tres productos de precipitación satelital: TMPA, CMORPH e IMERG. Estos productos se evalúan comparándolos con datos observados, teniendo en cuenta las diferencias de escalas espaciales. Esta evaluación se realiza tanto a escala de

píxel versus punto con resolución diaria, como a escala de píxel versus píxel con resolución mensual. Se utilizan estadísticos categóricos y descriptivos para analizar su precisión. Luego, se corrige el sesgo mediante el método *Quantile Mapping*, ajustando la distribución acumulada de precipitación mensual para que coincida con los datos observados. Posteriormente, se recalculan los estadísticos descriptivos para comparar las versiones corregidas y no corregidas de los productos.

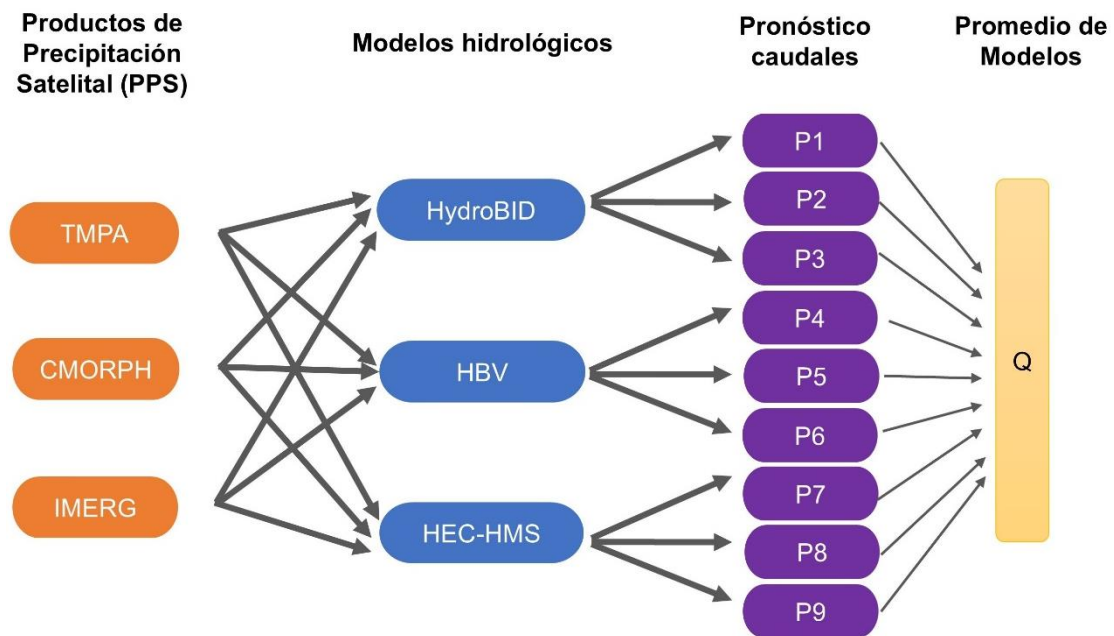


Figura 2.3 Esquema de la metodología aplicada.

En la segunda etapa, se realiza la modelación hidrológica de la cuenca del río Salado. Para ello, se implementan los tres modelos hidrológicos seleccionados: HydroBID, HBV y HEC-HMS, utilizando datos de precipitación, temperatura y caudal. Se configuran los componentes relevantes de la cuenca y se realizan simulaciones hidrológicas con resolución diaria desde 1991 hasta 1996. Luego, se lleva a cabo un análisis de sensibilidad variando los parámetros clave individualmente para evaluar su impacto en la respuesta hidrológica. Los parámetros se clasifican según su sensibilidad utilizando métricas como RSR, BIAS y NSE. Finalmente, se calibran los modelos ajustando los parámetros para alinear los caudales simulados con los observados. La calidad del ajuste se evalúa mediante estadísticos como el R, RMSE y los indicadores utilizados en el análisis de sensibilidad.

La tercera etapa se centra en aplicar la estructura de MM-MS mediante la validación de técnicas de ensamble para predecir caudales. Se combinan los tres productos de precipitación satelital corregidos y validados con los tres modelos hidrológicos calibrados para generar nueve pronósticos de caudales. Dado que los productos están disponibles desde 2001, el análisis se ajusta al período 2001-2019. Para ensamblar los pronósticos, se utilizan dos técnicas: el promedio de pesos iguales y el promedio de la varianza inversa. La precisión y consistencia de los pronósticos se evalúan mediante el error cuadrático medio normalizado, el error de sesgo normalizado, el error de varianza normalizado y R. Estas métricas permiten evaluar el desempeño del pronóstico en el estudio.

CAPÍTULO 3. CUENCA DEL RÍO SALADO

3.1 Descripción general

La región Pampeana se encuentra ubicada en el centro-este de Argentina. Comprende el sur de las provincias de Entre Ríos y Santa Fe, el sureste de Córdoba, el noreste de La Pampa, parte de San Luis y la mayor parte de la provincia de Buenos Aires (Figura 3.1). Es una llanura extensa que abarca un área de aproximadamente 600.000 km² (Aliaga et al., 2017), cuya economía se basa principalmente en la producción y la industrialización agrícola-ganadera. Constituye el área de secano más productiva del país, concentrando más del 90% de la producción de soja y entre el 80 y 90% de la producción de trigo, maíz, sorgo, cebada y girasol (Magrin et al., 2007).

De acuerdo a la propuesta de Matteucci (2012) la región Pampeana se divide en dos subregiones según sus condiciones climáticas, denominadas Pampa Húmeda y Pampa Subhúmeda, las cuales se dividen en complejos definidos según su relieve, topografía y tipo de suelo. La zona de estudio de la presente investigación es la cuenca del río Salado, la cual abarca un área aproximada de 95.000 km² (limitada por los meridianos 57° 20' O y 63° 30' O y los paralelos 33° 30' S y 38° 00' S) y comprende sectores tanto de la Pampa Subhúmeda (complejos Pampa Arenosa, Sierras Bonaerenses y Lagunas Encadenadas) como de la Pampa Húmeda (complejos Pampa Ondulada y Pampa Deprimida) (Figura 3.1).

La Pampa Arenosa cubre el 56% del área de estudio, su paisaje es de origen eólico, compuesto principalmente por dunas tanto longitudinales como parabólicas. El complejo Sierras Bonaerenses representa el 8% de la zona de estudio, y está formado por las sierras septentrionales (Tandilia) que corresponden a una cadena de cerros aislados en cuyas cúspides afloran rocas de edad antigua y alcanzan una altitud de hasta 500 m s.n.m., y las sierras australes (Ventania) que se disponen en dirección sudeste-noroeste y forman un cordón de aproximadamente 100 km de largo, constituyendo las mayores elevaciones de la provincia de Buenos Aires con una altitud máxima de 1243 m s.n.m. Por su parte, el complejo Lagunas Encadenadas es el sistema diagonal de lagunas, de orientación sudoeste-nordeste, que se destacan por la alineación de sus cuencas, y ocupa el 2% del área de estudio.

En cuanto a los complejos de la subregión Pampa Húmeda incluidos en el área de estudio, Pampa Deprimida y Pampa Ondulada, los mismos aportan el 34% de la superficie, distribuidos en partes iguales. La Pampa Deprimida es una llanura muy plana donde el

paisaje está formado por agradación fluvial, parcialmente modificado por la acción litoral y eólica. Las formas dominantes son amplias terrazas fluviales y planicies aluviales, con numerosas lagunas de poca profundidad. El complejo Pampa Ondulada es un área con un relieve sutilmente ondulado (cota máxima de 50 m s.n.m.), originado a causa de la deflación y acumulación eólica de sedimentos limosos de tipos loésicos (Pereyra, 2003).

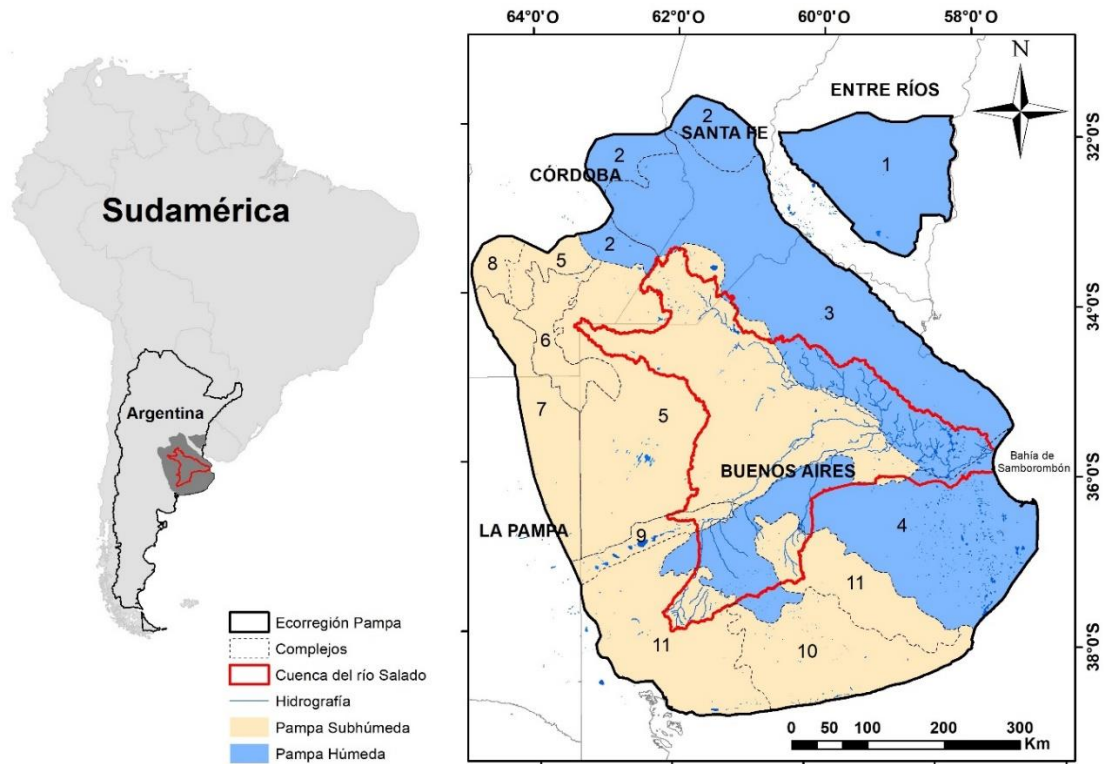


Figura 3.1 Ubicación de la cuenca del río Salado en la Ecorregión Pampa. Los números corresponden a los complejos: 1. Pampa Mesopotámica. 2. Pampa Llana. 3. Pampa Ondulada. 4. Pampa Deprimida. 5. Pampa Arenosa. 6. Pampa Arenosa Anegable. 7. Pampa Medanosa. 8. Planicie Periserrana Distal. 9. Lagunas Encadenadas. 10. Pampa Interserrana. 11. Sierras Bonaerenses.

La cuenca del río Salado presenta un comportamiento típico de un sistema de llanura, donde predominan los procesos hidrológicos verticales sobre los horizontales y existe una fuerte relación entre el escurrimiento superficial y el nivel freático (Fuschini Mejía, 1994; Kruse & Zimmermann, 2002). La principal característica de la cuenca es su relieve plano, conformando una llanura de bajo gradiente topográfico (pendientes < 0.1%), elevaciones menores a 200 m s.n.m. y redes de drenaje poco desarrolladas. En épocas húmedas esta baja energía morfológica y la falta de capacidad para evacuar los excedentes condiciona la ocurrencia de inundaciones temporarias, anegamientos del suelo, acumulación de sales cerca de la superficie y desarrollo de bañados y lagunas poco profundas (Fuschini Mejía, 1994).

La cuenca presenta numerosos cuerpos de agua lóticos y lénticos, sin embargo, la principal vía de agua es el río Salado que nace en el departamento General López (Santa Fe) y posteriormente recorre la provincia de Buenos Aires de noroeste a sureste donde recibe aporte de tributarios y canales artificiales, principalmente por la margen derecha, hasta llegar a su desembocadura en la Bahía de Samborombón (Herzer, 2003). A medida que el río Salado surca la cuenca a lo largo de 650 km, atraviesa una gran cantidad de ambientes geomorfológicos. Las geoformas más características en la cabecera son los depósitos dunares; mientras que las lagunas, paleolagunas y llanura de inundación predominan en el sector medio; en la parte inferior se encuentra un ambiente litoral relacionado con la transgresión holocena (Fucks et al., 2012).

En la cuenca existen factores naturales y antrópicos que afectan el escurrimiento superficial. En términos naturales, el sistema de dunas presenta una orientación perpendicular a la pendiente del terreno, lo que dificulta la evacuación natural del agua y favorece la propagación de las inundaciones (Viglizzo & Frank, 2006). Asimismo, las lagunas de la región tienen influencia en la regulación hídrica de la cuenca, actuando como áreas de amortiguación que retienen los excesos de agua durante períodos de precipitaciones abundantes, lo que contribuye a la atenuación y el retraso del escurrimiento superficial (Turner, 1757; Acreman & Holden, 2013). Por otro lado, en cuanto a la influencia antrópica, la red de infraestructura vial y ferroviaria representa una alteración significativa en la dinámica hidrológica de la cuenca, ya que estas actúan como barreras al escurrimiento superficial, modificando su distribución y acumulación (Badano, 2010; Menéndez et al., 2012). Aunque existen estructuras hidráulicas como alcantarillas y puentes destinados a mitigar estos efectos, muchas de ellas resultan insuficientes para garantizar una conectividad hidráulica eficiente, lo que genera acumulaciones de agua en zonas deprimidas y prolonga los anegamientos (Menéndez et al., 2012).

El clima en la región es templado húmedo (Köppen, 1936), con heladas en invierno y primavera. Debido a su cercanía al Océano Atlántico, las amplitudes térmicas diarias y anuales son más bajas que en otras regiones con latitudes similares en el Hemisferio Norte (Barros et al., 2015). La temperatura media anual es de 16 °C, con temperatura máxima media en enero de 30 °C y mínima media en junio de 2 °C. Los vientos del noreste son generados por el sistema de alta presión del Atlántico Sur, trayendo aire húmedo y cálido, mientras que los vientos secos del oeste predominan en el extremo sur de la región. La precipitación media anual es de aproximadamente 1100 mm en el noreste, disminuyendo gradualmente a unos 600 mm hacia el suroeste. Esta región se caracteriza, además, por presentar diferentes regímenes de precipitación entre las estaciones cálidas y frías.

Durante el invierno (junio, julio y agosto) la precipitación está asociada a frentes fríos que provocan precipitaciones de baja intensidad y gran extensión espacial, mientras que en los meses de verano (diciembre, enero, febrero) la precipitación está frecuentemente asociada a la presencia de frentes cálidos y las denominadas tormentas de masa de aire que consisten en fuertes precipitaciones de origen convectivo.

3.2 El río Salado

El río Salado es el eje central del área de estudio analizada. El mismo tiene su origen en las lagunas La Salamanca, Del Indio y La Pantanosa, las cuales están vinculadas a la laguna del Chañar (Giraut et al., 2010). Además, según sus características geomorfológicas se puede dividir en dos tramos: el río Salado superior desde Junín hasta Roque Pérez, y el río Salado inferior desde Roque Pérez hasta la Bahía de Samborombón (Figura 3.2).

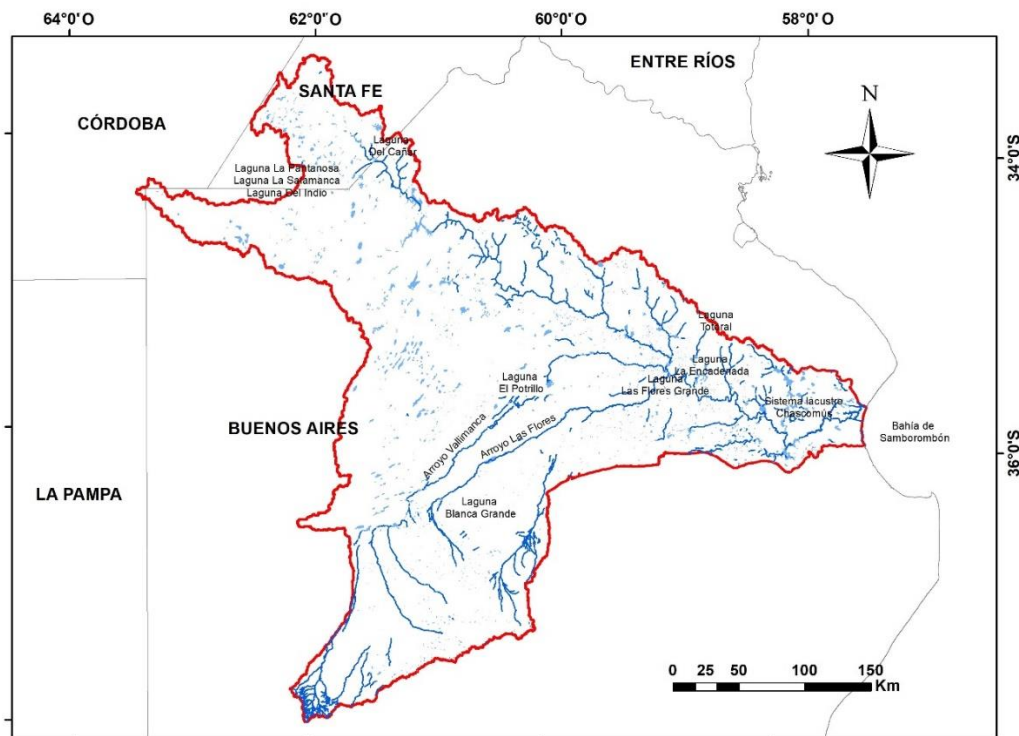


Figura 3.2 Principales cursos de agua de la cuenca del río Salado.

En el río Salado superior desembocan por su margen derecha sus dos principales tributarios, los arroyos Vallimanca y Las Flores, los cuales presentan un cauce bien

definido. El primero nace como el arroyo Vallimanca y termina en la laguna El Potrillo, posteriormente continua como el arroyo Saladillo, el cual drena sus aguas en la laguna Las Flores Grande. Este arroyo tiene una respuesta lenta debido a que en su recorrido atraviesa el sector de dunas parabólicas, razón por la cual no posee una planicie de inundación típica. El segundo nace con el nombre de arroyo Brandsen, el cual se incorpora a la laguna Blanca Grande y posteriormente da origen al arroyo Las Flores que al noreste se une con el río Salado mediante la laguna Las Flores Grande. A diferencia del Vallimanca, el arroyo Las Flores se caracteriza por tener una respuesta rápida durante las inundaciones y una planicie de inundación activa en ambas márgenes.

El río Salado inferior se destaca por la ausencia de características fluviales, ya que se define principalmente por una serie de depresiones interconectadas. Por su margen izquierda hay un aporte principal que se inicia con el nombre de arroyo Totoral, el cual luego de atravesar numerosas lagunas desemboca finalmente en la denominada La Encadenada, antes de llegar al río Salado. El resto del recorrido del río Salado inferior hasta alcanzar el litoral del Río de la Plata constituye un curso caracterizado por su sinuosidad, el cual recibe por la margen izquierda el escurrimiento del sistema lacustre de Chascomús conformado por una serie de siete lagunas interconectadas: Vitel, Chascomús, Adela, Del Burro, Chis-Chis, La Tablilla y Las Barrancas.

A lo largo de la historia se han registrado desbordamientos tanto del río Salado como de los arroyos Vallimanca y Las Flores. Las inundaciones son un proceso natural en paisajes con bajo gradiente topográfico y, en particular en esta zona de estudio, el patrón lento y poco eficiente de drenaje superficial, junto con el aumento de la precipitación durante los últimos años (Rusticucci & Penalba, 2000; Vargas et al., 2002; Liebmann et al., 2004; Haylock et al., 2006; García, 2021) han traído como consecuencia inundaciones periódicas y en algunos casos prolongadas. Desde la década del 70, en la cuenca se pueden identificar eventos de inundación de magnitudes y extensiones variables, que en general causaron daños considerables a infraestructuras y en la producción agrícola y ganadera; estas ocurrieron en los años 1980, 1991, 1992, 1993, 2000, 2001, 2012, 2013, 2014 y 2015. De igual forma, se registraron episodios de inundación de menor importancia en los años 1977, 1978, 1985, 1986, 1992, 1998, 2016 y 2017 (Herzer, 2003; Kuppel et al., 2015; García, 2021).

En particular, en 1993 se registraron entre 700 y 1200 mm durante los primeros cinco meses del año, ocasionando una gran inundación que se extendió a lo largo de tres meses, aproximadamente en el río Salado inferior (Herzer et al., 2003). El evento de 2001 afectó especialmente al río Salado superior, el cual registró un caudal de 700 m³/s (estación

Achupallas), continuando con niveles altos durante el año 2002. De agosto a septiembre de 2012 se desbordaron los arroyos Vallimanca, Saladillo y Las Flores, mientras que el caudal en el tramo inferior del río Salado se estimó entre 900 y 1000 m³/s (Banco Mundial, 2017).

La particularidad de la región en cuanto a la alternancia de sequías e inundaciones, ha impulsado la concreción de un conjunto de obras y proyectos para mitigar sus efectos:

✓ A comienzos del siglo XX se implementó un programa de construcción de canales al sur del Río Salado y al este del Arroyo Las Flores con el objetivo principal de desviar el drenaje de los arroyos a las Sierras de Tandil y así proteger los tramos inferiores del Río Salado.

✓ Luego de un período de sequía entre las décadas de 1930 y 1950, siguieron otros caracterizados por un aumento significativo de las precipitaciones sobre la totalidad de la cuenca, lo cual ocasionó intervenciones inmediatas en el sector noroeste (construcción de canales entre la Laguna El Hinojo/Las Tunas y el río Salado para drenar gran parte del área) y en la zona de las Lagunas Encadenadas del Oeste (implementación de un programa de obras para proveer mayor control sobre los niveles de las lagunas y, mediante una estación de bombeo y canales aliviadores, realizar la descarga al Arroyo Vallimanca).

✓ Entre 1997 y 1999 la firma Halcrow & Partners Ltd. tuvo a su cargo la ejecución del “Estudio para un Plan Maestro Integral para el control de inundaciones, desarrollo de los recursos hídricos, mejoras de las condiciones económicas y preservación de los valores medioambientales en la Cuenca del Río Salado”. Este estudio estableció principios guía de manera de asegurar la creación de un marco de trabajo flexible y sustentable para el manejo de los recursos hídricos y terrestres en la región.

✓ En el 2001 la consultora ABS S.A. llevó a cabo un estudio para el desarrollo del “Proyecto Ejecutivo de la obra Río Salado Superior”, el cual sentó las bases para la elaboración del “Proyecto Ejecutivo de la canalización del Río Salado Superior”.

✓ En el 2006 se efectuó la contratación de la Facultad Regional Avellaneda, dependiente de la Universidad Tecnológica Nacional, a través del Ministerio de Asuntos Agrarios y Ministerio de Infraestructura, Vivienda y Servicios Públicos, para la realización del “Plan de Desarrollo Integral del Río Salado: Estudio de Impacto Ambiental, Social y Territorial”, el cual finalizó en el 2009.

3.3 Indicadores cuantitativos

3.3.1 Precipitación

Se recopilaron datos de precipitación de 29 estaciones meteorológicas pertenecientes al Servicio Meteorológico Nacional (SMN) y al Instituto Nacional de Tecnología Agropecuaria (INTA) ubicadas en todo el territorio de la provincia de Buenos Aires, sur de Santa Fe, sur de Córdoba y este de La Pampa (Figura 3.3). Las características principales de estas estaciones se presentan en la Tabla 3.1. Los datos de precipitación son acumulados diarios medidos a las 12 UTC (9 am hora local de Argentina); los correspondientes al periodo comprendido entre los años 1991 - 1996 se utilizaron para calibrar los modelos hidrológicos (Capítulo 5), los del periodo 2001 - 2017 para validar los PPS (Capítulo 4).

Tabla 3.1 Características principales de las estaciones meteorológicas utilizadas en el estudio.

Nombre	Latitud	Longitud	Altura (m s.m.m.)	Fuente	Registro	Inicio
Aeroparque Aero	-34.5667	-58.4167	6	SMN	diario	1956
Azul Aero	-36.8333	-59.8833	147	SMN	diario	1950
Bahia Blanca Aero	-38.7333	-62.1667	83	SMN	diario	1956
Balcarce	-37.7610	-58.2990	130	INTA	diario	1961
Benito Juarez Aero	-37.7167	-59.7833	207	SMN	diario	1980
Bolivar Aero	-36.2000	-61.0667	94	SMN	diario	1988
Coronel Pringles Aero	-38.0167	-61.3333	247	SMN	diario	1993
Coronel Suarez Aero	-37.4333	-61.8833	233	SMN	diario	1936
Dolores Aero	-36.3500	-57.7333	9	SMN	diario	1931
El Palomar Aero	-34.6000	-58.6000	12	SMN	diario	1956
Ezeiza Aero	-34.8167	-58.5333	20	SMN	diario	1956
General Pico Aero	-35.7000	-63.7500	145	SMN	diario	1956
Junin Aero	-34.5500	-60.9167	81	SMN	diario	1958
La Plata Aero	-34.9667	-57.9000	23	SMN	diario	1956
Laboulaye Aero	-34.1333	-63.3667	137	SMN	diario	1939
Las Flores Aero	-36.0333	-59.1333	36	SMN	diario	1987
Mar Del Plata Aero	-37.9333	-57.5833	21	SMN	diario	1950
Nueve de Julio	-35.4500	-60.8833	76	SMN	diario	1931
Olavarria Aero	-36.8833	-60.2167	166	SMN	diario	1987
Pehuajo Aero	-35.8667	-61.9000	87	SMN	diario	1958
Pigue Aero	-37.6000	-62.3833	304	SMN	diario	1935
Punta Indio B.A.	-35.3667	-57.2833	22	SMN	diario	1956
Rosario Aero	-32.9167	-60.7833	25	SMN	diario	1935
San Fernando	-34.4500	-58.5833	3	SMN	diario	1995
Santa Rosa Aero	-36.5667	-64.2667	191	SMN	diario	1937
Tandil Aero	-37.2333	-59.2500	175	SMN	diario	1960
Tres Arroyos	-38.3333	-60.2500	115	SMN	diario	1964
Venado Tuerto	-33.6667	-61.9667	112	SMN	diario	1989
Villa Gesell Aero	-37.2333	-57.0167	9	SMN	diario	1976

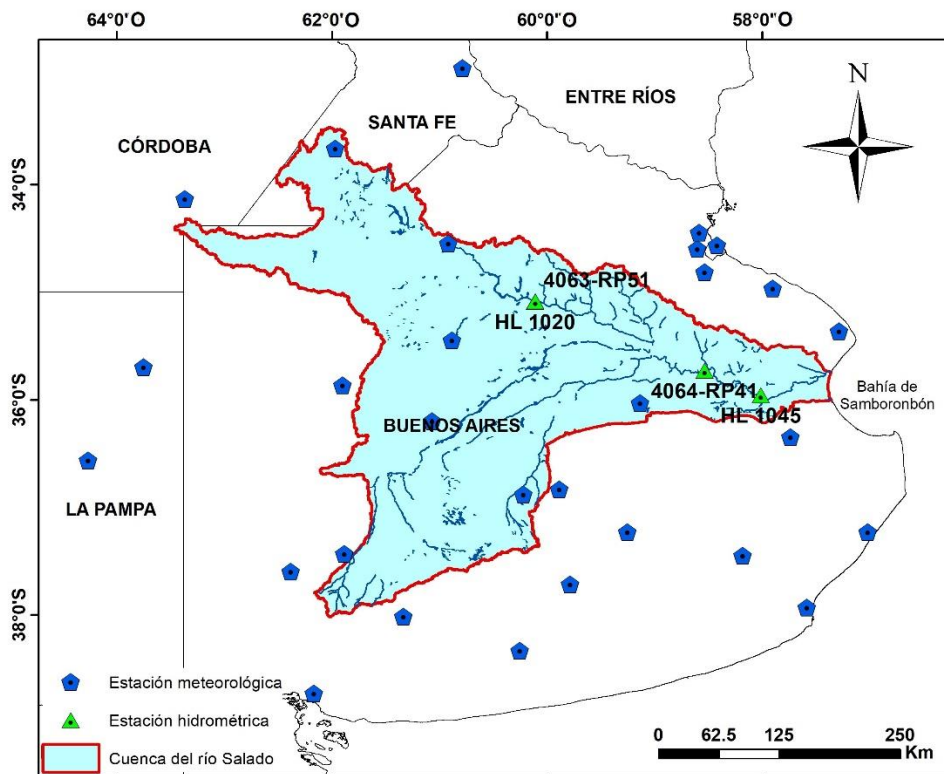


Figura 3.3 Ubicación de las estaciones meteorológicas e hidrométricas.

A partir de las 29 estaciones meteorológicas, se determinaron las precipitaciones mínima, media y máxima mensuales para la región de estudio (Figura 3.4). Los resultados muestran que el 65% de la precipitación ocurre entre los meses de octubre a marzo, período en el que se hace evidente la influencia del anticiclón del Atlántico Sur que genera el ingreso de masa de aire cálido y húmedo. Este efecto disminuye marcadamente en los meses más fríos, desde abril a septiembre, cuando el anticiclón se desplaza hacia el norte limitando el ingreso de masas de aire húmedo. En relación a la precipitación media, el valor mínimo ocurre en el mes de junio (33 mm), mientras que se observa la presencia de dos máximos anuales, el principal en el mes de febrero (116 mm) y el restante en el mes de octubre (105 mm).

La distribución espacio-temporal de la precipitación varía en función de la proximidad de las estaciones meteorológicas al Océano Atlántico (Figura 3.5). Por ejemplo, las estaciones Rosario Aero, Laboulaye Aero y Santa Rosa Aero se encuentran en la zona de influencia continental, por lo que presentan una marcada estacionalidad que se refleja en el 75% de la precipitación ocurriendo en el semestre cálido (octubre a marzo). Esta marcada variación estacional se debe a que el aporte de humedad desde el centro-norte del país se encuentra con una superficie más caliente, lo que favorece la formación de precipitación de origen

convectivo durante dicho periodo. En contraste, las estaciones La Plata Aero, Azul Aero, Bahía Blanca Aero y Mar del Plata Aero se encuentran dentro de la zona con influencia marítima, por lo que presentan una estacionalidad menos marcada (la precipitación en esos mismos meses disminuye al 60%).

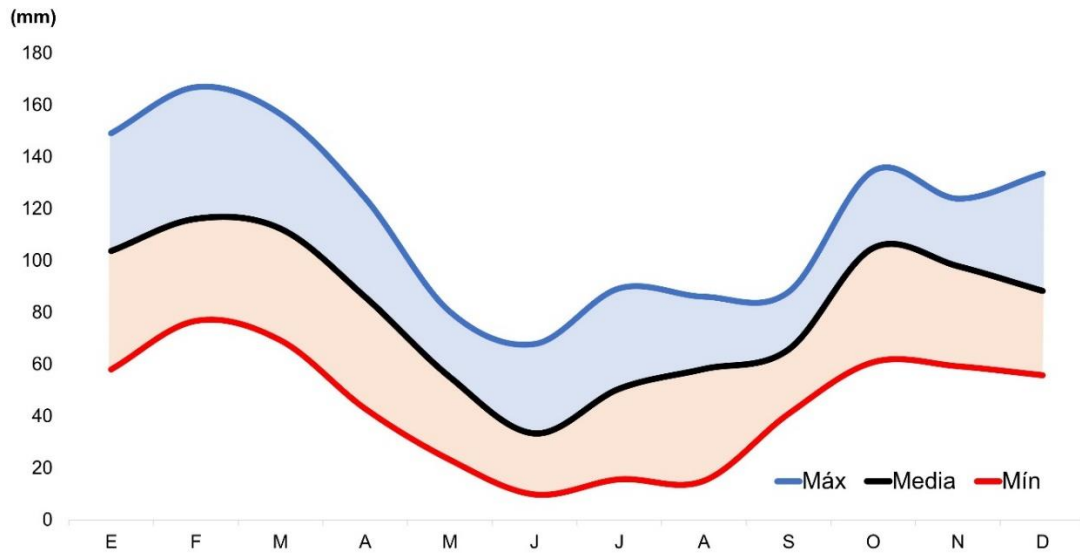


Figura 3.4 Precipitación mínima, media y máxima mensual para las 29 estaciones meteorológicas. Periodo 2001–2017.

En particular, durante el período de 1991 a 1996, la cuenca del río Salado recibió un aporte promedio anual de 954 mm de precipitación. El comportamiento anual de la precipitación es variable, el año más húmedo fue 1993 (1220 mm), mientras que el año más seco fue 1995 (771 mm) (Figura 3.6). La distribución de la precipitación durante el año también es irregular; el invierno es la estación menos lluviosa y la primavera la más lluviosa. Durante el periodo analizado, los meses con menor y mayor registro de precipitaciones resultaron julio (28,8 mm) y abril (126,7 mm), respectivamente.

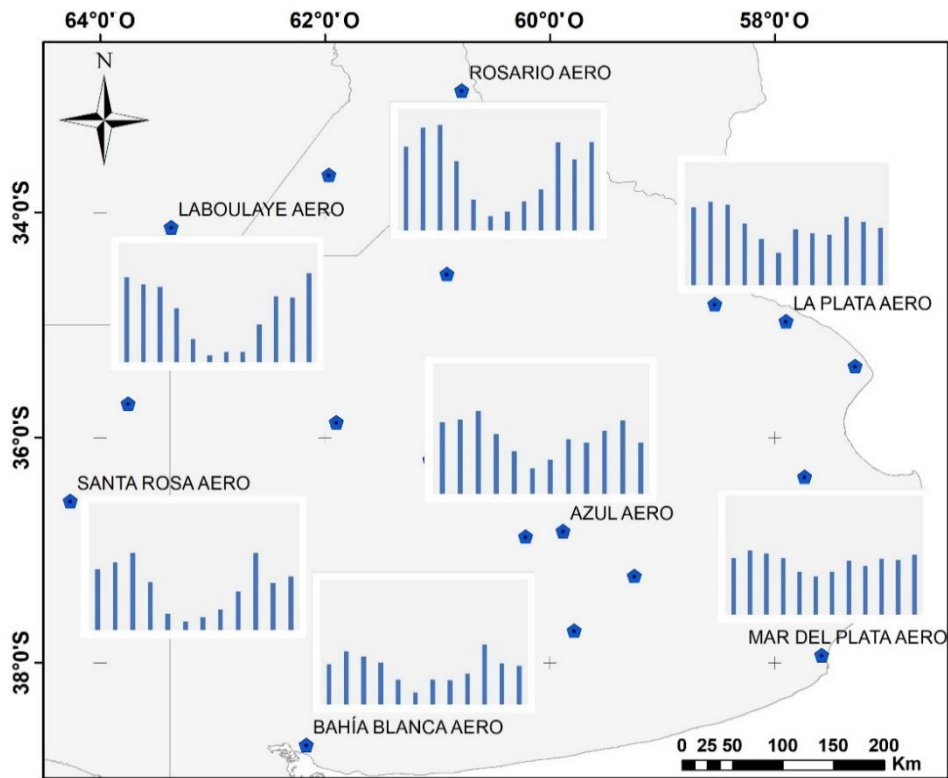


Figura 3.5 Ubicación geográfica de las estaciones meteorológicas y régimen estacional de precipitación. Periodo 2001-2017.

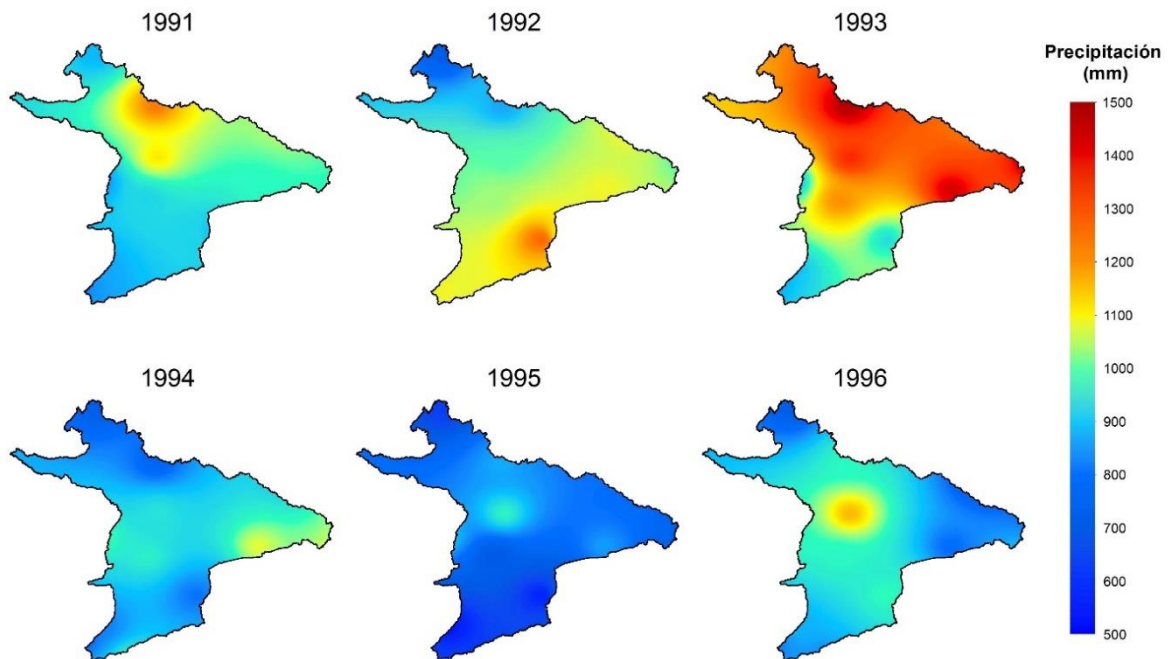


Figura 3.6 Precipitación media anual. Periodo 1991-1996.

3.3.2 Temperatura

Los registros de temperaturas máximas y mínimas mensuales muestran que el mes más cálido es diciembre, con una temperatura de 33,2 °C, mientras que el mes más frío es julio con una temperatura cercana a 0 °C (Figura 3.7).

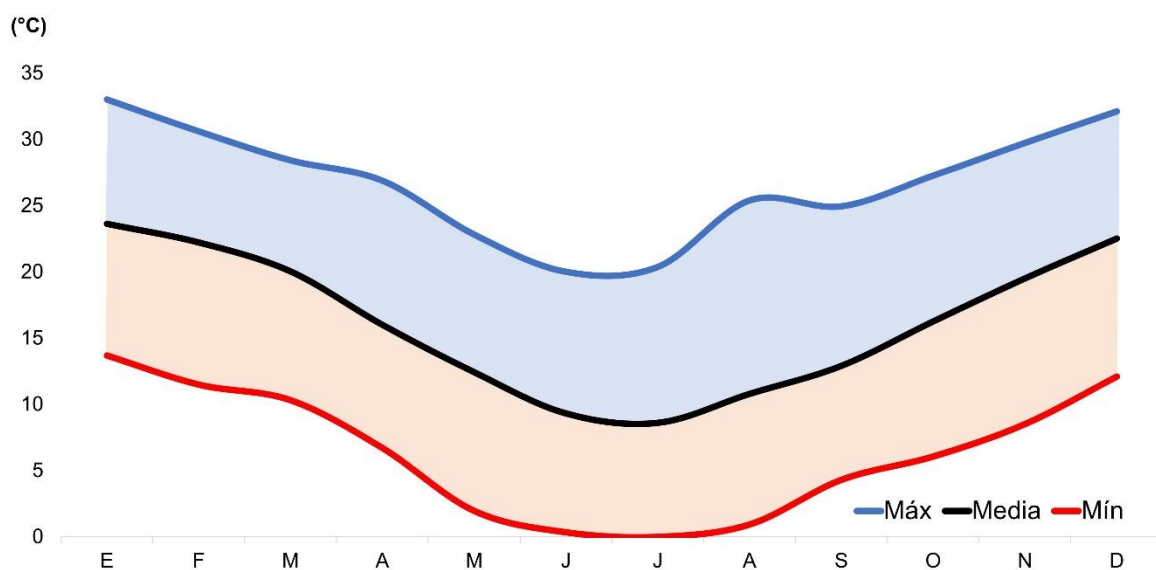


Figura 3.7 Valores mínimos, medios y máximos de temperatura. Periodo 1991-2017.

Las temperaturas medias anuales oscilan entre 15,5 y 17,1 °C (periodo 1991-2017). Sin embargo, considerando específicamente el periodo 1991-1996, se destaca un marcado gradiente ascendente de temperatura de sur a norte desde el año 1991 hasta 1993, mientras que la distribución de la temperatura se vuelve más uniforme en la región durante el periodo de 1994 a 1996 (Figura 3.8).

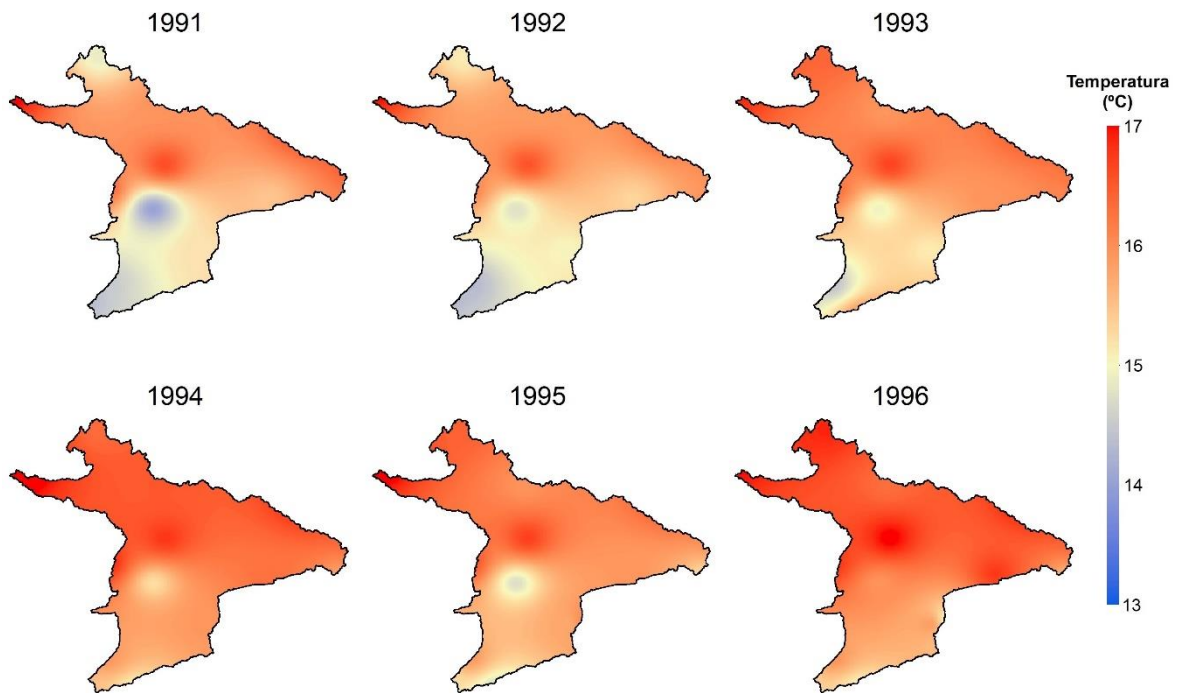


Figura 3.8 Temperatura media anual. Periodo 1991-1996.

3.3.3 Caudal

La información básica de registros de caudal fue suministrada por la Autoridad del Agua (ADA) y el Sistema Nacional de Información Hídrica (SNHI), contándose con datos de cuatro estaciones hidrométricas ubicadas sobre el río Salado: la estación HL 1020 y la estación 4063-RP51 localizadas en el partido de Alberti (río Salado superior); la estación hidrométrica HL 1045 y la estación 4064-RP41 situadas en el partido de Pilar (río Salado inferior).

Cada estación cuenta con datos de altura de agua con una resolución temporal diaria; no obstante, en ciertos periodos, se encuentran interrupciones en las mediciones, lo que afecta la continuidad de los registros. El periodo de registro en la estación HL 1020 es desde 1987 hasta 2008, con 26% de datos faltantes. En 2008, dejó de funcionar, pero fue reinstalada en el mismo lugar bajo el nombre 4063-RP51, retomando las mediciones en 2015. Por otro lado, la estación HL 1045 registró datos desde 1990 hasta 2003, con un 43% de datos faltantes. Aunque dejó de funcionar en 2003 y no fue reemplazada, en este trabajo se consideraron los datos de la estación más cercana (4064-RP41) ubicada aproximadamente a 50 km aguas arriba, para darle continuidad a la serie de caudales.

Estas estaciones registran los caudales producto de un área de drenaje de 32.500 km² (río Salado superior), 91.200 km² y 85.000 km² (río Salado inferior), respectivamente (Figura 3.3). A partir de las alturas diarias y aforos se ajustó la curva de descarga en cada estación. Las curvas H-Q utilizadas y sus ecuaciones se muestran en la Tabla 3.2.

Tabla 3.2 Ecuaciones de las curvas H-Q para las estaciones hidrométricas utilizadas.

Estación	Río	Lugar	Período	Rango	Ecuación
			de validez	de validez	H (m) – Q (m ³ /s)
HL 1020	Salado superior	Achupallas (Ruta 51)	1990-1996 (●)	0,10m < H ≤ 1,00m	$Q = 29,95560 * H^{1,11236}$
				1,00m < H ≤ 2,50m	$Q = 29,95560 * H^{3,89917}$
			1997-2007	0,10m < H ≤ 1,20m	$Q = 41,90902 * H^{1,69187}$
				1,20m < H ≤ 2,50m	$Q = 26,45917 * H^{4,21433}$
4063-RP51	Salado superior	Achupallas (Ruta 51)	2015-2019	0,10m < H ≤ 1,10m	$Q = 54,7118 * (H-0,0147)^{1,95482}$
				1,10m < H ≤ 2,50m	$Q = 48,21888 * H^{3,00456}$
HL 1045	Salado inferior	Pilar (Ruta 57)	1990-1996 (●)	0,60m < H ≤ 3,64m	$Q = 28,45 * (H-0,57638)^{2,28577}$
				3,64m < H ≤ 6,00m	$Q = 1,55000 * H^{3,77000}$
			1997-2003	0,60m < H ≤ 3,90m	$Q = 36,6082 * (H-0,74146)^{2,28577}$
				3,90m < H ≤ 6,00m	$Q = 3,44568 * H^{3,24711}$
4064-RP41	Salado inferior	General Belgrano (Ruta 41)	2015-2019	0,10m < H ≤ 5,00m	$Q = 70,94121 * H^{1,18607}$
				5,00m < H ≤ 7,10m	$Q = 18,60908 * H^{2,01754}$

Nota: Las curvas H-Q han sido ajustadas por el autor para la mayoría de los periodos, mientras que las correspondientes a los periodos marcados con (●) fueron elaboradas por la Autoridad del Agua (ADA).

Durante los primeros años del periodo analizado, la estación HL 1020 registró un caudal medio diario de 56 m³/s, mientras que aguas abajo en la estación HL 1045 fue de 234 m³/s. Los hidrogramas de ambas estaciones muestran que el caudal máximo ocurrió en el año 1993, cuando en la estación HL 1020 alcanzó 351 m³/s (del 29 de junio al 4 de julio), y en el río Salado inferior en la estación HL 1045 fue de 1.382 m³/s (del 18 al 19 de junio). En el periodo más reciente, la estación 4063-RP51 resultó un caudal promedio de 90 m³/s, en tanto que la estación 4064-RP41 mostró 190 m³/s. Los máximos asociados a ambas estaciones fueron durante el año 2017 con 277 m³/s (14 de abril) y 963 m³/s (1 de octubre) respectivamente (Figura 3.9).

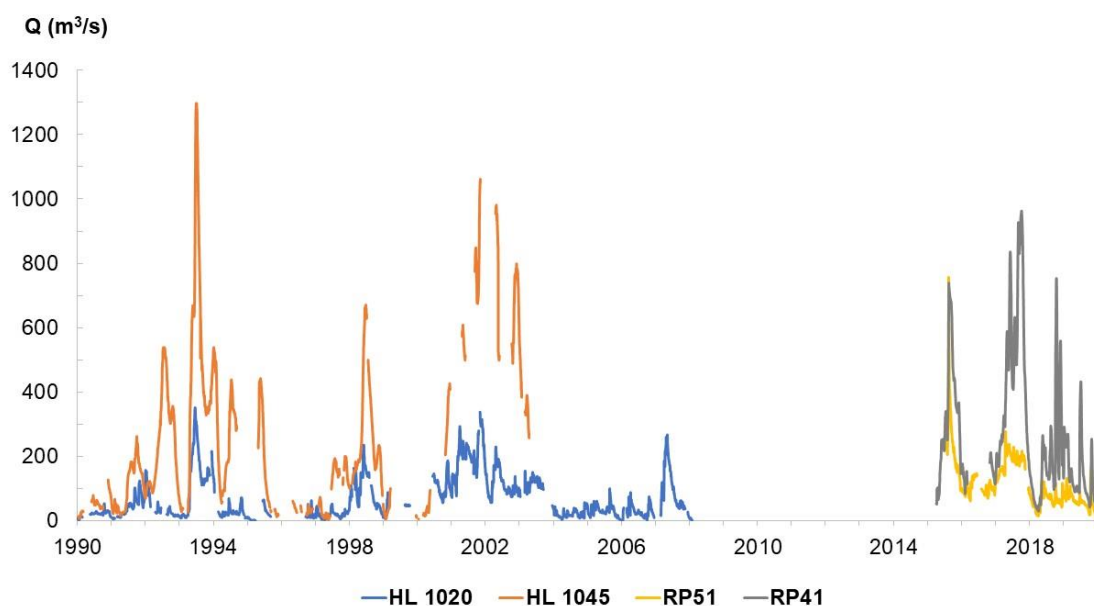


Figura 3.9 Caudales observados en las estaciones HL 1020 y HL 1045. Periodo 1990-2019

3.3.4 Suelos

Las características físicas de la zona de estudio se determinaron a partir de mapas de textura y cobertura de suelos. El mapa de suelos utilizado se obtuvo del Inventario del recurso suelo de Argentina (SAGyP – INTA – Proyecto PNUD ARG/85/019, 1990), el cual proporciona una clasificación de los suelos y evaluación de las tierras (Figura 3.10). Este mapa se encuentra a una escala gráfica de 1:500.000 y es la versión digital corregida y ajustada del Atlas de Suelos de la República Argentina (INTA-SAGyP, 1990).

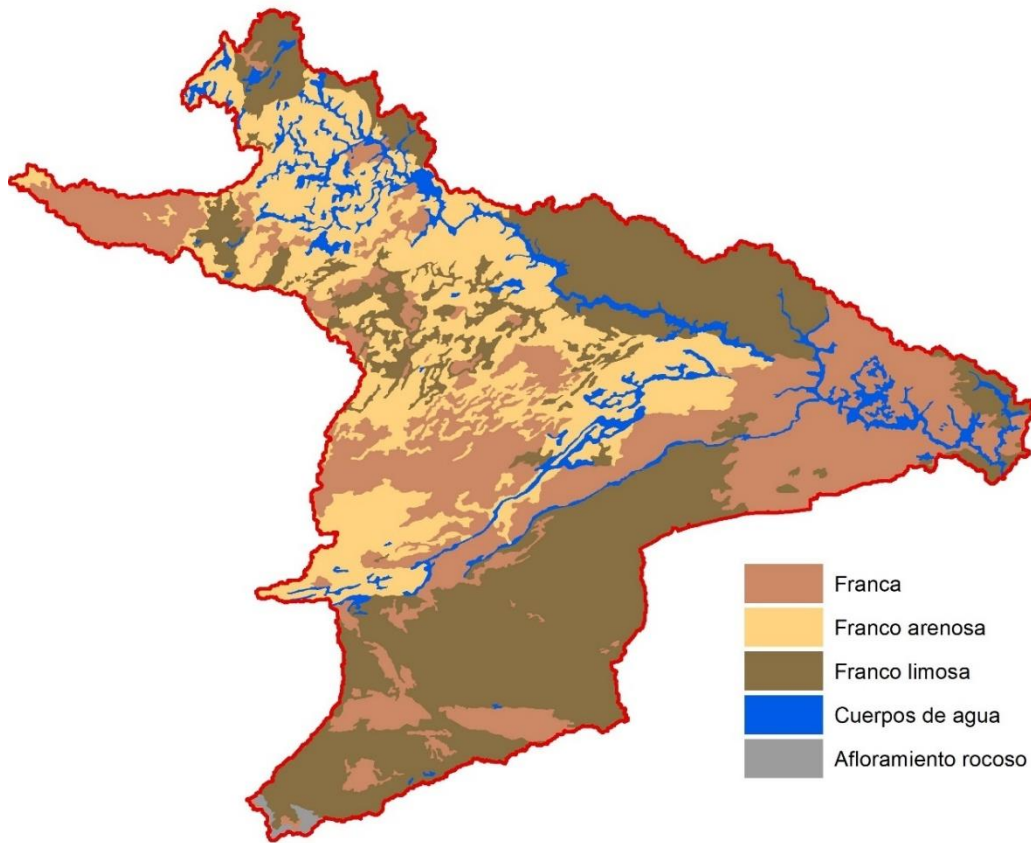


Figura 3.10 Mapa de textura de suelo de la cuenca del río Salado. Se incluyen los cuerpos de agua el afloramiento. (INTA-SAGyP, 1990).

Por otra parte, el mapa de usos de suelo utilizado fue elaborado por la Infraestructura de Datos Espaciales de Salta (IDESa) bajo el título de “Cobertura del suelo de la República Argentina. Año 2006-2007 (LCCS-FAO)”. El mismo se obtuvo de la plataforma de información geoespacial, y contiene la ocupación de las tierras y uso de los suelos a escala gráfica de 1:500.000, según el sistema de clasificación de ocupación de tierras “*Land Cover Classification System - LCCS*” (Figura 3.11).

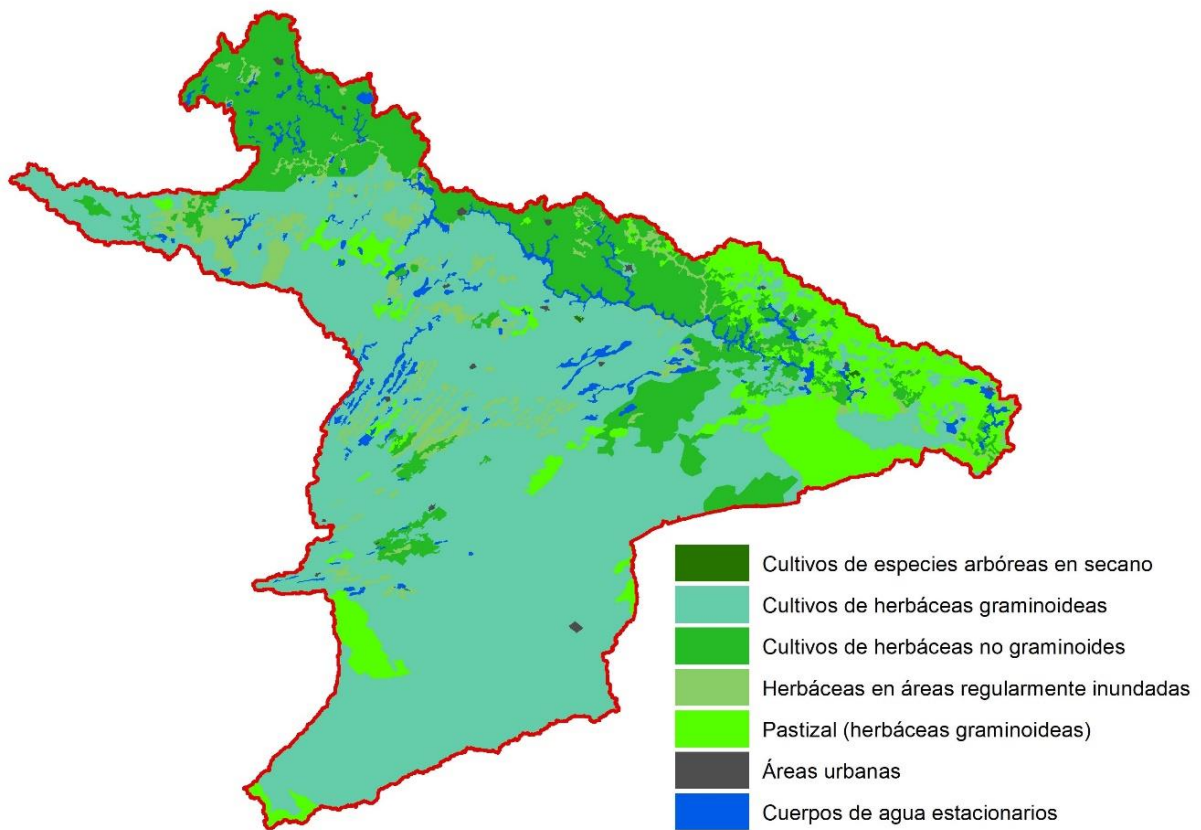


Figura 3.11 Mapa de cobertura de suelo de la cuenca del río Salado. (Volante et al., 1990).

3.3.5 Topografía

Se utilizó como base topográfica un Modelo Digital de Elevación (DEM) que representa la elevación del terreno, incluyendo características naturales y antrópicas. En particular, se usó el DEM del SRTM (*Shuttle Radar Topography Mission*), con una resolución espacial de 90 metros (Figura 3.12), obtenido del GeoPortal CGIAR-CSI. Esta plataforma, desarrollada por el Grupo Consultivo sobre Investigación Agrícola Internacional (CGIAR) y el Sistema de Información sobre Recursos Hídricos y Suelos (CSI), proporciona acceso a datos globales de elevación obtenidos mediante radar desde un transbordador espacial. El conjunto de datos se trabajó en el sistema de referencia WGS 84 (EPSG:4326), correspondiente a una proyección geográfica.

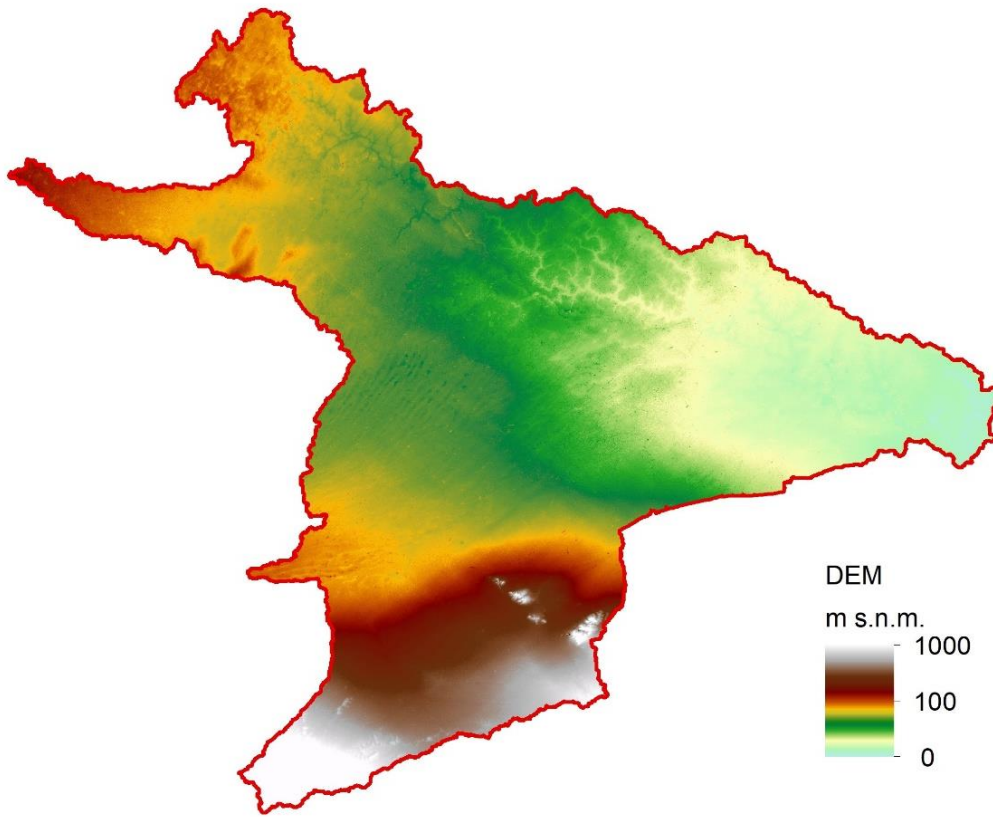


Figura 3.12 Modelo Digital de Elevación del SRTM obtenido del GeoPortal CGIAR-CSI. (Jarvis et al., 2008).

CAPÍTULO 4. VALIDACIÓN Y CORRECCIÓN DE ESTIMACIONES DE PRECIPITACIÓN SATELITAL UTILIZANDO OBSERVACIONES EN SUPERFICIE

4.1 Introducción

La precipitación es la variable climática de mayor importancia del sistema hidrológico por lo que entender su comportamiento espacial y temporal es necesario tanto para el desarrollo de sistemas de monitoreo y alerta hidrometeorológica, cómo también para la toma de decisiones en las áreas de meteorología, hidrología y agricultura. Históricamente la precipitación se observa en estaciones meteorológicas en superficie, las cuales proporcionan mediciones directas, pero generalmente no están distribuidas de forma uniforme y están sujetas a errores asociados con el tipo de precipitación, viento, falta de mantenimiento, entre otros factores.

Fue en la década de los setenta donde se desarrollaron las primeras técnicas para estimar la precipitación a partir de observaciones radiométricas de satélites. Inicialmente la precipitación se estimaba con sensores de longitud de onda visibles o IR, a través de la reflectividad y la temperatura del tope de las nubes. Posteriormente la introducción de sensores de microondas pasivos que penetran las nubes y miden el tamaño de las gotas de lluvia permitió una disminución de la incertidumbre en la precipitación estimada (Ebert et al., 2007). En los últimos años, se han desarrollado diversos productos de precipitación satelital (PPS), usando distintas técnicas para estimar la precipitación basadas en la información combinada de varios satélites. Entre estos se destacan TMPA, CMORPH e IMERG.

Por lo general, los satélites no pueden ofrecer el mismo detalle a escala temporal con actualizaciones rápidas como las estaciones en superficie con transmisión en tiempo real. Pero la cobertura satelital posee numerosas ventajas que hacen sus usos atractivos para diferentes disciplinas. En este sentido, se puede mencionar que los PPS se encuentran sistemáticamente disponibles en todo el mundo, tienen medición continua, proporcionan datos espacialmente uniformes con amplia resolución espacial que incluye las vastas áreas oceánicas, se pueden descargar de forma gratuita y algunos productos tienen disponibilidad en tiempo casi real. Sin embargo, los PPS también presentan algunas limitaciones, como lo demuestran diferentes evaluaciones con observaciones en superficie realizadas en diversas regiones geográficas (Hossain & Anagnostou, 2004; Yilmaz et al., 2005; Hossain & Anagnostou, 2006; Hong et al., 2006; Tang & Hossain, 2009; Iida et al.,

2010; Tang et al., 2010). Estos estudios señalan sesgos importantes en los PPS a causa de distintas fuentes de incertidumbre, como errores en el muestreo debido a la discontinuidad espacial y temporal de las mediciones y/o problemas de calibración en los sensores satelitales.

Además, existen otros factores que pueden influir en los errores de los PPS como lo son el régimen de precipitación o la topografía de cada región en particular. Zambrano-Bigiarini et al. (2017) evaluaron siete PPS en Chile y demostraron que el ajuste con las observaciones era mayor en zonas húmedas con elevaciones bajas y medias (0 - 1000 m s.n.m.), que en las regiones áridas del norte y el extremo sur. Estos resultados indican que los PPS deben evaluarse en términos de error con observaciones en superficie ya que su rendimiento podría variar según su ubicación geográfica como lo demuestran diversos estudios realizados en diferentes partes del mundo (Tan & Duan, 2017; Tan & Santo, 2018; Aslami et al., 2018; Basheer & Elagib, 2019; Gella, 2019). Específicamente en Sudamérica, análisis de PPS han arrojado resultados heterogéneos (Dinku et al., 2010; Melo et al., 2015; Zambrano-Bigiarini et al., 2017; Baez-Villanueva et al., 2018; Oreggioni-Weiberlen & Báez-Benítez, 2018; Palharini et al., 2020). El sesgo en los PPS se reconoció como un problema relevante en varias cuencas de todo el mundo, y se demostró que los métodos de corrección de sesgo reducen significativamente los errores en caudales simulados (Maggioni & Massari, 2018).

Hobouchian et al. (2017) realizaron una validación de cuatro estimaciones de precipitación diaria por satélite sobre los Andes subtropicales, sus resultados indican una disminución en los errores en la época invernal que coincide con la temporada de lluvias. Tanto este análisis como en la validación de seis PPS realizada en Sudamérica por Salio et al. (2015), destacan que las estimaciones que incluyen información de microonda capturan mejor la precipitación que aquellas que no las consideran, además demostraron que los productos con menor sesgo son los que están calibrados con observaciones en superficie como es el caso de TMPA (3B42), sin embargo, estos tienen una limitación para su uso ya que sólo se encuentran disponibles después de 2 meses de publicarse su versión sin corrección.

En el presente capítulo se busca evaluar la capacidad para detectar frecuencias y magnitudes de precipitación diaria y trimestral de tres PPS en su versión en tiempo casi real, usando observaciones pluviométricas en superficie en una zona de llanura; y realizar la remoción de sesgos de los PPS.

4.2 Metodología

4.2.1 Selección de los productos de precipitación satelital

Se seleccionaron los datos de análisis de precipitación multisatélite TRMM en tiempo real (Huffman et al., 2007) que se encuentra en la versión 7. El producto usado es el 3B42RT (a partir de ahora se denominará TMPA) que cuenta con una cobertura global desde 60° norte a 60° sur, su resolución espacial es de 0,25° y temporal de 3 horas. Los archivos son de acceso público y están disponibles desde marzo del año 2000, aunque no incluyen las medidas de calibración usando observaciones pluviométricas de superficie como el producto 3B42, las estimaciones de precipitación están disponibles con una demora de aproximadamente 8 horas, lo que resulta adecuado para las actividades de monitoreo y modelado en tiempo casi real.

Además, se seleccionó el algoritmo de estimación de precipitación CMORPH desarrollado en Estados Unidos por la *National Oceanic and Atmospheric Administration* (NOAA). Este algoritmo basa sus estimaciones únicamente en datos de sensores microondas pasivos (Joyce et al., 2004). Las imágenes IR no se utilizan para estimar la precipitación sino exclusivamente para interpolar entre dos campos de intensidad de lluvia derivados de sensores microondas. El producto de precipitación seleccionado en este trabajo fue CMORPH en sus versiones 1.0 (para el período 2001-2014) y posteriormente se usó la versión 0.x hasta diciembre del 2017. Los datos de este producto tienen la misma cobertura, resolución espacial y temporal que el producto TMPA.

Por otra parte, la misión GPM es una red internacional de satélites que proporciona observaciones globales de lluvia que nace sobre la base del éxito de la misión TRMM. El algoritmo IMERG combina información de la constelación de satélites GPM para estimar la precipitación sobre la mayor parte de la superficie de la Tierra. En la última versión (v.6) (Huffman et al., 2019) el algoritmo fusiona las estimaciones de precipitación tempranas recopiladas durante la operación del satélite TRMM (2000-2015) con estimaciones de precipitación más recientes recopiladas durante la operación del satélite GPM (2014-presente). El IMERG ofrece tres tipos diferentes de productos: el producto "*Final*," disponible 3.5 meses después del período de observación; el producto "*Late*," accesible después de 14 horas; y el producto "*Early*," disponible a solo 4 horas de su tiempo de observación. En este trabajo, se selecciona el producto "*Early*," que ofrece una resolución espacial de 0.1° x 0.1°, una resolución temporal de 30 minutos y una cobertura global que abarca desde los 90° norte hasta los 90° sur. A continuación la Tabla 4.1 presenta un

resumen comparativo de las principales características de los PPS seleccionados en este estudio.

Tabla 4.1 Principales características de los PPS.

Producto	Resolución Temporal	Resolución Espacial	Cobertura	Periodo
CMORPH	3-Horas	0,25 x 0,25	60N – 60S	2001 - presente
TRMM 3B42RT	3-Horas	0,25 x 0,25	60N – 60S	2000 - 2019
IMERG <i>Early</i>	30-minutos	0,1 x 0,1	90N – 90S	2000 - presente

4.2.1 Evaluación de los productos de precipitación satelital

Para evaluar adecuadamente la precipitación entre los PPS y los datos observados es necesario tomar en cuenta el desajuste de escala espacial entre ellos. Los PPS están disponibles a escala de cuadrícula o píxel ($0,1^\circ$ para el producto IMERG y $0,25^\circ$ para los productos CMORPH y TMPA), mientras que los datos observados representan la precipitación puntual.

En este estudio la evaluación se llevó a cabo en dos escalas espaciales diferentes: 1) píxel (PPS) versus punto (dato observado), y 2) píxel (PPS) versus píxel (dato observado). La primera escala permite evaluar el comportamiento del píxel más cercano de los PPS respecto a cada estación pluviométrica (dato observado), en este caso se usó una resolución temporal diaria. Mientras que la segunda escala, permite evaluar el comportamiento de los PPS de manera distribuida en la zona de estudio, para que esta evaluación sea posible fue necesario realizar una interpolación de los datos observados y un remuestreo de los datos del producto IMERG para que el tamaño del píxel sea compatible ($0,25^\circ$), la resolución temporal usada fue mensual.

Algunos investigadores (Iturbe et al., 2001; Borges et al., 2016) han argumentado que la interpolación podría generar alguna incertidumbre asociada al método de cálculo o a la densidad de las estaciones de medición, por otro lado el error de muestreo espacial disminuye al aumentar el tiempo de acumulación de la precipitación (Villarini et al., 2008; Maggioni & Massari, 2018), por esta razón y para disminuir estos errores en la escala espacial píxel versus píxel se evaluó con una resolución temporal mensual.

La evaluación de los diferentes productos se realizó de dos maneras: aplicando estadísticos categóricos que permiten evaluar la capacidad de detección de la precipitación

de los PPS respecto a los datos observados, y los estadísticos descriptivos que permiten conocer cuantitativamente los errores y correlaciones que existen entre los datos observados y los PPS.

Los estadísticos categóricos se usaron considerando los distintos umbrales de precipitación (0,5; 1; 2; 3; 4; 5; 10; 15; 20; 25; 30; 35; 40; 45 y 50 mm/día). Se clasificó cada evento a partir de la propuesta de Ebert et al. (2007) usando las siguientes categorías: acierto (H, la precipitación observada y del PPS están por encima del umbral), sorpresa (M, la precipitación observada está por encima del umbral y la del PPS por debajo) y falsa alarma (F, la precipitación del PPS está por encima del umbral y la observada por debajo).

Los estadísticos categóricos aplicados son: el *Bias Score* (BIASS), la Probabilidad de Detección (POD), la Relación de Falsa Alarma (FAR) y el *Equitable Threat Score* (ETS), sus fórmulas se presentan en la Tabla 4.2. El BIASS es la relación entre la cantidad de eventos de precipitación estimada y la cantidad de eventos de precipitación observada, el cual indica si la precipitación estimada tiene una tendencia a subestimar (BIASS < 1) o sobrestimar (BIASS > 1), pero no brinda una medida de dicha magnitud (solo mide frecuencias relativas); la POD muestra que fracción de eventos observados se capturaron correctamente (sensible a los aciertos pero ignora las falsas alarmas); la FAR muestra la fracción de los eventos estimados por los PPS que en realidad no ocurrieron (sensibles a las falsas alarmas pero ignora las sorpresas); y el ETS calcula la fracción de precipitación correctamente estimada considerando el número de aciertos aleatorios.

Tabla 4.2 Estadísticos categóricos usados en la evaluación de los PPS. H: la precipitación observada y del PPS están por encima del umbral; M: la precipitación observada está por encima del umbral y la del PPS por debajo; F: la precipitación del PPS está por encima del umbral y la observada por debajo; T representa el número total de eventos.

Índice	Ecuación	Valor ideal	Rango
Bias score	$BIASS = \frac{H + F}{H + M}$	1	0 a ∞
Probabilidad de detección	$POD = \frac{H}{H + M}$	1	0 a 1
Relación de Falsa alarma	$FAR = \frac{F}{H + F}$	0	0 a 1
Equitable Threat Score	$ETS = \frac{H - \frac{(H+M)(H+F)}{T}}{H + M + F - \frac{(H+M)(H+F)}{T}}$	1	-1/3 a 1

El segundo método consistió en la aplicación de estadísticos descriptivos para cuantificar la magnitud de los errores entre las observaciones de superficie y los PPS. Además de usar la relación punto versus píxel con resolución temporal diaria, también se usó la

relación píxel versus píxel a una resolución temporal mensual. Para que ésta última relación sea posible fue necesario realizar una distribución espacial de los datos observados de precipitación. Esta distribución espacial fue realizada con el método de la *Inverse Distance Weighting* (IDW), usando herramientas de Sistemas de Información Geográfica.

El método IDW posee una larga historia de uso y confiabilidad, debido principalmente a su simplicidad en la formulación y su amplia aplicación en los entornos operativos, frecuentemente es utilizado para interpolar la precipitación (Campozano et al., 2014; Kim & Ryu, 2016; Guevara Ochoa et al., 2017). Con este método, el valor estimado se obtiene a través de un promedio ponderado de todos los valores que se encuentren dentro de un área de búsqueda. El método asigna el mayor peso al punto más cercano, el cual va disminuyendo a medida que aumenta la distancia. Su ecuación se expresa como:

$$W_p = \frac{\sum_{i=1}^n \frac{W_i}{(d_i)^\beta}}{\sum_{i=1}^n \left(\frac{1}{d_i}\right)^\beta} \quad \text{Ec. 4.1}$$

donde: W_p es el valor estimado en el punto p ; n es el número de puntos usado en la interpolación; W_i es el valor conocido en el i -ésimo punto; d_i es la distancia desde el punto conocido i al punto a estimar p ; y β es la potencia de la inversa de la distancia.

Para evaluar el desempeño de los PPS y compararlos con datos de precipitación en superficie se utilizaron diferentes estadísticos descriptivos (Aslami et al., 2018; Tan & Duan, 2017). El coeficiente de correlación de Pearson (R) se usó para evaluar el grado de concordancia entre los PPS y los datos observados, este varía entre -1 y 1. La raíz del error medio cuadrático (RMSE), representa la desviación estándar de la muestra de las diferencias entre los valores estimados y los valores observados. El sesgo estadístico (BIAS), es la diferencia promedio entre los PPS y los datos observados, este estadístico se utilizó para estimar el porcentaje de subestimación o sobrestimación entre las variables. Además, para evaluar la habilidad del producto se calculó el índice de Nash-Sutcliffe (NSE), este índice oscila entre $-\infty$ y 1 (Tabla 4.3).

Tabla 4.3 Estadísticos descriptivos usados en la evaluación de los PPS. m : tamaño de la muestra; S_n : estimaciones de precipitación satelital; O_n : observaciones en superficie; \bar{S} : media aritmética de las estimaciones de precipitación satelital; \bar{O} : media aritmética de las observaciones en superficie.

Métrica estadística	Ecuación	Valor ideal	Rango
Coficiente de correlación de Pearson	$R = \frac{\sum_{k=1}^m (S_n - \bar{S})(O_n - \bar{O})}{\sqrt{\sum_{k=1}^m (S_n - \bar{S})^2} \sqrt{\sum_{k=1}^m (O_n - \bar{O})^2}}$	1	-1 a 1
Raíz del error medio cuadrático	$RMSE = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{k=1}^m (S_n - O_n)^2}$	0	0 a ∞
Sesgo estadístico	$BIAS = \frac{\sum_{k=1}^m (S_n - O_n)}{\sum_{k=1}^m O_n} \times 100$	0	$-\infty$ a ∞
Índice de eficiencia de Nash-Sutcliffe	$NSE = 1 - \frac{\sum_{k=1}^m (O_n - S_n)^2}{(\sum_{k=1}^m (O_n - \bar{O})^2)}$	1	$-\infty$ a 1

4.2.2 Corrección del BIAS de los productos de precipitación satelital

Luego de realizar la evaluación de los PPS respecto a los datos observados se aplicó la corrección del sesgo. El procedimiento utilizado es el *Quantile Mapping* (QM), el cual es un método no paramétrico (Fang et al., 2015) que consiste en implementar transformaciones estadísticas para corregir el sesgo los PPS. Este enfoque se basa en la relación de cuantiles para hacer converger la función de distribución empírica de probabilidad acumulada de las variables simuladas a las observadas. Algunos autores han usado exitosamente este método para la corrección del sesgo de precipitación y temperatura en modelos climáticos globales y regionales (Heo et al., 2019; Ines & Hansen, 2006; Luo et al., 2018; Themeßl et al., 2012).

La corrección del sesgo se realizó construyendo las funciones de distribución acumulada mensual de los PPS y los datos observados utilizando una función de transferencia que permite trasladar los PPS sin corregir a PPS corregidos. Por lo tanto, la función de distribución acumulada de los PPS se transforma para que coincida con el conjunto de los datos observados. En la Figura 4.1 se presenta un esquema del método QM utilizado en este trabajo. La ecuación usada para la corrección del sesgo es la siguiente:

$$P_c = F_o^{-1}(F_s(P_s)) \quad \text{Ec. 4.2}$$

donde: P_c es el valor del PPS corregido; P_s es el valor del PPS a corregir; F_o^{-1} es la inversa de la función de distribución acumulada de los datos observados; y F_s es la función de distribución acumulada del PPS utilizado.

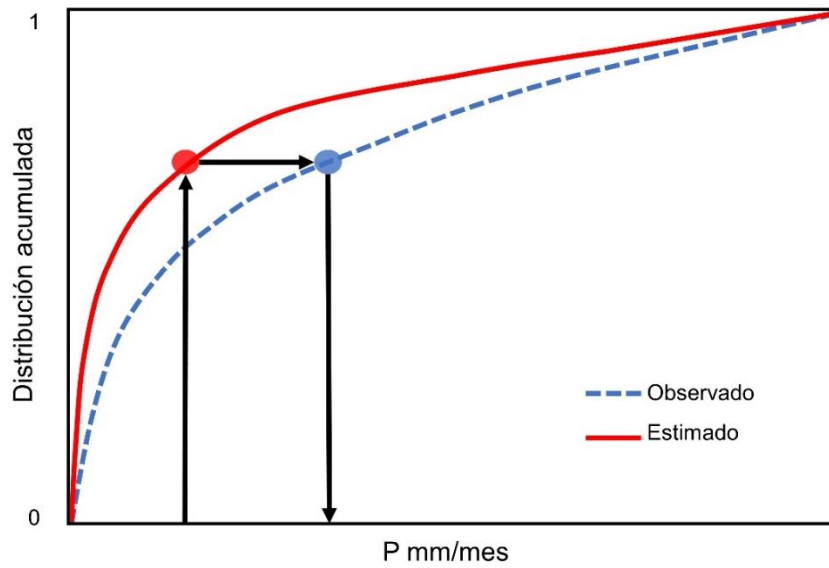


Figura 4.1 Representación gráfica del método de QM.

El método QM se aplicó a las distribuciones de precipitación mensual y la relación entre el PPS y el PPS corregido se usó para desagregar temporalmente los datos corregidos del nivel mensual al diario.

Luego de realizar la corrección del sesgo a los PPS se actualizó el cálculo de los estadísticos descriptivos. La evaluación de los PPS se realizó para ambas escalas espaciales (punto versus píxel y píxel versus píxel), luego se compararon los productos en sus versiones corregidas y sin corregir. Para diferenciar los PPS de los PPS corregidos se agregó -C al final del nombre de cada producto. Figura 4.2 presenta un esquema de la metodología descrita anteriormente.

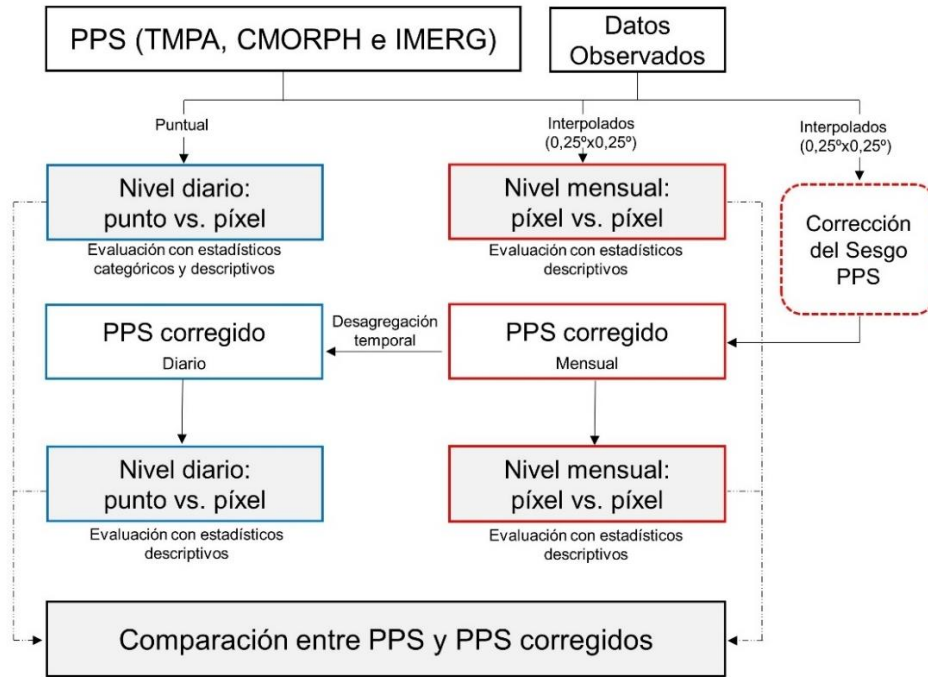


Figura 4.2 Esquema de la metodología del capítulo 4.

4.3 Resultados

4.3.1 Análisis de la variabilidad espacial y temporal de los PPS

En la distribución espacial de la precipitación anual (Figura 4.3 a) se observa una tendencia decreciente que va desde el noreste, con valores superiores a 1050 mm/año, al suroeste con valores inferiores a 650 mm/año. Los tres PPS sin corrección presentados en la Figura 4.3 b, c y d siguen el mismo patrón de distribución espacial que la precipitación observada, sin embargo, todos los productos tienen tendencia a sobreestimar la precipitación, siendo el más evidente el producto IMERG con valores mayores a 2000 mm/año en la parte noreste de la región y mínimos cercanos a los 1000 mm/año en la zona suroeste.

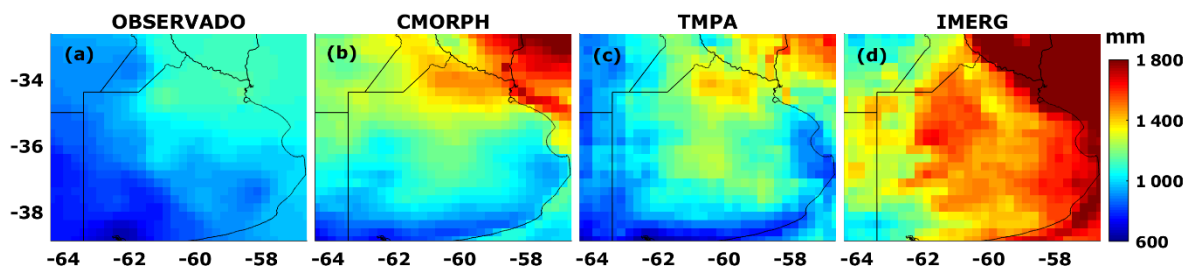


Figura 4.3 Distribución espacial de la precipitación observada y estimada por los distintos PPS (mm/año). Periodo 2001-2017.

Al comparar la precipitación trimestral promedio de los PPS con los datos observados en superficie (Figura 4.4), se aprecia que estos capturan la variabilidad espacial pero no la magnitud de la precipitación en la región. La precipitación acumulada en las estaciones de superficie fue mayor en EFM y OND, para estos casos el promedio resultó 330 mm y 295 mm de forma respectiva.

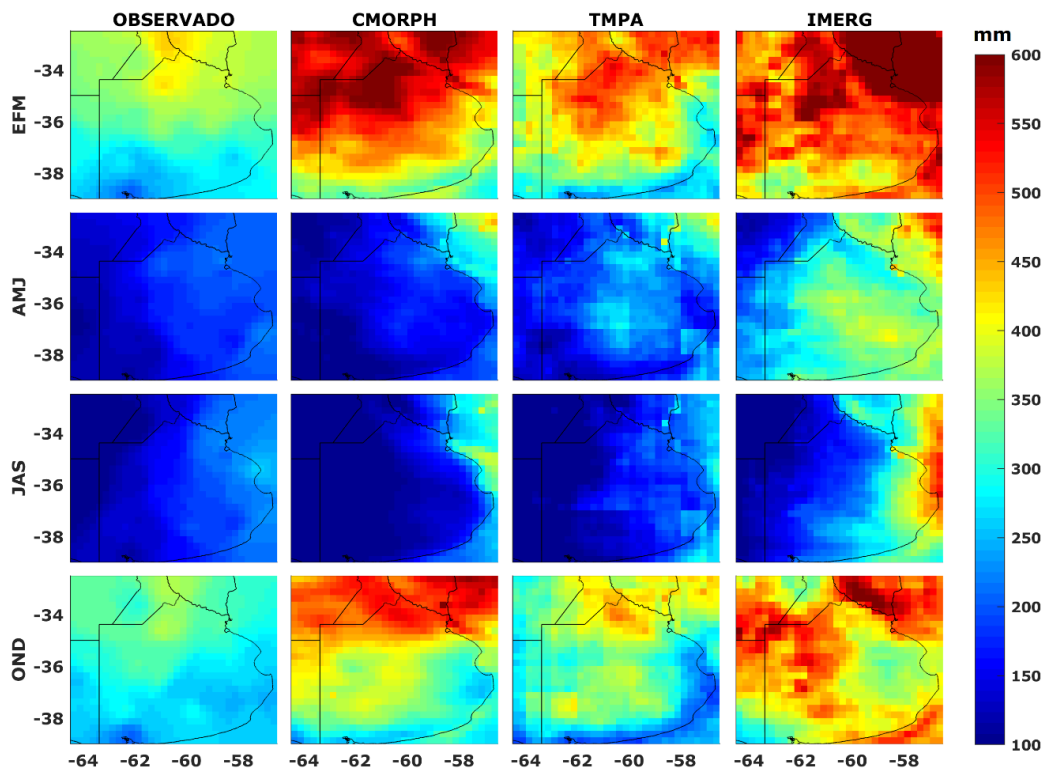


Figura 4.4 Distribución espacial de la precipitación promedio trimestral en mm. Período 2001-2017.

En estos dos trimestres los PPS sobrestiman la precipitación observada en casi toda la región de estudio, siendo más notable esta diferencia en el producto IMERG, para el cual se obtuvo un valor medio de 530 mm (EFM) y 440 mm (OND), seguido del producto CMORPH con un promedio de 485 mm (EFM) y 405 mm (OND), por último, el TMPA mostró resultados más cercanos a los observados con valores promedios de 398 mm (EFM) y 327 mm (OND). Por otra parte, la precipitación acumulada en las estaciones de superficie resultó menor en AMJ y JAS para los cuales corresponden valores de 166 mm y 162 mm. Durante estos trimestres en el oeste de la región los tres PPS muestran una subestimación de la precipitación, mientras que en el este tienden a sobrestimar. Específicamente en JAS los productos CMORPH y TMPA subestimaron la precipitación con valores medios de 146 mm y 135 mm respectivamente, a su vez, en AMJ el único producto que subestima es el CMORPH para el cual se obtuvo un promedio de 163 mm.

4.3.2 Evaluación de PPS

4.3.2.1 Nivel diario: punto vs. píxel

Los coeficientes estadísticos POD, FAR, BIAS y ETS (Tabla 4.2) muestran que los PPS capturan las observaciones para intensidades bajas (hasta 5 mm/día) y medias (entre 5 y 20 mm/día). Mientras que, para intensidades altas (mayores a 20 mm/día), el BIAS es superior a 1 para todos los PPS lo que indica una sobrestimación en este tipo de eventos, siendo el TMPA el que representa mejor a las tormentas intensas en la región. También se observa que el IMERG sobrestima considerablemente el número de eventos de precipitación respecto a los otros dos productos, esto es evidente con una alta POD y FAR. En cuanto a la relación entre el número de falsas alarmas y la cantidad de eventos de precipitación estimada y a la fracción de precipitación correctamente estimada, el producto CMORPH fue el que presentó mejores resultados como lo indican el índice FAR y ETS, respectivamente (Figura 4.5).

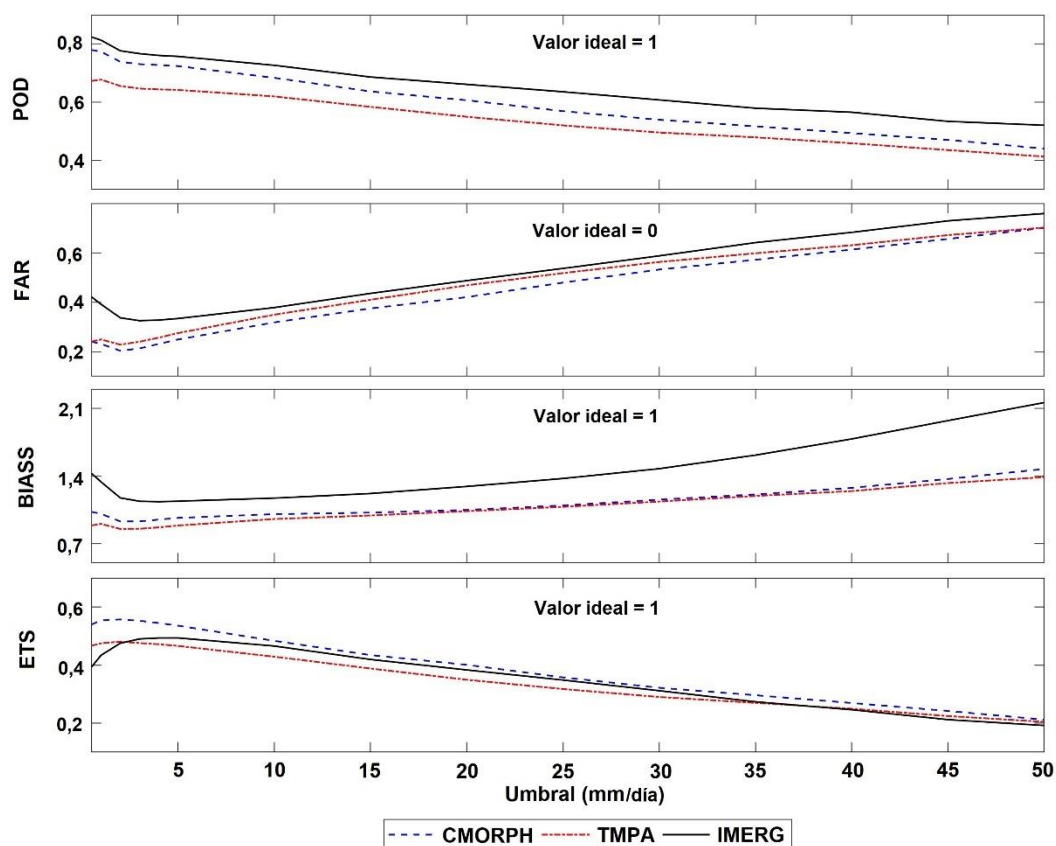


Figura 4.5 Gráfico de POD, FAR, BIAS y ETS en función de los umbrales de precipitación diaria. Periodo 2001-2017.

El impacto de la corrección del sesgo en los datos de PPS se evaluó con las cuatro métricas estadísticas descriptivas presentadas en la Tabla 4.3. En cada estadístico, se utilizaron diagramas de cajas para comparar similitudes en términos de simetría, dispersión y para determinar la existencia de valores extremos, entre la distribución de los valores de las estimaciones y la distribución de los datos observados. Los resultados indican que el método de remoción del sesgo ha incrementado satisfactoriamente el ajuste entre PPS y las observaciones en superficie como se evidencia con la reducción del BIAS, RMSE y en el aumento de NSE y R (Figura 4.6).

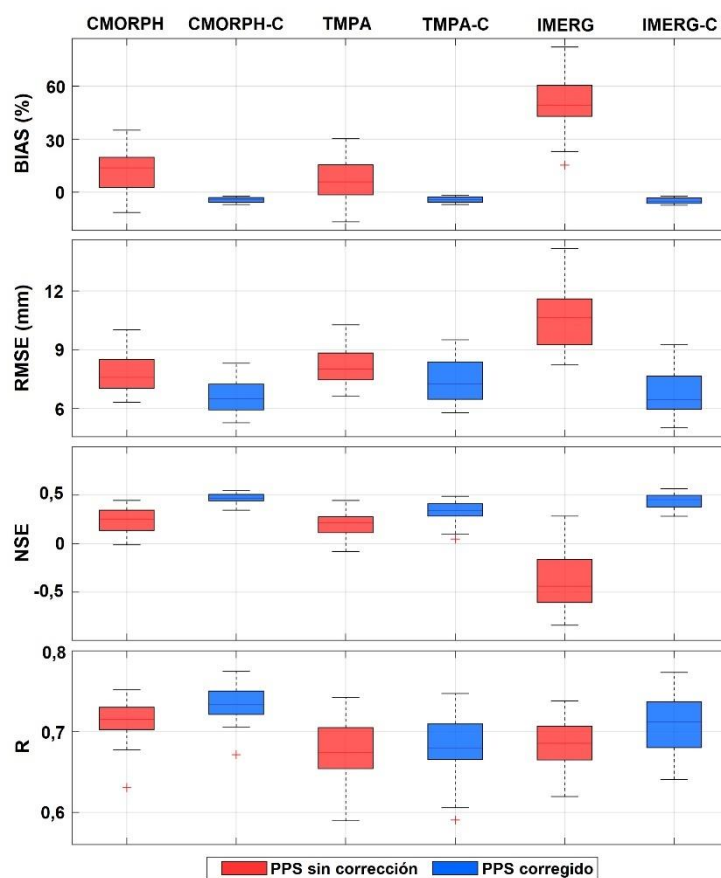


Figura 4.6 Diagrama de cajas de los coeficientes estadísticos descriptivos calculados para las precipitaciones diarias. Periodo 2001-2017.

En el caso del BIAS, se observa que todos los PPS sin corregir presentan valores positivos mayores al 6%, destacando al IMERG con un mayor grado de sobrestimación de la precipitación de 53%, por otra parte, todos los PPS corregidos arrojaron valores del BIAS similares, en todos los casos cercanos a cero. Analizando los resultados del RMSE se encontró que el producto CMORPH corregido (CMORPH-C) muestra el menor error medio cuadrático total y es similar al IMERG corregido (IMERG-C), en ambos casos con valores medios cercanos a 6,5 mm, mientras que el TMPA corregido (TMPA-C) presenta un valor medio cercano a 7,3 mm. Luego de realizar la corrección del sesgo, se observa una mejora

significativa del NSE del producto IMERG, mientras que el CMORPH y el TMPA mejoran este estadístico en menor medida, en este caso los productos corregidos proporcionan valores de NSE más cercanos a 1, siendo el producto CMORPH-C el que tiene mayor habilidad predictiva. La magnitud del R en todos los PPS sin corregir mostraron valores cercanos a 0,7, luego de ser corregidos los productos tienen un mejor ajuste respecto a los datos observados, resultando el producto CMORPH-C el que presenta mayor correlación. En general el producto CMORPH-C muestra un mejor ajuste con las observaciones al compararlo con el TMPA-C y el IMERG-C.

Los estadísticos descriptivos para las diferentes épocas del año se muestran en los diagramas de cajas de la Figura 4.7. En el caso del BIAS, y analizando en primer lugar los productos sin corregir, se observa para el CMORPH que los trimestres de EFM y OND (periodo cálido con mayor cantidad de precipitación) presentan un sesgo positivo mayor a 28% en promedio para las 29 estaciones, mientras que los trimestres de AMJ y JAS (periodo frío con menor cantidad de precipitación) tienen un sesgo negativo en promedio de 15 y 28%, respectivamente. El TMPA presenta sesgo negativo (15%) durante el trimestre de JAS, mientras que el IMERG presenta un sesgo positivo para todos los trimestres del año variando entre 31% en JAS y 76% en AMJ, lo que indica una sobrestimación en los valores de precipitación. En cuanto al comportamiento del BIAS de los PPS corregidos, mostraron valores cercanos a cero en todos los trimestres.

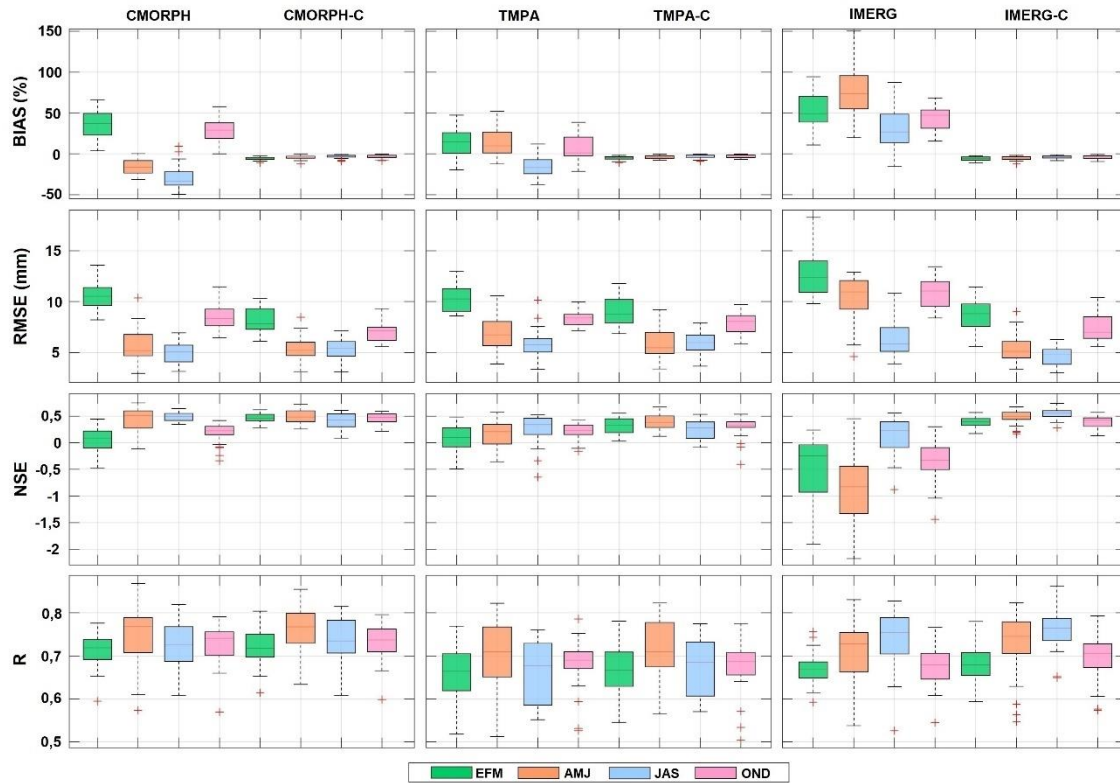


Figura 4.7 Diagrama de cajas de los coeficientes estadísticos descriptivos calculados para la precipitación trimestral. Periodo 2001-2017.

Al analizar los resultados del RMSE, se observa que en los trimestres de EFM, AMJ y OND el producto que presenta el menor error es el CMORPH-C con valores promedios diarios de 8,1 mm; 5,4 mm y 7 mm respectivamente mientras que para los meses de JAS el producto IMERG-C es el que muestra mejor ajuste con un promedio de 4,6 mm. En el caso del NSE para cada trimestre, se observó que en todos los casos los PPS corregidos mejoran su ajuste, se repite el comportamiento de los resultados del RMSE donde el producto CMORPH-C representa mejor los trimestres con mayor precipitación (EFM, AMJ y OND) con valores cercanos a 0,5; mientras que el producto IMERG-C es el que mejor captura la precipitación observada para el trimestre de JAS con un promedio de 0,55. Finalmente, el R muestra valores similares en todos los PPS y al ser corregidos mejoran alrededor de 2%. Sin embargo, se observan valores coherentes a los estadísticos RMSE y NSE ya que al igual que ellos, el producto IMERG-C presenta el mayor índice de correlación en el trimestre JAS, mientras que el CMORPH-C presenta un mejor ajuste para el resto de los trimestres.

4.3.2.2 Nivel mensual: píxel vs. píxel

La distribución espacial de los distintos estadísticos se realizó con datos de precipitación a nivel mensual. Para ellos los datos de precipitación observada han sido interpolados a la

misma resolución espacial de los PPS para poder realizar la evaluación píxel por píxel. La Figura 4.8 muestra la distribución espacial del BIAS para el periodo 2001–2017. En el trimestre EFM donde se registra la mayor cantidad de precipitación, se aprecia un BIAS positivo en la mayor parte de la región, siendo el producto IMERG el que mayor sobrestimación presenta con un promedio de 60%, mientras que los productos CMORPH y TMPA sobreestiman las observaciones, en promedio para la región Pampeana, en un 47% y un 20%.

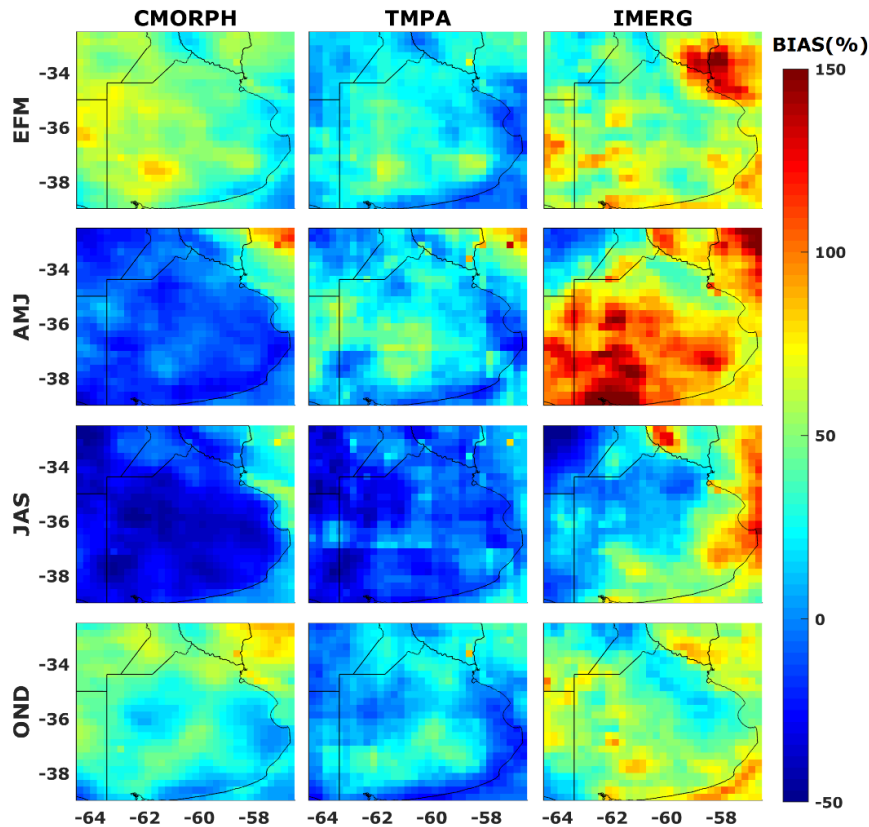


Figura 4.8 BIAS en porcentaje correspondiente a los trimestres EFM, AMJ, JAS y OND. Periodo 2001-2017.

El trimestre AMJ muestra un BIAS negativo de 4% para el producto CMORPH y positivos de 21 y 84% para los productos TMPA e IMERG, respectivamente. Durante el trimestre JAS los productos CMORPH y TMPA presentaron BIAS negativos con valores de 20 y 12%. Para el producto IMERG se observa que en el oeste de la región presenta valores negativos, sin embargo, el promedio para toda el área muestra un BIAS positivo de 32%. En los trimestres OND y EFM se aprecia un BIAS positivo en los tres PPS, siendo el producto IMERG el que mayor sobrestimación presenta con un promedio de 49%, los productos CMORPH y TMPA sobreestiman las observaciones, en un 37 y 11% en el ordenado.

Después de haber calculado la magnitud del sesgo para cada estación (Figura 4.8) se procedió a removerlo usando el método QM. La Figura 4.9 muestra el R entre los datos observados y los PPS antes y después de la corrección del sesgo para los diferentes trimestres analizados. Se observa que el producto CMORPH-C tiene un mejor desempeño en los trimestres de EFM y AMJ, con valor promedios de 0,7 y 0,8 correspondientemente, seguido del producto IMERG-C con valores de 0,69 y 0,79. En cuanto a los trimestres JAS y OND el producto IMERG-C es el que presenta mejores resultados con valores de 0,75 y 0,73 respectivamente, seguido por el producto CMORPH-C con 0,74 en JAS y 0,70 en OND. Por otra parte, en todos los casos el producto TMPA-C presentó las correlaciones más bajas al compararlos con los productos CMORPH-C e IMERG-C.

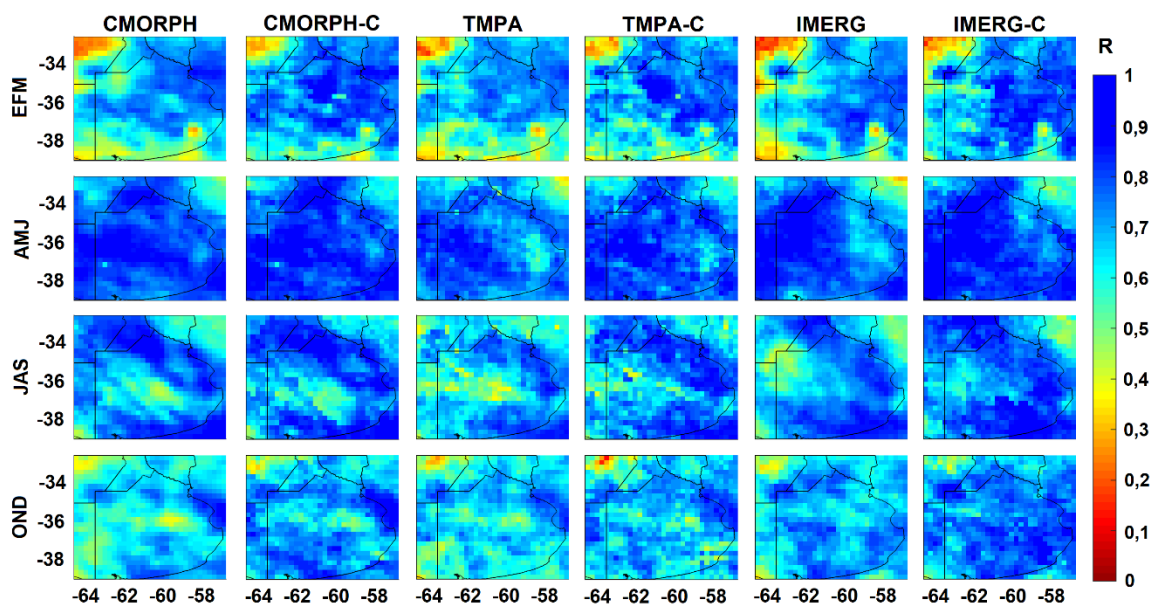


Figura 4.9 R correspondiente a los trimestres EFM, AMJ, JAS y OND. Periodo 2001-2017.

En general, los datos trimestrales de precipitación sin corregir de los tres PPS mostraron buen ajuste al compararlos con los datos observados, los valores de R promedios varían entre 0,62 y 0,78. Los mejores ajustes se obtuvieron para los PPS corregidos con R promedios que oscilan entre 0,67 y 0,80. Esto indica un aumento en la correlación entre 4% y 5% en promedio para la región de estudio.

Al analizar los resultados para el RMSE (Figura 4.10), se observa que todos los PPS corregidos presentan menor error al compararlos con los PPS sin corregir. En general el producto que presenta menor error promedio para la región es el IMERG-C con un valor promedio mensual de 35 mm, luego el CMORPH-C con un error de 36 mm y por último el TMPA-C con 37 mm. Los errores obtenidos siguen el mismo patrón con las relaciones

encontradas a partir del R, donde el producto CMORPH-C presentó los errores más bajos en los trimestres de EFM con 42 mm y AMJ con 27 mm, mientras que los trimestres de JAS y OND mostraron errores más bajos en el producto IMERG-C con 29 mm y 39 mm.

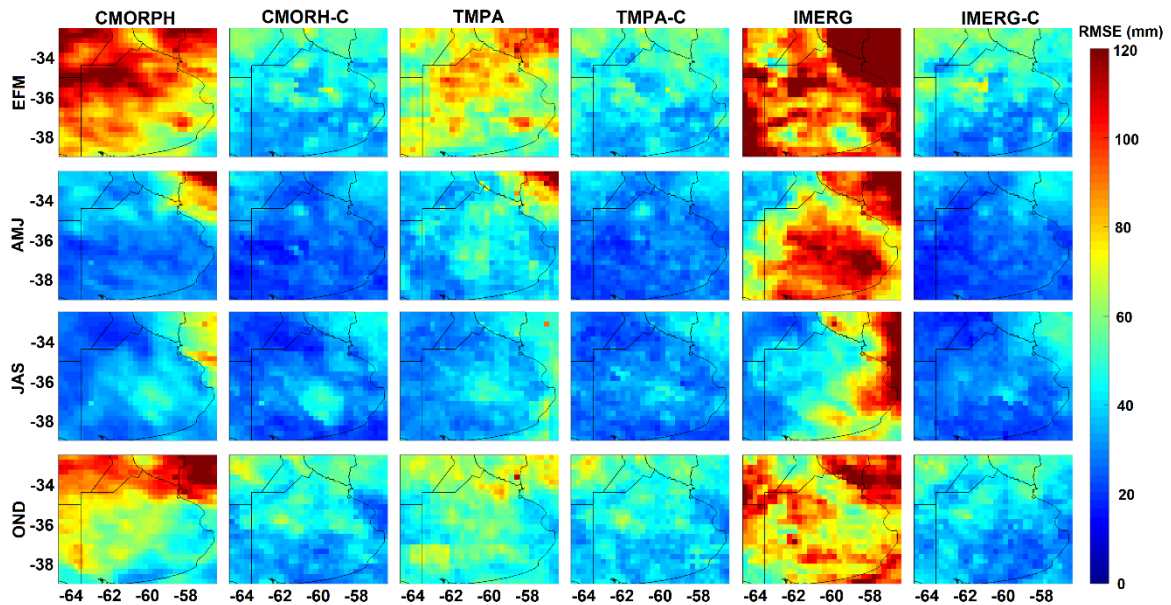


Figura 4.10 RMSE correspondiente a los trimestres EFM, AMJ, JAS y OND. Periodo 2001-2017.

4.4 Discusión

En el año 1997 fue lanzado el satélite TRMM, el cual estaba diseñado específicamente para monitorear y estudiar precipitaciones tropicales y subtropicales, desde entonces profesionales y científicos han estado evaluando el desempeño de las estimaciones de precipitación obtenida por satélite mediante diferentes algoritmos (Huffman et al., 2007, 2014; Joyce et al., 2004). Estos productos se encuentran en diferentes versiones, aquellos obtenidos en tiempo casi real y los obtenidos a posteriori (versión final). Los primeros se adquieren con un retraso entre 4 y 24 horas, y debido a la inmediatez en la obtención de los datos estos productos no están calibrados con precipitaciones en superficie. Los segundos están disponibles en diferentes periodos, que varían dependiendo del tiempo de calibración de los mismos, en algunos casos se obtienen 2 o 3 meses después del mes de la observación y son corregidos con datos de precipitación global, por ejemplo, el producto IMERG en su versión final realiza la corrección con los datos de precipitación del *Global Precipitation Climatology Center* (GPCC) (Huffman et al., 2014).

Con la finalidad de verificar las similitudes y/o diferencias entre los PPS corregidos con datos regionales y los PPS en su versión final calibrada con datos globales, se compararon

los resultados obtenidos en este estudio con los hallazgos de trabajos previos (Tabla 4.4). Se seleccionaron aquellos donde el área de estudio se encontraba en Sudamérica con una escala temporal diaria en diferentes periodos de tiempo. En general, se encontró que los tres PPS tienen buena correlación en la mayor parte de Sudamérica con excepción de aquellos evaluados en cuencas con topografía compleja (Hobouchian et al., 2017; Baez-Villanueva et al., 2018), esto posiblemente se deba a la falta de observaciones de pluviómetros en las regiones montañosas.

Al evaluar los resultados del coeficiente de correlación de los PPS, se destaca que tanto para el CMORPH como el IMERG la mayor similitud es la obtenida en la evaluación realizada en este estudio, para el caso del TMPA el mejor resultado lo obtuvo Salio et al. (2015) con un R de 0,82 sin embargo, es necesario mencionar que este considera solo 2 años de registros en comparación con los 17 años usados en este análisis.

Tabla 4.4 Comparación de los PPS en tiempo casi real corregidos en este trabajo con los PPS en su versión final de otros estudios realizados a escala diaria en Sudamérica.

Referencia	Área de estudio	Periodo	CMORPH		TMPA		IMERG	
			R	RMSE (mm/día)	R	RMSE (mm/día)	R	RMSE (mm/día)
Este trabajo	Región Pampeana Argentina	01/01/2001 a 31/12/2017	0,73	6,6	0,68	7,4	0,73	6,7
Salio et al. (2015)	Sudamérica	01/12/2008 a 30/11/2010	0,63	-	0,82	-	-	-
Baez-Villanueva et al. (2018)	Colombia (Cuenca Magdalena)	01/01/2001 a 31/12/2014	0,33	8,8	0,57	9,0	-	-
Oreggioni-Weiberlen y Báez-Benítez, (2018)	Paraguay	1998 a 2012	0,45 a 0,77	9,0 a 12,0	0,59 a 0,77	7,0 a 11,0	-	-
Hobouchian et al.(2017)	Chile - Argentina (Andes subtropicales)	01/01/2004 a 31/12/2010	0,26	-	0,33	-	-	-
Palomino-Ángel et al. (2019)	Colombia (Chocó biogeográfico)	2014 a 2017	-	-	0,31	15,5	0,41	14,6
Nascimento et al. (2021)	Brasil (Estado de Paraná)	06/2000 a 12/2018	-	-	-	-	0,44	11,3 a 14,8

Por otra parte, los tres PPS corregidos en el presente trabajo obtuvieron errores más bajos con un RMSE que varía entre 6,6 y 7,4 mm/día, en comparación con los resultados de los autores citados en la Tabla 4.4. Es importante destacar que, aunque los PPS en su versión final son ajustados con datos del GPCC (los cuales incluyen las estaciones del SMN utilizadas en este estudio), las diferencias en su desempeño pueden deberse a varios factores. Entre estos últimos, se encuentran, por ejemplo, la distribución espacial de las estaciones en la región de estudio, las diferencias en la metodología de ajuste aplicada y las particularidades climáticas locales (tales como la ocurrencia de eventos convectivos intensos, la influencia de los cuerpos de agua y las características topográficas del área).

En este sentido, Zambrano-Bigiarini et al. (2017) evaluaron distintos PPS, cuyo desempeño resultó inferior en zonas de gran altitud, particularmente en áreas por encima de los 2000 m s.n.m. Esto permite inferir que, en la región bajo estudio, caracterizada por su baja altitud (entre 0 y 1224 m s.n.m.), los PPS podrían presentar un mejor ajuste, lo que contribuiría a explicar (al menos en parte) los menores errores obtenidos en este trabajo.

Este estudio demuestra que la aplicación del método de corrección de sesgo QM mejora el rendimiento de los PPS para representar la precipitación en la región. Además, permite obtener un producto en tiempo casi real, a diferencia de los productos en su versión final que tienen demora de más de un mes. Así mismo, se confirma la necesidad de realizar una evaluación específica en cada región donde se requiera seleccionar un PPS.

4.5 Conclusiones del capítulo

La disponibilidad actual de la precipitación obtenida a través de sensores remotos presentó la oportunidad de evaluar la confiabilidad de tres PPS (IMERG, TMPA y CMORPH) en su versión en tiempo casi real, usando como referencia 29 estaciones pluviométricas distribuidas en la región Pampeana ubicada en el sureste de Argentina. Con la aplicación de estadísticos categóricos y descriptivos se demostró que estos productos tienden a sobreestimar la cantidad de precipitación a nivel diario en la región.

El análisis realizado muestra que el producto IMERG tiene mejor capacidad para detectar la precipitación, sin embargo, presenta mayor número de falsas alarmas y sesgo. Mientras, el producto CMORPH representa mejor la fracción de eventos observados que se estimaron correctamente y muestra valores de BIAS más bajos para intensidades altas. Por último, el producto TMPA es el que resulta menos adecuado para detectar la precipitación en la región.

El análisis de la distribución espacial de la precipitación mensual de los datos observados permitió evaluar el comportamiento de los PPS en toda la región de estudio. A pesar que la media espacial fue similar entre los productos, la confiabilidad de los PPS varía ampliamente dentro de la región de estudio. Esto demuestra la importancia de poder validar y corregir los PPS con datos de superficie provenientes de una red de observaciones lo suficientemente densa para capturar la variabilidad espacial de la precipitación. Los productos CMORPH e IMERG mostraron desempeños muy similares. En los trimestres de EFM y OND donde la mayoría de los eventos provienen de fenómenos convectivos y que

coincide con los trimestres de mayor cantidad de precipitación, presentaron mayor RMSE con un valor promedio para la región de 43 mm en el trimestre EFM y 27 mm en OND. Por otra parte, en los trimestres AMJ y JAS donde sólo ocurre el 25% de las precipitaciones y la mayoría de estas son de origen estratiforme ocurren los menores RMSE con un valor aproximado para la región de 28 mm.

La incorporación de un método de remoción del sesgo en los PPS como el QM, introdujo mejoras significativas en los estadísticos evaluados. Especialmente el producto CMORPH superó su capacidad para detectar la precipitación al compararlo con el IMERG. Luego de la corrección de los PPS, estos mejoran su correlación mensual entre 4 y 5%, mientras que la correlación diaria aumenta alrededor del 2%. La habilidad a nivel trimestral de los PPS respecto a las estaciones en superficie demostró que luego de la corrección del sesgo el producto CMORPH muestra mejores resultados para representar la precipitación en todos los trimestres, excepto el trimestre JAS, donde el producto IMERG capturó mejor la precipitación. En general el TMPA tuvo el desempeño menos favorable entre los PPS evaluados. Finalmente se puede señalar que la corrección del sesgo lograda mejoró la calidad de los tres PPS, y en consecuencia su uso tiene una influencia positiva sobre diferentes aplicaciones hidrometeorológicas.

CAPÍTULO 5. MODELACIÓN HIDROLÓGICA

5.1 Introducción

En el presente capítulo de la tesis, se han seleccionado tres modelos estructuralmente diferentes para simular los procesos hidrológicos en la cuenca del río Salado. Estos modelos incluyen la herramienta de simulación HydroBID (Moreda et al., 2014), el modelo *Hydrologiska Byråns Vattenbalansavdelning* (HBV) (Bergström, 1976) y el modelo *Hydrologic Engineering Center - Hydrologic Modeling System* (HEC-HMS) (USACE, 2000).

De los tres modelos utilizados, dos se clasifican como semi-distribuidos según su representación espacial: HydroBID y HEC-HMS, mientras que el modelo HBV se clasifica como distribuido. Estas herramientas emplean modelos hidrológicos tradicionales para determinar el balance de agua en el suelo: *Generalized Watershed Loading Function* (GWLF) en el caso de HydroBID, *Soil Moisture Accounting* (SMA) para el HEC-HMS y HBV para el modelo homónimo. En cuanto al método de enrutamiento, se utiliza: *Lag routing* RTI en el HydroBID, *Lag routing* HEC-HMS en el caso de HEC-HMS y la versión linealizada de la ecuación de Saint-Venant en HBV.

La selección de los tres modelos se basa en su simplicidad y en las ventajas significativas que ofrecen en la modelación hidrológica. En el caso de HydroBID, se destaca su capacidad de alta resolución espacial, lo que permite capturar con precisión las características hidrológicas y los procesos a nivel local y regional. Un aspecto relevante es su base de datos integral de cuencas y redes de drenaje en América Latina y el Caribe, la cual se puede ajustar para mejorar la representación de la zona de interés.

Por su parte, el modelo conceptual HBV ha sido ampliamente aplicado en numerosos estudios e investigaciones hidrológicas a nivel mundial (Solomatine & Shrestha, 2009; Huang et al., 2019; Girons Lopez et al., 2020; Ouatiki et al., 2020). Una de las fortalezas destacadas de este modelo es su eficiencia computacional, lo que implica que puede ejecutarse de manera rápida en diferentes plataformas y entornos informáticos. Esto facilita el procesamiento de grandes volúmenes de datos y la realización de simulaciones a largo plazo. El HBV ha demostrado ser especialmente eficaz en cuencas con datos limitados, una situación común en muchas regiones.

Por otro lado, el uso de HEC-HMS ofrece diversas ventajas. En primer lugar, cuenta con una interfaz gráfica intuitiva y amigable que facilita la construcción y configuración de

modelos hidrológicos. Esto permite a los usuarios crear y editar de manera sencilla componentes del modelo, como cuencas, subcuencas, tramos de tránsito, uniones, embalses o reservorios, fuentes, sumideros, entre otros. Además, al combinar el HEC-HMS con el método del SMA, se consideran aspectos como la infiltración, la escorrentía superficial y el almacenamiento en el suelo, lo que proporciona una perspectiva más completa para comprender el comportamiento hidrológico de la cuenca en estudio. Otra ventaja destacada es que el HEC-HMS ha estado disponible por un período significativo de tiempo. A lo largo de los años, ha experimentado constantes actualizaciones y mejoras que han contribuido a mantener su relevancia y aplicabilidad en el campo de la hidrología.

Los tres modelos hidrológicos se caracterizan por ser modulares y flexibles, lo que significa que pueden adaptarse y aplicarse de manera versátil a diversas cuencas y condiciones hidrológicas, según las necesidades específicas, como en el caso de cuencas de llanura. Estos modelos aprovechan datos básicos y fácilmente disponibles, como precipitación, temperatura, caudal, textura y cobertura de suelo, entre otros, para lograr estimaciones precisas de los procesos hidrológicos.

En resumen, el uso de estos modelos ofrece la posibilidad de realizar simulaciones hidrológicas eficientes, adaptadas a diferentes condiciones y escalas. Además, estos modelos son ampliamente aplicados en proyectos de ingeniería de recursos hídricos. Estas características los convierten en herramientas valiosas en la determinación de pronósticos hidrológicos.

5.2 Metodología

A continuación, se describe la metodología empleada para la modelación hidrológica de la cuenca del río Salado, centrándose en la implementación, análisis de sensibilidad y calibración de tres modelos hidrológicos: HydroBID, HBV y HEC-HMS.

Inicialmente, se lleva a cabo la implementación de cada modelo en un entorno de simulación hidrológica, utilizando los datos disponibles de la cuenca del río Salado, tales como precipitación, temperatura y caudal, entre otros. Se configuran los componentes de cada modelo, incluyendo las características de las cuencas, subcuencas, tramos de tránsito, y otros elementos relevantes para la representación hidrológica de la cuenca. La simulación hidrológica se realiza considerando dos puntos de cierre de la cuenca, los cuales corresponden a las estaciones hidrométricas HL 1020 y HL 1045. Se adopta una resolución temporal diaria, abarcando el periodo comprendido desde el 1 de enero de 1991

hasta el 31 de diciembre de 1996. Esta serie temporal se selecciona debido a que representa el periodo de registro continuo más largo en las estaciones analizadas.

Posteriormente, se realiza un análisis de sensibilidad de los parámetros clave de cada modelo con el objetivo de comprender su influencia en la respuesta hidrológica simulada. Para ello, se utiliza el método de variar un parámetro a la vez, manteniendo las demás constantes. La sensibilidad de los parámetros se evalúa individualmente, variando cada uno en un rango de -50% a +50% con incrementos del 10% (Singh & Jain, 2015).

Se realiza una clasificación de los parámetros en función de su grado de sensibilidad, utilizando distintas métricas de evaluación como el índice de desviación estándar de la raíz del error medio cuadrático (RSR), el sesgo estadístico (BIAS) y el índice de Nash-Sutcliffe (NSE). Se representa el porcentaje de variación de estas estadísticas en relación al porcentaje de variación de cada parámetro. A partir de estos resultados, se calcula la elasticidad (e) de cada parámetro, lo que permite clasificarlos según su nivel de sensibilidad.

Por último, se procede a la calibración de los modelos hidrológicos, utilizando el conjunto de caudales medidos. Para ello, se ajustan los parámetros de los modelos con el fin de obtener una representación más precisa entre los caudales simulados y los observados. La calibración se realiza de manera progresiva, comenzando por la estación HL 1020, ubicada en la zona media de la cuenca, y posteriormente extendiéndose hacia la estación HL 1045, situada en la parte baja de la cuenca. Este enfoque paso a paso permite asegurar una calibración más exhaustiva y detallada de los modelos en diferentes secciones de la cuenca.

La calidad del ajuste logrado mediante la calibración se evalúa utilizando diversos estadísticos, tales como el coeficiente de correlación (R), la raíz del error medio cuadrático (RMSE) y las métricas utilizadas en el análisis de sensibilidad, como el NSE, RSR y BIAS. Estos tres últimos indicadores son evaluados siguiendo el criterio establecido por Moriasi et al. (2007), cuya descripción se encuentra detallada en la Tabla 2.3. De esta manera, se logra comparar los resultados de la simulación obtenida por los tres modelos hidrológicos en la cuenca del río Salado.

5.3 HydroBID

5.3.1 Descripción

El modelo HydroBID, desarrollado por el Banco Interamericano de Desarrollo (BID), es una poderosa herramienta de simulación utilizada para la gestión y planificación de los recursos hídricos. A diferencia de otros modelos hidrológicos, el enfoque distintivo del HydroBID radica en su utilización en diversos escenarios, tales como cambio climático, usos del suelo y crecimiento poblacional. Una de sus características sobresalientes es el uso de la estructura de datos hidrológicos conocida como *Analytical Hydrographic Dataset* (AHD), que alberga información detallada sobre las cuencas y la red de drenaje en la región de América Latina y el Caribe. La AHD funciona como una plataforma espacial que permite la integración de datos regionales.

El HydroBID, utiliza la estructura de la AHD como información de entrada para aplicar el modelo *Generalized Watershed Loading Function* (GWLF), descrito por Haith y Shoemaker (1987). Según Moreda et al. (2014), el HydroBID también incorpora la metodología de tiempo de retardo-enrutamiento, la cual fue desarrollada por el *Research Triangle Institute* (RTI). Esta combinación de enfoques permite simular de manera detallada el comportamiento del agua en una cuenca hidrográfica, tomando en consideración la interacción dinámica entre el agua, el suelo, la vegetación y la atmósfera.

En general, el modelo consiste en la resolución de manera numérica de las ecuaciones que representan los distintos flujos y almacenamientos diarios de una cuenca, cuyo esquema está representado en la Figura 5.1. Su estructura considera que la precipitación caída sobre la cuenca puede infiltrarse o escurrir superficialmente. Dicho escurrimiento superficial se calcula a través del método del número de curva, el cual considera la cobertura, el tipo de suelo y la humedad antecedente; y está representado por las siguientes ecuaciones:

$$Q_{sup_t} = \frac{(P_t - 0,2 W_t)^2}{P_t + 0,8 W_t} \quad \text{Ec. 5.1}$$

$$W_t = \frac{2540}{CN_t} - 25,4 ; \quad CN \leq 100 \quad \text{Ec. 5.2}$$

Donde, Q_{sup} es la escorrentía superficial (cm); P es la precipitación (cm); W es la carga máxima de escorrentía del suelo; CN es el número de curva.

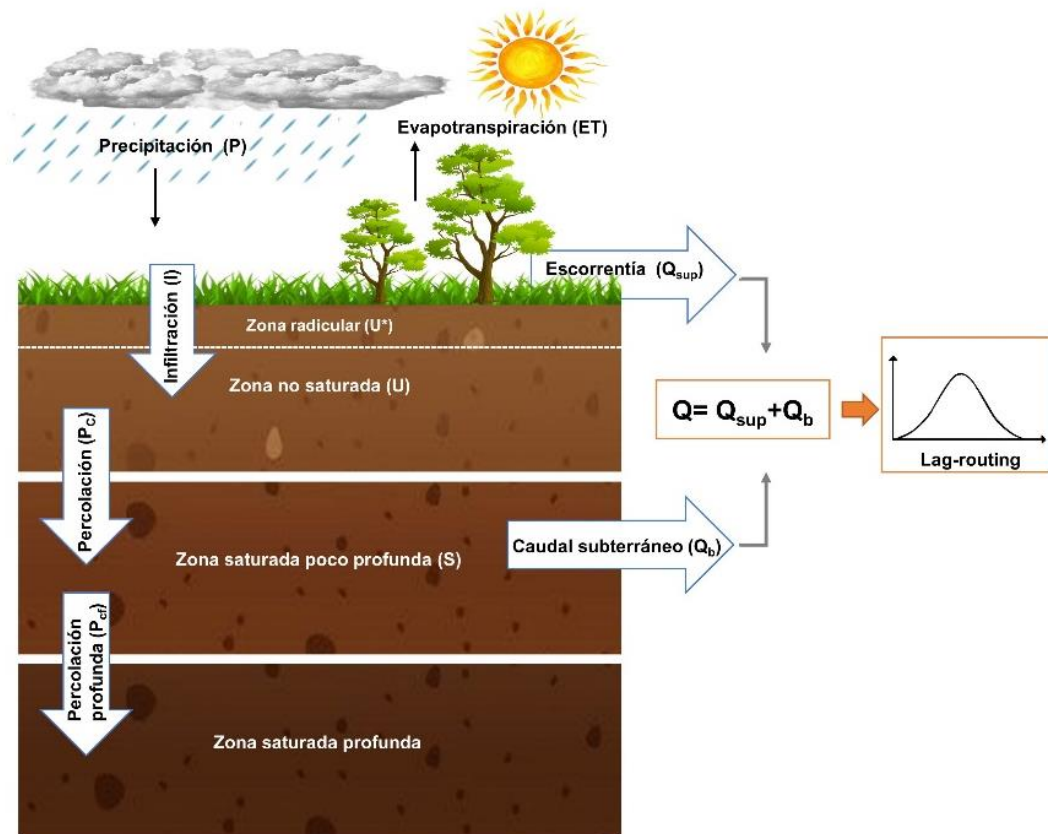


Figura 5.1 Esquema del método GWLF con la rutina de enrutamiento Lag-routing usado en el modelo HydroBID.

Las condiciones de humedad antecedentes se clasificaron como: seca (1), promedio (2) y húmeda (3) representadas como $CN1$, $CN2$ y $CN3$ respectivamente, las cuales están condicionadas por la lluvia de los últimos 5 días. Para la condición promedio ($CN2$), su valor es asignado de acuerdo a las características del suelo y el grupo hidrológico correspondiente, a través de tablas estandarizadas (USDA, 1986), en cuanto a las condiciones seca ($CN1$) y húmeda ($CN3$) sus valores son calculados de las aproximaciones de Hawkins (1978) donde:

$$CN1 = \frac{CN2}{2,334 - 0,01334 CN2} \quad \text{Ec. 5.3}$$

$$CN3 = \frac{CN2}{0,4036 - 0,0059 CN2} \quad \text{Ec. 5.4}$$

Por otra parte, la precipitación que no escurre superficialmente se infiltra a la zona no saturada. Esta infiltración (I) se representa como:

$$I_t = P_t - Q_t \quad \text{Ec. 5.5}$$

En la zona no saturada en el balance hídrico es el siguiente:

$$Ss_{t+1} = Ss_t + I_t - ET_{r_t} - Pc_t \quad \text{Ec. 5.6}$$

En esta ecuación, Ss es el contenido de humedad de la zona no saturada para los días $t + 1$ y t ; I es la infiltración desde la superficie; ET_r es la evapotranspiración real y Pc representa la percolación hacia la zona saturada poco profunda.

La evapotranspiración se estima de acuerdo a las condiciones atmosféricas y a la disponibilidad de agua en la zona no saturada, como sigue:

$$ET_{r_t} = \text{mín.} (CV_t \times ET_{p_t}; Ss_t + I_t) \quad \text{Ec. 5.7}$$

Donde, CV es el coeficiente de cobertura; ET_p es la evapotranspiración potencial calculada por la ecuación de Hamon (1961).

La percolación hacia la zona saturada poco profunda (Pc), ocurre cuando el agua de la zona no saturada excede la capacidad disponible de agua en el suelo (Ss^*) y se calcula como:

$$Pc_t = \text{máx.} (0; Ss_t + I_t - ET_{r_t} - Ss^*) \quad \text{Ec. 5.8}$$

En la zona saturada poco profunda el balance de agua es el siguiente:

$$S_{1_{t+1}} = S_{1_t} + Pc_t - Qb_t - Pcf_t \quad \text{Ec. 5.9}$$

En esta ecuación, S_1 es el contenido de agua en la zona saturada poco profunda para el tiempo t y $t+1$; Qb es la descarga de agua subterránea que vuela al río y Pcf es la percolación hacia la zona saturada profunda.

Tanto la descarga de agua subterránea hacia el río (Qb), como la percolación profunda (Pcf), son calculados a través de un embalse lineal simple (Haith et al., 1992), por medio de las siguientes ecuaciones:

$$Qb_t = Kb \times S_{1_t} \quad \text{Ec. 5.10}$$

$$Pcf_t = Kpf \times S_{1_t} \quad \text{Ec. 5.11}$$

Donde, Kb (d^{-1}) es el coeficiente que controla la recesión de aguas subterráneas que vuelve al río y Kpf (d^{-1}) es un parámetro que rige la tasa de percolación hacia la zona saturada profunda.

Por último, el caudal diario corresponde a la suma de la escorrentía superficial ($Qsup$) y la descarga de agua subterránea (Qb) al río, como se muestra a continuación:

$$Q_t = Qsup_t + Qb_t \quad \text{Ec. 5.12}$$

Los caudales generados para cada cuenca son dirigidos a lo largo del cauce hasta la salida de la cuenca aguas abajo, basados en un tiempo de retardo calculado previamente. El tiempo de retardo, se define como el tiempo que toma el flujo generado en una determinada cuenca hasta alcanzar el punto de cierre de la misma, y se calcula como un producto de la longitud del río dividida por la velocidad promedio. La longitud del río se obtiene de la red de drenaje que se encuentra en la AHD, mientras que, la velocidad promedio del río (V), es un parámetro que debe ser especificado en el modelo.

Por otra parte, se presentan los parámetros de calibración que se utilizan en el HydroBID (Tabla 5.1), los cuales deben ser ajustados para reflejar las características específicas de la cuenca del río Salado. Su selección adecuada es fundamental para lograr una evaluación precisa de los caudales observados.

Tabla 5.1 Parámetros de calibración del modelo HydroBID.

Parámetro	Rango	Unidad
Velocidad de la corriente (V)	0,05 - 0,15	m/s
Multiplicador del número de curva (M_{CN})	0,5 - 1,5	-
Multiplicador del contenido de agua disponible (M_{S_s})	0,5 - 1,5	-
Coefficiente de recesión (Kb)	0,005 - 0,015	d ⁻¹
Parámetro de percolación (Kp_f)	0,0025 - 0,0075	d ⁻¹
Factor de ajuste de la evapotranspiración de mayo a agosto (ET_G)	0,5 - 1,5	-
Factor de ajuste de la evapotranspiración de septiembre a abril (ET_D)	0,5 - 1,5	-

5.3.2 Implementación

La información principal que permite el desarrollo e implementación del HydroBID se encuentran en la AHD. Este conjunto de datos posee un arreglo de polígonos de las cuencas identificado con un esquema único, y otro para los segmentos fluviales contenidos dentro de cada cuenca, además proporciona la conectividad del flujo aguas arriba y aguas abajo.

Aunque la modelación se realiza con datos obtenidos de la AHD, en este caso al implementarlo en una cuenca de llanura, en la que sus características intrínsecas no tienen una superficie de aporte claramente definida, fue necesario adaptar la AHD, para lograr una representación adecuada de los parámetros geomorfológicos de la cuenca de estudio. Dicha modificación se efectuó con ayuda de sistemas de información geográfica. Posteriormente, se obtuvieron 397 y 1148 subcuencas al considerar la cuenca hasta las estaciones hidrométricas HL 1020 y HL 1045, respectivamente (Figura 5.2).

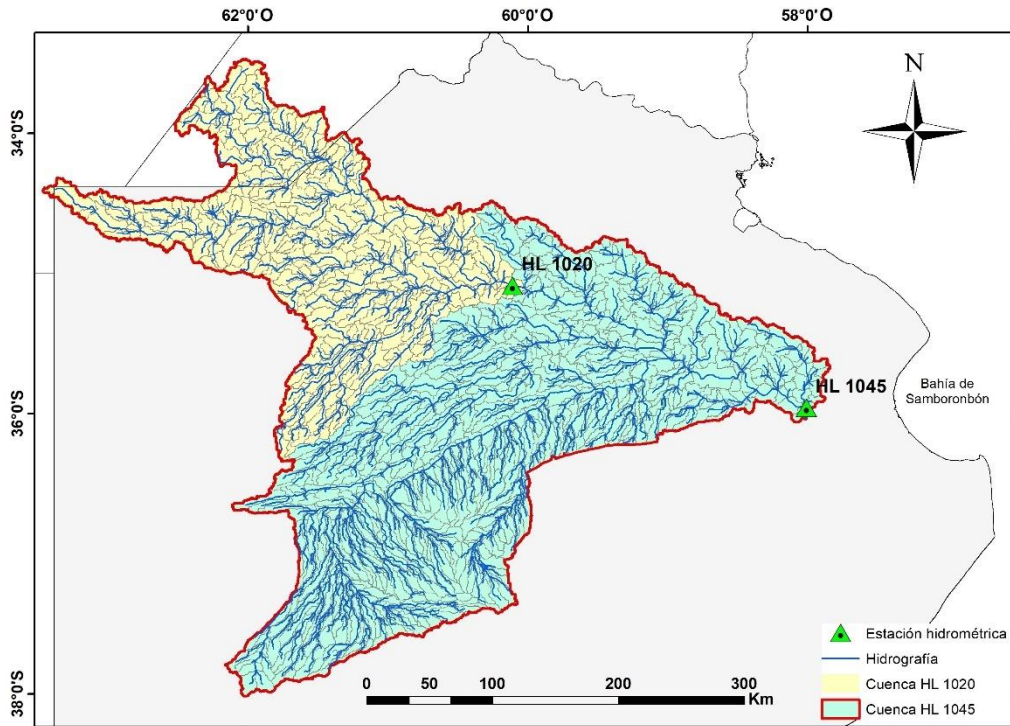


Figura 5.2 Delimitación de subcuencas y red de drenaje obtenidas de la AHD modificada.

El HydroBID se ejecuta desde una base de datos llamada SQLITE, la cual contiene cuatro archivos para que funcione correctamente. Estos archivos están constituidos por tablas de diferentes tipos, como: cuencas, navegación, suelos y datos meteorológicos.

La tabla de cuencas, incorpora las principales características de cada cuenca, entre las que se destaca un identificador único (COMID), área, pendiente, longitud del canal, y su respectiva ubicación geográfica. Además, contiene otras propiedades que usa el método GWLF y tiempo de enrutamiento para simular caudales (Tabla 5.2).

Tabla 5.2 Campos y fuentes de datos para la tabla de cuencas.

Nombre del campo	Fuente de datos
COMID	AHD
Área	AHD
Pendiente	AHD
Longitud del canal	AHD
Latitud	AHD
Longitud	AHD
Capacidad disponible de agua en el suelo (U^*)	Definido por el usuario
Coeficiente de recesión (Kb)	Definido por el usuario
Parámetro de percolación (Kp_f)	Definido por el usuario
Fecha de inicio temporada de cultivo	Definido por el usuario
Fecha de fin temporada de cultivo	Definido por el usuario

Asimismo, se incluye la tabla de navegación, en la cual se indica la dirección del flujo de captación de cada cuenca, cuyos valores son obtenidos de la AHD (Tabla 5.3).

Tabla 5.3 Campos y fuentes de datos para la tabla de navegación.

Nombre del campo	Fuente de datos
De COMID	AHD
Para COMID	AHD

También, se encuentra la tabla de suelos, en esta se presentan los datos del *CN* y los dos conjuntos de datos que se utilizan para determinarla, es decir el uso y tipo de suelo (Figura 3.10 y 3.11 Capítulo 3). El uso del suelo está representado con un identificador (nlcdID), este indica la numeración asignada a la cobertura del suelo, mientras que, el tipo de suelo (Hidrogrup) corresponde al grupo hidrológico dominante de suelo. La intercepción de las cuencas con el uso y tipo de suelo permiten obtener el área que corresponde a cada valor del *CN* (Tabla 5.4).

Tabla 5.4 Campos y fuentes de datos de suelo.

Nombre del campo	Fuente de datos
COMID	AHD
nlcdID	Tabla de consulta del número de curva (USDA, 1986)
Área	Intercepción del uso, tipo del suelo y la cuenca.
CN	Tabla de consulta del número de curva (USDA, 1986)
Hidrogrup	Tabla del grupo hidrológico del suelo derivado de las propiedades del suelo (Hong et al., 2007)

Finalmente, se encuentra el archivo de datos meteorológicos, el cual incorpora los datos climatológicos de entrada como la precipitación diaria y la temperatura media diaria para cada cuenca de captación (Tabla 5.5).

Tabla 5.5 Campos y fuentes de datos para la tabla de datos meteorológicos.

Nombre del campo	Fuente de datos
COMID	AHD
Fecha	Definido por el usuario
Precipitación	Definido por el usuario
Temperatura	Definido por el usuario

5.2.3 Análisis de sensibilidad

El análisis de sensibilidad del modelo HydroBID se llevó a cabo para examinar la influencia de siete parámetros, de los cuales seis están asociados al balance de agua en el suelo (método GWLF) y uno está relacionado con el tiempo de retardo.

Al evaluar el comportamiento de los parámetros en la cuenca HL 1020, los resultados revelan que el parámetro más sensible, según los estadísticos RSR y NSE, es el M_{CN} . Este parámetro desempeña un papel fundamental en el control del flujo superficial y la infiltración del agua en el suelo. En segundo lugar, se encuentra el parámetro ET_D , el cual ajusta la evapotranspiración durante el periodo de septiembre a abril en la simulación. Se observa una marcada diferencia en la e calculada para estos parámetros en el caso del NSE, mientras que para el RSR la diferencia es menos significativa. En relación al BIAS, se destacan los mismos parámetros, pero en orden inverso, encontrándose en primer lugar al ET_D y en segundo lugar al M_{CN} . Ambos parámetros muestran valores similares de e para este estadístico, con resultados de 2,47 y 2,36 respectivamente.

En la Tabla 5.6 se presenta una clasificación descendente de los parámetros más sensibles del modelo, donde el parámetro V relacionado con el tiempo de enrutamiento, se ubica como el menos sensible para todos los estadísticos evaluados.

Tabla 5.6 Clasificación de la sensibilidad de los parámetros del modelo HydroBID para la cuenca HL 1020 respecto al RSR, BIAS y NSE.

RSR			BIAS (%)			NSE		
N.º	Parámetro	e	N.º	Parámetro	e	N.º	Parámetro	e
1	M_{CN}	2,54	1	ET_D	2,47	1	M_{CN}	10,14
2	ET_D	1,74	2	M_{CN}	2,36	2	ET_D	4,72
3	ET_G	0,46	3	ET_G	0,62	3	ET_G	1,06
4	Kb	0,22	4	M_{S_s}	0,27	4	Kb	0,50
5	M_{S_s}	0,18	5	Kb	0,24	5	M_{S_s}	0,40
6	Kp_f	0,14	6	Kp_f	0,20	6	Kp_f	0,31
7	V	0,10	7	V	0,02	7	V	0,22

Por otra parte, los resultados obtenidos en la cuenca HL 1045 ponen de manifiesto que el parámetro M_{CN} tiene un mayor impacto en la simulación. En resumen, la cantidad inicial de abstracción utilizada para calcular la escorrentía resultó ser el más sensible en los tres estadísticos analizados, seguido por el ET_D . En términos de e , se observaron valores de 3,75 para el RSR, 4,75 para el BIAS y 22,40 para el NSE. Es importante destacar que, en

el caso del NSE se evidencia una diferencia significativa de 16,42 en comparación con el parámetro más cercano, es decir, el ET_D .

En cuanto al parámetro menos sensible, al igual que en la cuenca HL 1020, el parámetro V mostró la menor influencia en el BIAS, con una e de tan solo 0,04. Por otro lado, en el caso del RSR y el NSE, el coeficiente Kp_f , que controla la tasa de percolación hacia el acuífero profundo, resultó ser el menos significativo. Su e fue de 0,13 para el RSR y 0,37 para el NSE. La clasificación detallada de los parámetros correspondientes a la cuenca HL 1045 se presenta en la Tabla 5.7.

Tabla 5.7 Clasificación de la sensibilidad de los parámetros del modelo HydroBID para la cuenca HL 1045 respecto al RSR, BIAS y NSE.

RSR			BIAS (%)			NSE		
N.º	Parámetro	e	N.º	Parámetro	e	N.º	Parámetro	e
1	M_{CN}	3,75	1	M_{CN}	4,01	1	M_{CN}	22,40
2	ET_D	1,73	2	ET_D	3,04	2	ET_D	5,98
3	ET_G	0,44	3	ET_G	0,78	3	ET_G	1,24
4	Ms_s	0,26	4	Ms_s	0,44	4	Ms_s	0,70
5	V	0,24	5	Kb	0,28	5	V	0,65
6	Kb	0,16	6	Kp_f	0,24	6	Kb	0,43
7	Kp_f	0,13	7	V	0,04	7	Kp_f	0,37

5.3.4 Calibración

La calibración del modelo se realizó mediante el ajuste de la serie de caudales simulados a los caudales medidos en las estaciones HL 1020 y HL 1045. Como se mencionó anteriormente, la evaluación se efectuó en base al análisis de diversos estadísticos, que incluyen al R, RSME, NSE, RSR y BIAS.

Luego de realizar el análisis de sensibilidad de los siete parámetros del modelo, se realizó manualmente el ajuste final de los mismos, con el objetivo de representar adecuadamente los caudales en las cuencas seleccionadas. Los valores de los parámetros obtenidos después de la calibración se detallan en la Tabla 5.8. Es importante destacar que los parámetros que controlan las salidas de agua del acuífero, Kb y Kp_f , difieren entre las dos cuencas de estudio. En la cuenca HL 1045, el valor de Kb resultó ser tres veces mayor que en la cuenca HL 1020, lo que indica que esta área de captación genera un mayor aporte de caudal base al río. Por otro lado, en la cuenca HL 1020, el valor de Kp_f resultó ser el

doble del obtenido en la cuenca HL 1045, lo que muestra que esta área de captación presenta una mayor descarga hacia el acuífero profundo.

Tabla 5.8 Parámetros calibrados de la cuenca del río Salado en las estaciones HL 1020 y HL 1045.

Parámetro	HL 1020	HL 1045
$V(m/s)$	0,15	0,13
M_{CN}	0,5	0,5
M_{S_s}	1	1
$Kb (día^{-1})$	0,006	0,018
$Kp_f (día^{-1})$	0,008	0,004
ET_G	1	1
ET_D	1,2	1,2

En ambas cuencas, se observó un valor de 0,5 para el parámetro M_{CN} . Este parámetro reduce a la mitad el valor del CN y se encuentra en gran medida por debajo del valor estimado en la región (Ares et al., 2014). Esta discrepancia podría estar relacionada con las características geomorfológicas de la zona de estudio, ya que la reducción del CN tiene un impacto en la retención de agua en el sistema, lo cual compensa el proceso de escurrimiento real en áreas con pendientes bajas. En general, el resto de los parámetros calibrados resultaron en valores similares o idénticos en ambas estaciones.

La Figura 5.3 muestra la comparación gráfica entre los caudales diarios observados y los simulados en la cuenca HL 1020. En general, se logró un ajuste satisfactorio del caudal simulado, como lo evidencia el valor de R cercano a 1 y un RMSE de 27 m³/s. Además, al aplicar el criterio de evaluación de Moriasi et al. (2007), los estadísticos NSE, RSR y BIAS se clasificaron en la categoría "muy bueno" en los tres casos, demostrando un buen rendimiento del modelo. Asimismo, al analizar los volúmenes acumulados, se observa que el modelo reproduce adecuadamente el balance hidrológico del período simulado, subestimando el 2% del volumen observado.

En relación a los caudales máximos, se aprecia que la simulación logra capturar la creciente más relevante del periodo analizado, ocurrida en 1993. No obstante, se observa un pico significativo en la simulación que no coincide con lo observado entre los años 1995 y 1996. Por otro lado, en cuanto a los caudales menores a 200 m³/s la simulación muestra una tendencia a subestimar los picos de estas crecientes en comparación con los caudales observados.

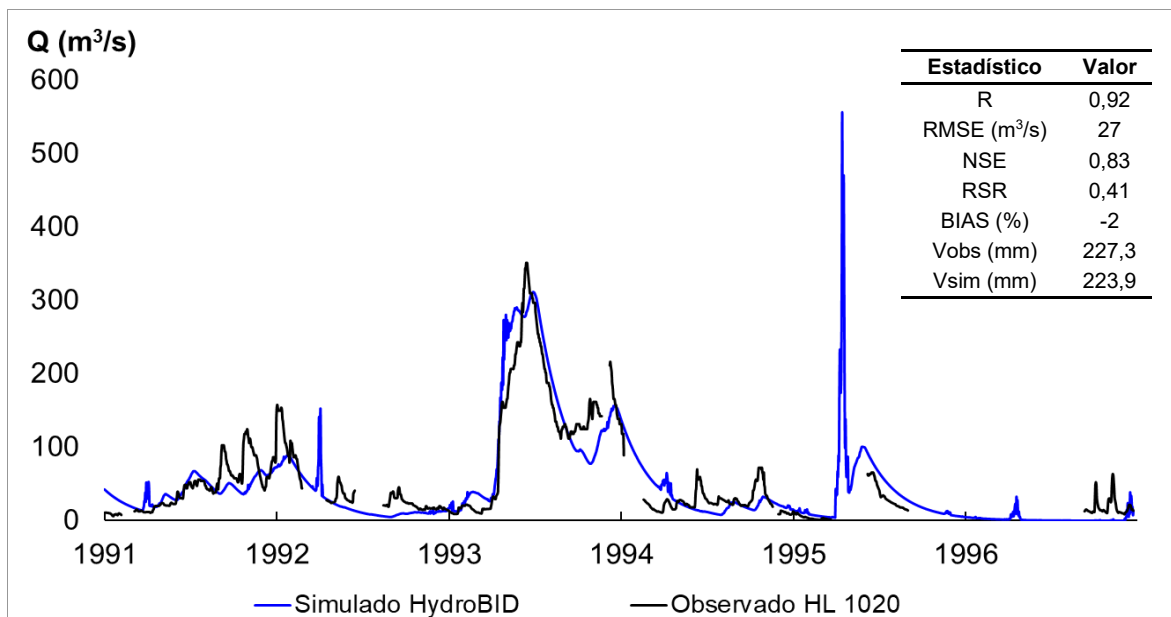


Figura 5.3 Caudales diarios simulados vs. caudales diarios observados en la estación HL 1020 Período: 1 de enero 1991 al 31 de diciembre 1996.

En la Figura 5.4 se presentan gráficamente los caudales diarios observados en comparación con los simulados para la cuenca HL 1045. Los resultados de la calibración en esta cuenca indican un ajuste satisfactorio, respaldado por un R de 0,90 y una RMSE de 110 m³/s. Además, al igual que en la cuenca aguas arriba, los estadísticos NSE, RSR y BIAS se clasificaron en la categoría "muy bueno". En términos generales, se observa una subestimación de los caudales observados con una discrepancia del 3%.

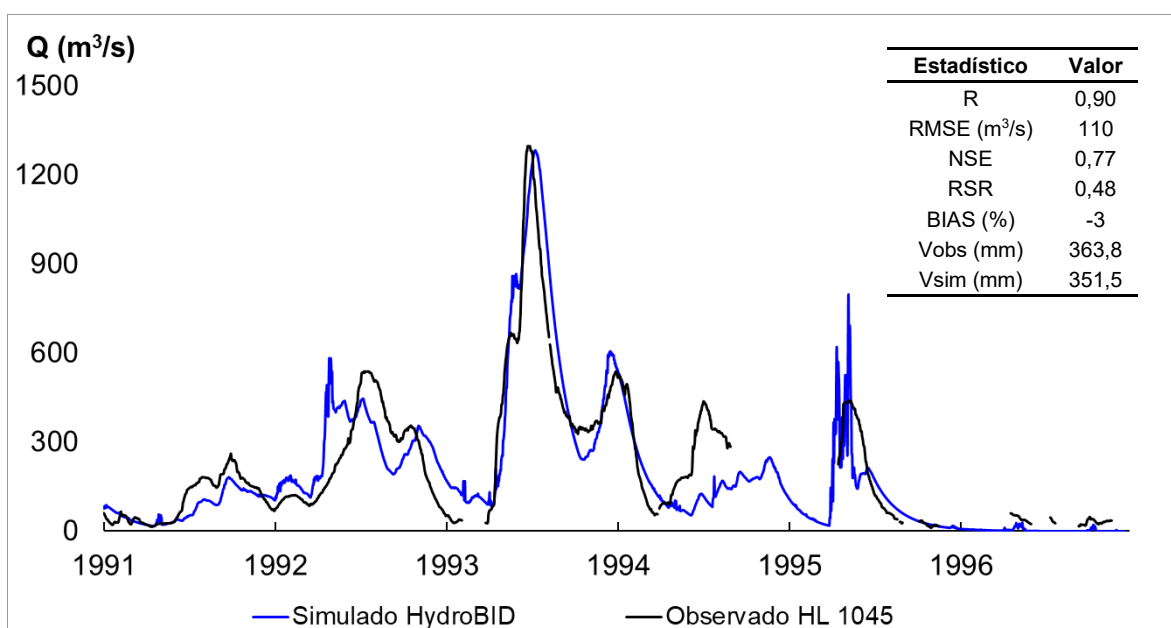


Figura 5.4 Caudales diarios simulados vs. caudales diarios observados en la estación HL 1045 Período: 1 de enero 1991 al 31 de diciembre 1996.

Al evaluar los caudales máximos en esta cuenca, se aprecia una representación adecuada de la creciente registrada en junio de 1993. Asimismo, el resto de las crecientes simuladas concuerdan con los caudales observados, a excepción de la creciente del año 1995, donde se produce una sobreestimación de los caudales que no corresponde con lo sucedido en la realidad. Una característica notable en la simulación de esta cuenca es que, en algunas crecientes, la pendiente de la rama descendente de los hidrogramas simulados es menos pronunciada que la observada.

5.4 HBV

5.4.1 Descripción

El modelo HBV tuvo su origen en el Instituto Meteorológico e Hidrológico Sueco (SMHI), con el propósito inicial de proporcionar pronóstico hidrológico en centrales hidroeléctricas. Con el paso del tiempo, su aplicabilidad ha experimentado un crecimiento constante, lo que ha llevado a realizar ajustes y desarrollar nuevos códigos, aunque manteniendo su estructura básica (Arquiola et al., 2017). Se han probado muchas modificaciones del modelo, dando lugar a un conjunto de al menos siete versiones distintas conocidas bajo el nombre de HBV. Una investigación realizada por Jansen et al. (2021) se enfocó en evaluar las diferencias estructurales entre algunas de estas versiones y cómo estas variaciones impactan en los resultados obtenidos. En este estudio, se optó por una versión distribuida del modelo hidrológico conceptual HBV denominado HBV_DS, tal como se aplica en el trabajo de Valdés-Pineda et al. (2021). En esta adaptación, el HBV se combina con un modelo de enrutamiento para lograr la modelación de un sistema distribuido de cuencas hidrográficas.

El HBV utiliza funciones algebraicas para conseguir una representación simplificada de los procesos hidrológicos, permitiendo así cálculos más eficientes. Además, este modelo tiene la capacidad de operar con datos de entrada fácilmente disponibles, como series de tiempo de precipitación y temperatura, lo que lo convierte en una herramienta práctica y aplicable en diversos estudios.

La estructura del modelo incluye tres almacenamientos principales: suelo, zona saturada poco profunda y zona saturada profunda. En la Figura 5.5, se ilustran de manera general los procesos adoptados en la versión del modelo HBV utilizada en este trabajo. Cabe destacar que, en este esquema, se omite el módulo encargado de procesar los datos de

precipitación en términos de lluvia o nieve, ya que resulta inaplicable en el contexto de la zona de estudio.

En la configuración usada, inicialmente, la precipitación (P) que cae en la cuenca se distribuye en dos partes. Una fracción se destina al almacenamiento en el suelo, calculado como la diferencia entre P y la recarga. La otra porción restante de P se encamina hacia la zona saturada poco profunda como recarga, cuyo cálculo se realiza mediante la siguiente ecuación:

$$R = \left(\frac{S_{disp}}{S_s} \right)^\beta \times P \quad \text{Ec 5.13}$$

Dónde: R es la recarga; S_{disp} es el contenido de agua disponible en el suelo al momento en que se produce la precipitación; S_s es el almacenamiento máximo en la capa de suelo; y β es un parámetro adimensional que modifica el porcentaje de recarga.

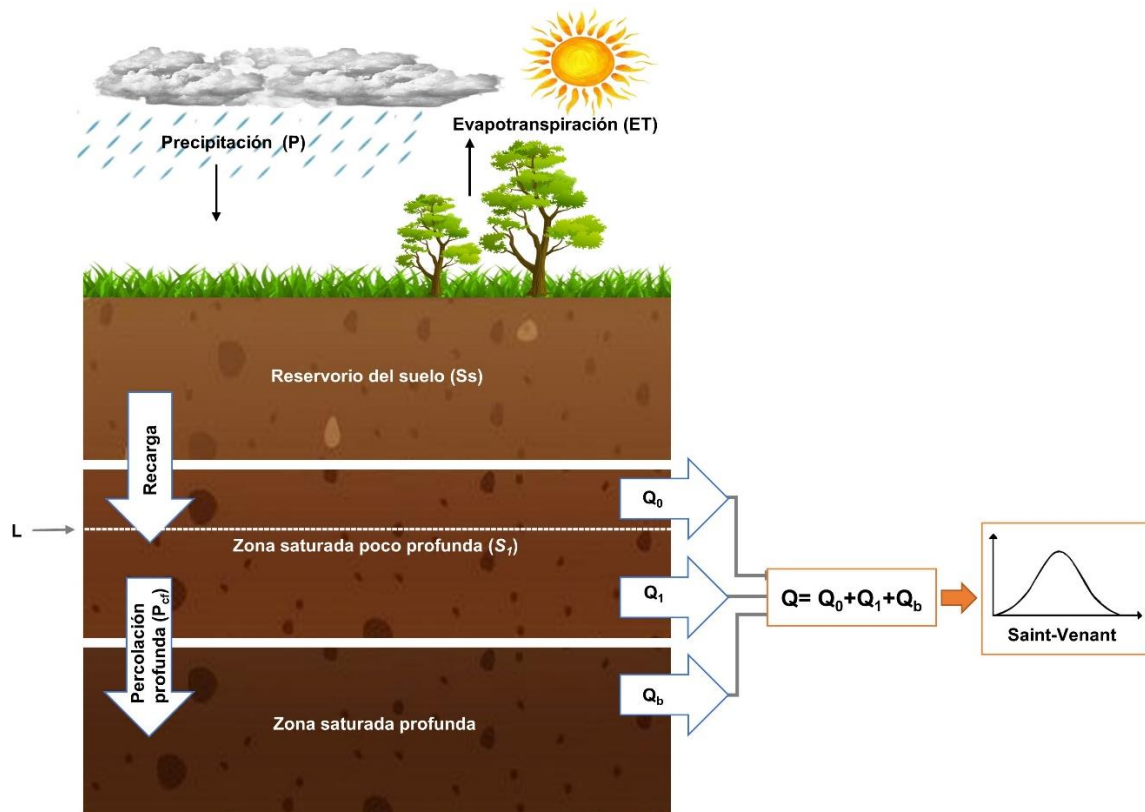


Figura 5.5 Esquema del método HBV con la rutina de enrutamiento Saint-Venant.

Luego, se procede a calcular la evapotranspiración real, la cual depende tanto del almacenamiento en el suelo como de la evapotranspiración potencial, de manera que:

$$ET_r = ET_p \times \left(\frac{S_{disp}}{S_s \times \alpha_{PMP}} \right) \quad \text{si } S_{disp} < S_s \times \alpha_{PMP} \quad \text{Ec 5.14}$$

$$ET_r = ET_p \quad \text{si } S_{disp} > S_s \times \alpha_{PMP} \quad .$$

Donde: ET_r es la evapotranspiración real; ET_p es la evapotranspiración potencial; y α_{PMP} es el coeficiente que controla al punto de marchitez permanente del suelo.

La ET_p se estima utilizando el método de Hamon (1961). En dicho método la ET_p diaria en milímetros se calcula considerando solo la temperatura media diaria y las horas de luz, empleando la ecuación que se presenta a continuación:

$$ET_p = C_{pet} \times 29,8 \times Ld \times \frac{0,611 \times \exp\left(17,27 \times \frac{T}{(T+273,3)}\right)}{T+273,3} \quad \text{Ec 5.15}$$

Dónde: C_{pet} es el coeficiente de proporcionalidad; T es la temperatura media diaria del aire ($^{\circ}\text{C}$); y Ld hace referencia a las horas de luz por día. Para determinar Ld se consideró el modelo CBM propuesto por Forsythe et al. (1995), cuyas ecuaciones permiten variar su duración en función de la latitud y el día del año.

La humedad en el suelo resultante después de incorporar la precipitación y descontar la recarga y la evapotranspiración es:

$$S_{disp_t} = S_{disp_{t-1}} + P_t - ETr_t - R_t \quad \text{Ec 5.16}$$

Por otra parte, se estima la escorrentía en la salida de la cuenca considerando dos depósitos de almacenamiento (zona saturada poco profunda y zona saturada profunda). El reservorio superior modela una descarga rápida (Q_0) que se activa cuando el almacenamiento en zona saturada poco profunda (S_1) supera un umbral mínimo (L) y se define por un parámetro K_0 .

$$\begin{aligned} Q_{0_t} &= k_0 \times (S_{1_{t-1}} - L) & \text{si } S_{1_{t-1}} > L & \quad \text{Ec 5.17} \\ Q_{0_t} &= 0 & \text{si } S_{1_{t-1}} < L & \quad \cdot \end{aligned}$$

Y una descarga lenta (Q_1) que se regula por el parámetro K_1 .

$$Q_{1_t} = k_1 \times S_{1_{t-1}} \quad \text{Ec 5.18}$$

Además, esta zona tiene una descarga por percolación (Q_p) que alimenta a la zona saturada profunda, y se regula con el parámetro K_p .

$$Q_{p_t} = k_p \times S_{1_{t-1}} \quad \text{Ec 5.19}$$

Tras determinar los flujos anteriores se calcula el balance de humedad en la zona saturada poco profunda como:

$$S_{1_t} = S_{1_{t-1}} + R_t - Q_{0_t} - Q_{1_t} - Q_{p_t} \quad \text{Ec 5.20}$$

Mientras que, en el depósito inferior se produce la simulación de la escorrentía subterránea. Aquí, para calcular el caudal base (Q_b), se considera un único parámetro (k_b), encargado de regular la descarga, y su ecuación se expresa como sigue:

$$Q_{bt} = k_b \times S_{2t-1} \quad \text{Ec 5.21}$$

El balance en esta capa es el siguiente:

$$S_{2t} = S_{2t-1} + Q_{pt} - Q_{2t} \quad \text{Ec 5.22}$$

La escorrentía total (Q_t) se calcula como la suma de los caudales generados en cada uno de los almacenamientos:

$$Q_t = Q_{0t} + Q_{1t} + Q_{bt} \quad \text{Ec 5.23}$$

Por último, Q_t se transporta a lo largo de la corriente hasta la salida de la cuenca aguas abajo utilizando la aproximación de onda difusiva de la versión linealizada de la ecuación de Saint-Venant (Lohmann et al., 1998).

$$\frac{\partial Q}{\partial t} + V \frac{\partial Q}{\partial x} - D \frac{\partial^2 Q}{\partial x^2} = 0 \quad \text{Ec 5.24}$$

Dónde: V y D son parámetros que indican la velocidad de onda y la difusividad, respectivamente.

Por otro lado, en la Tabla 5.9 se muestran los parámetros de calibración empleados en el HBV, los cuales deben adaptarse a las particularidades de la cuenca del río Salado. Un buen ajuste de estos parámetros es un aspecto esencial para obtener una estimación correcta de los caudales observados en la cuenca de estudio.

Tabla 5.9 Parámetros de calibración del modelo HBV.

Parámetro	Rango	Unidad
Almacenamiento máximo disponible en la capa de suelo (S_s)	200 - 600	mm
Parámetro que modifica el porcentaje de recarga (β)	2 - 7	-
Coefficiente de proporcionalidad de la evapotranspiración potencial de Hamon (C_{pet})	0,6 - 1,8	-
Coefficiente del punto de marchitez permanente del suelo (α_{PMP})	0,3 - 0,9	-
Nivel de agua en el depósito superior para la ocurrencia de flujo más rápido (L)	200 - 900	mm
Coefficiente de recesión para el flujo rápido en la zona saturada poco profunda (k_0)	0,3 - 0,9	d ⁻¹
Coefficiente de recesión en la zona saturada poco profunda (k_1)	0,05 - 0,15	d ⁻¹
Coefficiente de recesión en la zona saturada profunda (k_b)	0,02 - 0,06	d ⁻¹
Coefficiente de percolación entre la zona saturada poco profunda y profunda (k_p)	0,5 - 3	d ⁻¹
Parámetro del hidrograma unitario (número de depósitos lineales, N)	1 - 20	-
Parámetro del hidrograma unitario (constante de almacenamiento del reservorio, k_h)	0,3 - 0,9	d ⁻¹
Velocidad de onda en la ecuación de Saint-Venant (V)	0,6 - 1,8	m/s
Difusividad en la ecuación de Saint-Venant (D)	1000 - 3000	m ² /s

5.4.2 Implementación

Para llevar a cabo la aplicación del modelo distribuido HBV_DS en la cuenca del río Salado, se decidió utilizar una resolución de $0,25^\circ$ (aproximadamente 25 km) para cada Unidad de Respuesta Hidrológica (HRU). Cada una de estas representa una subcuenca o una unidad básica de modelado que captura el comportamiento hidrológico individual de una porción específica del área de estudio. En total, se han establecido 83 celdas hasta la estación HL 1020 y 198 celdas hasta la estación HL 1045, tal como se ilustra en la Figura 5.6.

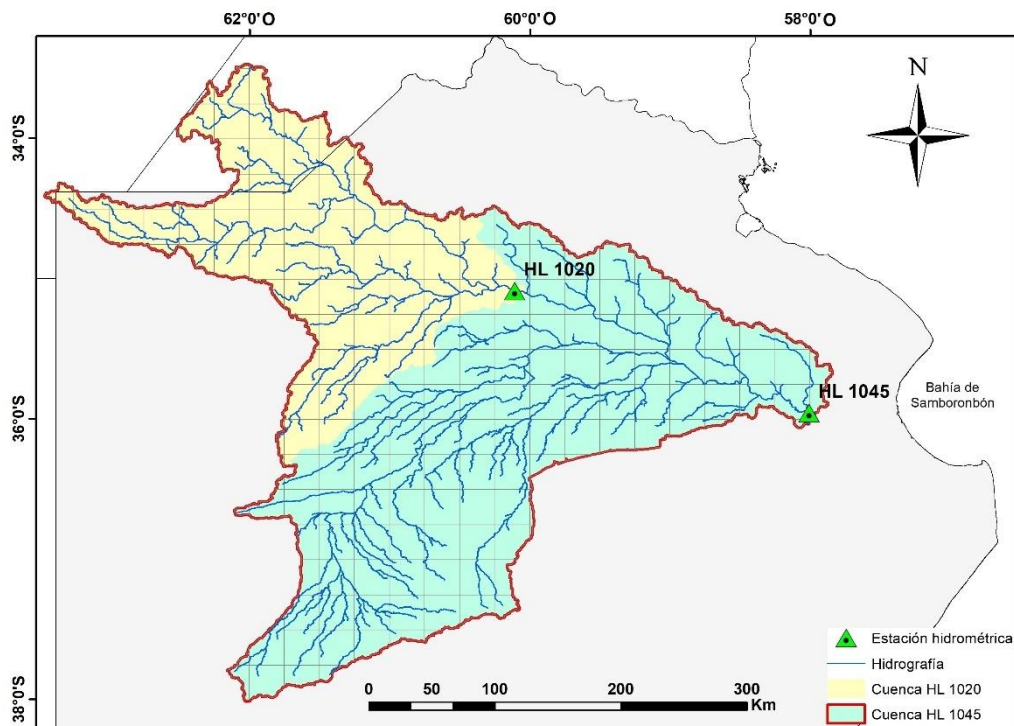


Figura 5.6 Delimitación de celdas (HRU) para el modelo HBV en la cuenca del río Salado.

El modelo se ejecuta en el entorno de MATLAB, el mismo requiere de datos de entrada separados en tres archivos distintos. Los cuales contienen la información perteneciente a las características geométricas y físicas, a los factores climáticos y los parámetros específicos en cada HRU dentro de la cuenca de estudio.

La información básica de la cuenca por cada HRU se organizó en el archivo denominado "HRU_info". Para generar este archivo, se usó un script en MATLAB que requiere como entrada un *shape file* con los polígonos de las cuencas hidrográficas, otro *shape file* que tiene un mallado de $0,25^\circ * 0,25^\circ$, y un ráster de la longitud del flujo. El programa arroja como resultado un archivo de texto que tiene la ubicación de cada HRU expresada en grados decimales, su tamaño como área en porcentaje, y la distancia a lo largo de la ruta

del flujo, partiendo desde cada celda hasta la salida de la cuenca. Un ejemplo ilustrativo de los resultados generados se muestra en la Tabla 5.10.

Tabla 5.10 Ejemplo del archivo de datos de entrada al modelo HBV.

Latitud	Longitud	Área (%)	Longitud del canal (m)
-33,375	-61,875	25	2413
-33,625	-61,875	25	2413
-33,875	-61,875	25	2413
-34,125	-61,875	25	2413

En el segundo archivo, denominado "clima_info", se incorporan los registros climáticos fundamentales, tales como la precipitación diaria y la temperatura media diaria. Los valores de estas variables se obtuvieron mediante una interpolación basada en los registros de las 15 estaciones meteorológicas pertenecientes al SMN, utilizando el método del inverso de la distancia. Un ejemplo concreto de los datos resultantes del archivo se presenta en la Tabla 5.11.

Tabla 5.11 Ejemplo del archivo de datos meteorológicos del modelo HBV.

Año	Mes	Día	Precipitación (mm)	Temperatura (° C)
1993	1	12	1,7	27,3
1993	1	13	3,9	26,9
1993	1	14	5,9	25,8
1993	1	15	8,9	21,0

Por otro lado, para la construcción del tercer archivo "parametros_info", correspondiente a los parámetros del modelo, se adoptó una estrategia que consistió en asignar valores a estos parámetros basándose principalmente en las propiedades del suelo característico de cada cuenca. Esta asignación se realizó en dos fases, inicialmente se abordó el tramo hasta la estación HL 1020, y posteriormente se extendió desde dicho punto hasta la estación HL 1045. La Tabla 5.12 contiene una representación de este archivo.

Tabla 5.12 Ejemplo del archivo de los parámetros del modelo HBV.

Lat	Lon	S_s (mm)	β	C_{pet}	α_{PMP}	L (mm)	k_0	k_1	k_b	k_p	N	k_h	V	D
-33,375	-61,875	437	6,9	1,05	0,5	300	0,6	0,08	0,03	0,04	12	0,84	0,10	2700
-33,625	-61,875	437	6,9	1,05	0,5	300	0,6	0,08	0,03	0,04	12	0,84	0,10	2700
-33,875	-61,875	270	6,5	1,08	0,6	250	0,6	0,05	0,02	0,04	12	0,87	0,17	3000
-34,125	-61,875	270,	6,5	1,08	0,6	250	0,6	0,05	0,02	0,04	12	0,87	0,17	3000

Tras la elaboración de los archivos de entrada, es posible realizar la implementación del modelo. El HBV consta de tres módulos o rutinas principales, uno que se encarga del cálculo de la evapotranspiración potencial, otro que se enfoca en el balance de la humedad en el suelo, y un tercero encargado de estimación de escorrentía. Cada módulo está diseñado para simular un proceso específico en el ciclo hidrológico y utiliza una combinación de datos climáticos, características de la cuenca y propiedades del suelo para su funcionamiento. Como resultado final de este proceso de modelación, se logra simular el flujo de agua en la cuenca, extendiéndose hasta las estaciones HL 1020 y HL 1045.

5.4.3 Análisis de sensibilidad

Se realizó el análisis de sensibilidad enfocado en trece parámetros de entrada del modelo HBV, con el propósito de examinar su impacto en el sistema hidrológico. Estos parámetros tienen influencia en distintos aspectos, nueve de ellos está directamente relacionado al balance de humedad en el suelo, mientras que los cuatro parámetros restantes están vinculados al proceso de enrutamiento del flujo.

La Tabla 5.13 presenta la clasificación de la sensibilidad de los parámetros en la cuenca HL 1020, organizados en orden descendente de acuerdo a su e . De los resultados obtenidos, se destaca que los parámetros C_{pet} , α_{PMP} , β y S_s exhiben la mayor influencia, manteniendo el mismo patrón de importancia en la evaluación de los tres indicadores estadísticos seleccionados. Sin embargo, resalta una notable diferencia en los valores de e calculados, especialmente en el caso del BIAS en comparación con NSE y RSR.

El balance de humedad en el suelo es el aspecto con una influencia dominante en el comportamiento de la cuenca, específicamente el proceso relacionado con la evapotranspiración real en el depósito del suelo, dado que tanto el C_{pet} como el α_{PMP} exhibieron una mayor sensibilidad y ambos están estrechamente ligados a este factor. Dentro de este aspecto también se destaca la influencia de los parámetros β y S_s , responsables de controlar que proporción de la precipitación se almacena como recarga de agua en zona saturada poco profunda y que parte queda almacenada en reservorio del suelo.

En contraste, los parámetros menos sensibles resultaron el k_0 y el L , ambos vinculados a la descarga rápida en la zona saturada poco profunda. Esto indica que el almacenamiento en esta capa no alcanzó, o rara vez alcanzó, el nivel L necesario para activar la descarga rápida.

Tabla 5.13 Clasificación de la sensibilidad de los parámetros del modelo HBV para la cuenca HL 1020 respecto al RSR, BIAS y NSE.

RSR			BIAS (%)			NSE		
N.º	Parámetro	e	N.º	Parámetro	e	N.º	Parámetro	e
1	C_{pet}	8,50	1	C_{pet}	213,96	1	C_{pet}	21,78
2	α_{PMP}	2,46	2	α_{PMP}	86,47	2	α_{PMP}	2,57
3	β	1,37	3	β	58,95	3	β	1,40
4	S_s	0,52	4	S_s	12,87	4	S_s	0,39
5	k_b	0,11	5	V	0,64	5	k_b	0,07
6	V	0,05	6	k_b	0,43	6	V	0,03
7	D	0,03	7	k_1	0,17	7	D	0,02
8	k_p	0,02	8	k_p	0,08	8	k_p	0,01
9	k_1	0,01	9	k_h	0,03	9	k_1	0,01
10	k_h	0,01	10	N	0,02	10	k_h	0,00
11	N	0,00	11	D	0,01	11	N	0,00
12	L	0,00	12	L	0,00	12	L	0,00
13	k_0	0,00	13	k_0	0,00	13	k_0	0,00

Por otro lado, la evaluación de la sensibilidad de los parámetros en la cuenca HL 1045 arrojó resultados coincidentes con los obtenidos en la cuenca HL 1020. Se observó que los parámetros que exhiben una sensibilidad notable son C_{pet} y el α_{PMP} , seguidos en orden por β y S_s . Además, es importante destacar que los valores de e son relativamente bajos en comparación con los resultados en la cuenca aguas arriba (Tabla 5.14). Esto sugiere que la respuesta del modelo de la cuenca a las variaciones en estos parámetros es menos pronunciada en comparación con lo observado en HL 1020.

Por el contrario, el resto de los parámetros relacionados con el balance de humedad en el suelo, así como todos los parámetros vinculados al proceso de enrutamiento del flujo, demostraron una sensibilidad reducida, con valores de e muy bajos. Esto indica que las variaciones en estos parámetros no influyen de manera significativa en la modelación.

Tabla 5.14 Clasificación de la sensibilidad de los parámetros del modelo HBV para la cuenca HL 1045 respecto al RSR, BIAS y NSE.

RSR			BIAS (%)			NSE		
N.º	Parámetro	e	N.º	Parámetro	e	N.º	Parámetro	e
1	C_{pet}	4,67	1	C_{pet}	14,83	1	C_{pet}	18,31
2	α_{PMP}	1,23	2	α_{PMP}	5,43	2	α_{PMP}	2,27
3	β	0,63	3	β	3,61	3	β	1,10
4	S_s	0,50	4	S_s	1,67	4	S_s	0,75
5	V	0,15	5	V	0,02	5	V	0,23
6	k_b	0,04	6	k_b	0,01	6	k_b	0,06
7	k_1	0,02	7	D	0,00	7	k_1	0,03
8	k_p	0,01	8	k_1	0,00	8	k_p	0,01
9	D	0,01	9	k_h	0,00	9	D	0,01
10	k_h	0,00	10	N	0,00	10	k_h	0,01
11	N	0,00	11	k_p	0,00	11	N	0,00
12	L	0,00	12	L	0,00	12	L	0,00
13	k_0	0,00	13	k_0	0,00	13	k_0	0,00

5.4.4 Calibración

Se llevó a cabo la calibración manual de los trece parámetros utilizados en el análisis de sensibilidad de este modelo. Cada uno de estos fue sometido a un proceso de calibración individual con el objetivo de buscar una representación más precisa del comportamiento hidrológico en la cuenca de estudio durante el período analizado.

Los resultados de los parámetros calibrados para las cuencas HL 1020 y HL 1045, se encuentran detallados en la Tabla 5.15. En líneas generales, la mayoría de los parámetros presentan similitudes entre ambas cuencas, sin embargo, se evidencian diferencias significativas en dos casos específicos, la S_s y el α_{PMP} . Estos parámetros están vinculados con la textura del suelo, la cual difiere en las dos cuencas. HL 1020 está caracterizada por una clase textural franco arenoso, mientras que en HL 1045 predomina el franco limoso.

Los suelos franco arenosos, debido a sus partículas de mayor tamaño y porosidad en comparación con los suelos franco limosos, presentan una menor capacidad para retener agua. Esta característica resulta en una S_s reducida y un α_{PMP} más bajo en estos suelos. En relación a la S_s se estableció un valor más alto para HL 1020 que para HL 1045, con una diferencia de 167 mm. Esta diferencia puede ser posible, ya que en el cálculo de este parámetro intervienen otros factores, como la profundidad del suelo. En este contexto, la

información proporcionada por el mapa de suelos indica una mayor profundidad en la cuenca aguas arriba, lo que hace coherente la calibración final.

En lo que respecta al α_{PMP} , los valores establecidos son congruentes, reflejando un valor mayor en HL 1045 en comparación con HL 1020, con una diferencia de 0,17. Estos valores subrayan la influencia de la textura del suelo en la capacidad de retención de agua y, por ende, en los parámetros hidrológicos de cada cuenca.

Tabla 5.15 Parámetros calibrados del modelo HBV de la cuenca del río Salado hasta las estaciones HL 1020 y HL 1045.

Parámetro	HL 1020	HL 1045
S_s (mm)	437	270
β	6,90	6,50
C_{pet}	1,05	1,08
α_{PMP}	0,45	0,62
L (mm)	300	250
k_0	0,60	0,60
k_1	0,08	0,05
k_b	0,027	0,025
k_p	0,04	0,04
N	12	12
k_h	0,84	0,87
V (m/s)	0,10	0,17
D (m ² /s)	2960	3000

Los caudales diarios observados y los simulados en la cuenca HL 1020 se contrastan en una gráfica que muestra un sólido ajuste (Figura 5.7). Esta concordancia se fortalece con los resultados de los estadísticos, presentando un valor de R de 0,88 y un RMSE de 32 m³/s. Es relevante mencionar que la evaluación basada en el criterio de Moriasi et al. (2007) clasifica los índices NSE, RSR y BIAS como "Muy bueno", brindando respaldo a la notable eficacia del modelo en esta cuenca. Además, el análisis de los volúmenes acumulados indica que el modelo tiende a sobreestimar el escurrimiento total, con un exceso del 6,27% respecto al volumen observado.

En relación a los caudales máximos, la simulación demuestra un buen desempeño al capturar el pico de mayor magnitud ocurrido en 1993. No obstante, se observa en la rama descendente de este hidrograma que los caudales simulados presentan una pendiente más pronunciada, lo que conlleva a un descenso más rápido en comparación con los caudales observados. En cuanto a los caudales mínimos, el ajuste es menos preciso, ya que algunas

de las crecientes con picos menores a 150 m³/s no se reproducen de manera adecuada en la simulación.

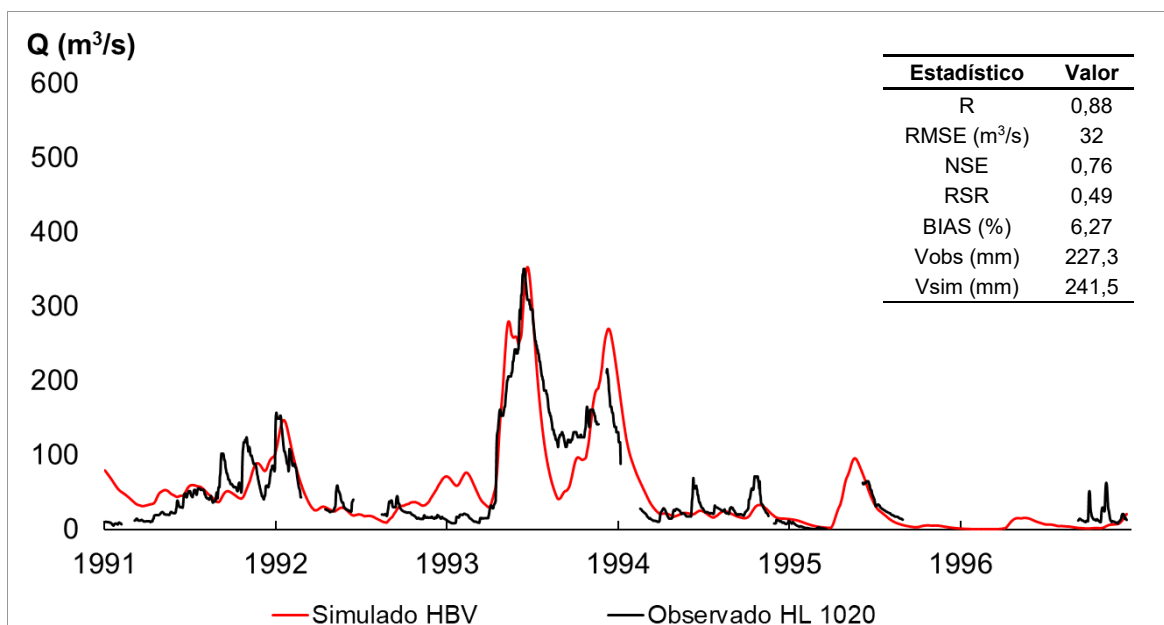


Figura 5.7 Caudales diarios simulados vs. caudales diarios observados en la estación HL 1020. Período: 1 de enero 1991 al 31 de diciembre 1996.

Los resultados de la simulación en la cuenca HL 1045 están representados en la Figura 5.8. En esta zona, la reproducción de los caudales es satisfactoria, en consonancia con los criterios de evaluación empleados en este estudio. Los indicadores estadísticos RSR y NSE caen dentro de la categoría de "bueno", mientras que el BIAS es clasificado como "muy bueno". No obstante, al comparar estos resultados con los obtenidos en la cuenca HL 1020, se observa una ligera disminución en el rendimiento, con valores de 0,84 y 0,55 para los estadísticos R y RSR, respectivamente. Asimismo, el análisis del volumen acumulado muestra que el modelo sobreestima el escurrimiento total en un 8,66% respecto al volumen observado.

En la evaluación de los caudales máximos y mínimos, es posible dividir la serie en dos segmentos. El primer tramo abarca desde 1991 hasta 1993, en el cual no se logra un ajuste adecuado tanto en términos de magnitud como del tiempo al pico. El segundo período, que se extiende de 1993 a 1996, muestra una mejora en el ajuste en relación con el tiempo al pico, aunque en cuanto a magnitudes, en algunos casos, se subestiman y en otros se sobreestiman. Durante esta última parte de la serie, en la mayoría de las crecientes, se logra una correcta reproducción de las pendientes de la rama descendente de los hidrogramas.

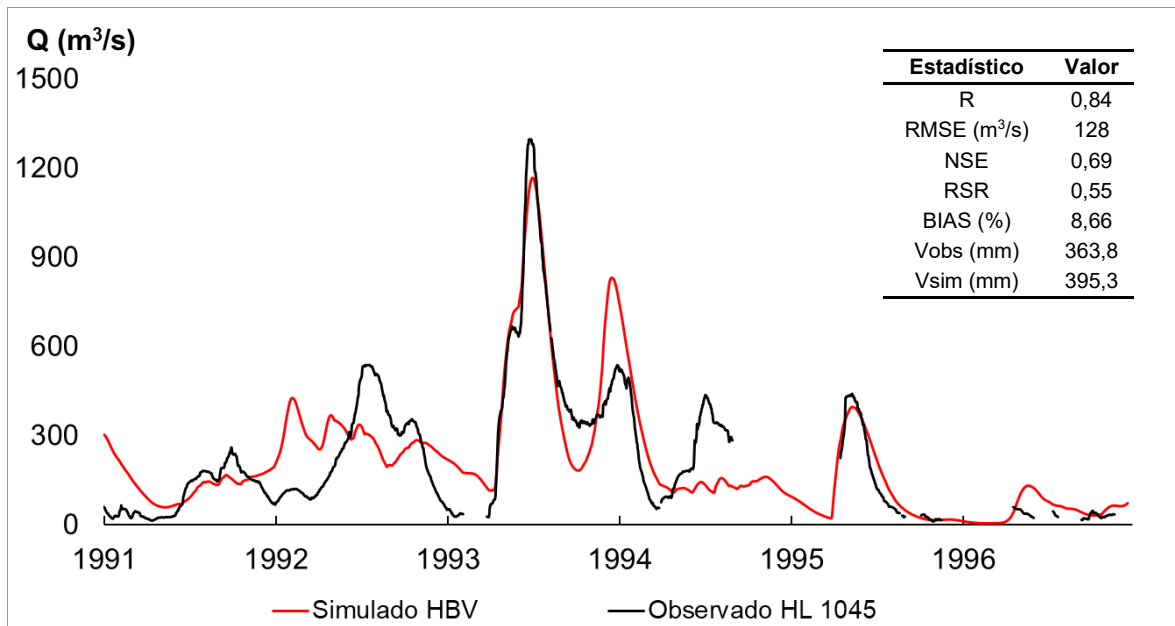


Figura 5.8 Caudales diarios simulados vs. caudales diarios observados en la estación HL 1045 Período: 1 de enero 1991 al 31 de diciembre 1996.

5.5 HEC – HMS

5.5.1 Descripción

El HEC-HMS, desarrollado por el *U.S. Army Corps of Engineers Hydrologic Engineering Center*, es un modelo especializado en el análisis de precipitación-escorrentía. Su objetivo principal es simular de manera precisa los complejos procesos hidrológicos presentes en los sistemas de cuencas hidrográficas. Esta herramienta incorpora una amplia gama de procedimientos para el análisis hidrológico. Entre ellos, se incluyen la simulación de la infiltración del agua en el suelo, la utilización de hidrogramas unitarios para representar la respuesta hidrológica de una cuenca y el enrutamiento de la escorrentía a través de la red de drenaje.

Es importante destacar que el HEC-HMS es un software versátil, diseñado tanto para el modelado hidrológico basado en eventos como para el modelado continuo. Entre las funcionalidades esenciales para la simulación continua, destaca el método de pérdidas *Soil Moisture Accounting* (SMA), el cual se basa en el sistema de cálculo de precipitación-escorrentía desarrollado por Leavesley (1983) y se encuentra detallado en el trabajo de Bennett (1998). Este método permite simular el movimiento y almacenamiento del agua en diversos componentes a lo largo del tiempo, como la vegetación, la interceptación de la

superficie del suelo, el perfil del suelo y las capas de agua subterránea, los cuales representan los aspectos físicos de la cuenca (Figura 5.9).

En términos generales, en el método de pérdida del SMA la precipitación ejerce un papel fundamental al ser la principal fuente de agua que ingresa al sistema, mientras que las salidas consisten en diversos flujos, como la escorrentía superficial, la evapotranspiración, el flujo de agua subterránea que retorna al cauce y la percolación hacia la zona saturada profunda, donde el agua no regresa al sistema.

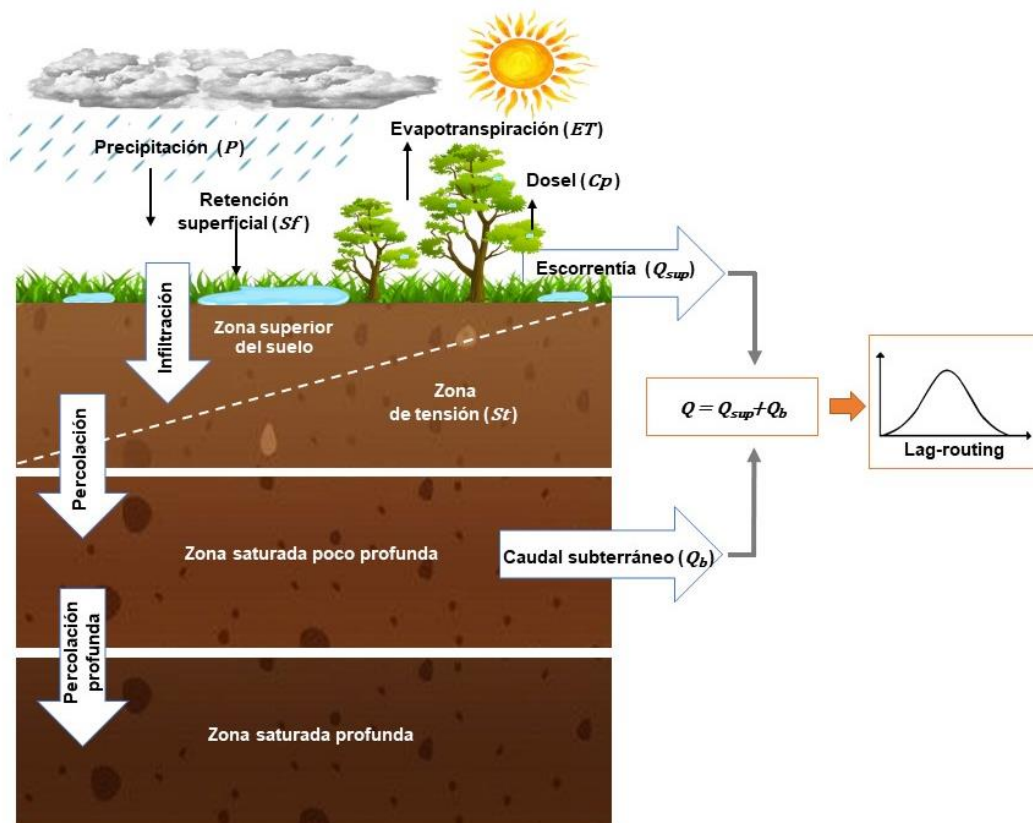


Figura 5.9 Esquema del método SMA con la rutina de enrutamiento lag-routing usados en el modelo HEC-HMS.

En lo que respecta a la simulación, el orden de los cálculos varía según el proceso que esté ocurriendo, ya sea la precipitación o la evapotranspiración (Figura 5.10). A continuación, se describen ambos procesos y se presenta la secuencia de cálculos correspondientes, de acuerdo con el estudio realizado por Bennett (1998).

Durante los períodos de precipitación, el proceso se desarrolla de la siguiente manera:

1. El almacenamiento del dosel de la vegetación se llena en primera instancia.
2. Luego, el exceso de precipitación junto con el agua presente en el almacenamiento superficial queda disponible para la infiltración.

3. Si la suma de estos volúmenes supera el potencial de infiltración calculado, el exceso de agua que no puede infiltrarse regresa al almacenamiento superficial.
4. Una vez que la capacidad de almacenamiento superficial alcanza su límite, el exceso de agua se convierte en escorrentía.
5. El volumen de agua disponible para la infiltración, que no excede el potencial de infiltración, se emplea para llenar el almacenamiento del suelo.

La infiltración está en función del volumen de agua disponible, de cuan lleno este el almacenamiento del suelo (S_{disp}/S_s) y de la tasa máxima de infiltración especificada (I_{max}). Por lo tanto, la tasa de infiltración potencial (I_{pot}) es:

$$I_{pot} = I_{max} - \frac{S_{disp}}{S_s} \times I_{max} \quad \text{Ec 5.25}$$

Donde: S_{disp} es el almacenamiento actual en el perfil del suelo; y S_s es el almacenamiento máximo disponible en la capa del suelo.

La tasa de infiltración real es el valor más pequeño entre el agua disponible para la infiltración e I_{pot} .

6. Posteriormente, se produce la percolación del agua almacenada en zona superior del suelo hacia la zona saturada poco profunda, la cual está determinada por la fracción de llenado de ambos almacenamientos. La ecuación asociada a este proceso se muestra a continuación:

$$Sp_{pot} = S_p \times \frac{S_{disp}}{S_s} \times \left(1 - \frac{GW_{disp}}{GW_s}\right) \quad \text{Ec 5.26}$$

Donde: Sp_{pot} es la percolación potencial desde la zona superior del suelo hasta la zona saturada poco profunda; S_p es la tasa máxima de percolación; GW_s y GW_{disp} se refieren al almacenamiento máximo y actual en la zona saturada poco profunda.

La Sp_{pot} se compara con el agua disponible para la percolación, y la menor de las dos cantidades es la percolación real.

7. A continuación, el flujo proveniente de la zona saturada poco profunda se dirige hacia la superficie, contribuyendo como caudal base a la escorrentía superficial. Esta transferencia de agua se produce mediante una serie de reservorios lineales. Al final del intervalo de tiempo, la ecuación de este flujo es igual a:

$$GW_{f_{t+1}} = \frac{Sp_{disp} + GW_{disp} - GW_{pot_{vol}} - \frac{GW_{f_t} \times TStep}{2}}{GW_c + 0,5 \times TStep} \quad \text{Ec 5.27}$$

Donde: $GW_{f_{t+1}}$ y GW_{f_t} son el flujo de agua subterránea para el tiempo t+1 y t; Sp_{disp} es la percolación actual desde la capa del suelo; GW_{pot} es la percolación potencial desde la zona saturada poco profunda hacia la zona saturada profunda; GW_c es el coeficiente de tiempo para transformar el agua del almacenamiento en salidas laterales; $TStep$ es la duración del paso de tiempo de cálculo para el intervalo de simulación.

El volumen de flujo de agua subterránea se calcula como el promedio del mismo al inicio y al final del intervalo de tiempo, multiplicado por la duración del paso de tiempo correspondiente.

$$GW_{vol} = (GW_{f_{t+1}} + GW_{f_t}) \times \frac{TStep}{2} \quad \text{Ec 5.28}$$

8. El agua restante queda disponible para la percolación hacia la zona saturada profunda. La ecuación para determinar este proceso es la siguiente:

$$GW_{pot} = GW_p \times \frac{GW_{disp}}{GW_s} \quad \text{Ec 5.29}$$

Donde: GW_p es la tasa máxima de percolación hacia la zona saturada profunda.

Por otro lado, cuando no se produce precipitación se realiza el proceso de evapotranspiración, a través de los siguientes pasos:

1. En primer lugar, la evapotranspiración se satisface con el almacenamiento del dosel.
2. En el caso de que el volumen de la evapotranspiración no se satisfaga completamente desde el primer almacenamiento, el volumen insatisfecho se completa a partir del almacenamiento en superficie.
3. Por último, el agua se extrae desde el almacenamiento del suelo. En dicho almacenamiento la evapotranspiración comienza a eliminarse en la zona superior y posteriormente continúa en la zona de tensión.

La evapotranspiración real se estima utilizando alguno de los métodos disponibles en el módulo de meteorología del programa HEC-HMS cuando la misma proviene del almacenamiento en el dosel de la vegetación, en la superficie o la zona superior del suelo; mientras que, la evapotranspiración real se determina con la Ec. 5.30 cuando esta proviene de la zona de tensión.

$$\frac{ET_r}{ET_p} = f\left(\frac{S_{disp}}{S_t}\right) \quad \text{Ec 5.30}$$

Donde: ET_r es la evapotranspiración real del almacenamiento del suelo; ET_p es la evapotranspiración potencial; y S_t es la capacidad de almacenamiento de la zona de tensión.

4. Si después de completar la evapotranspiración correspondiente a un intervalo de tiempo computacional, aún queda agua en el almacenamiento de la superficie, es posible que se produzca la infiltración.

Los pasos 5, 6, 7 y 8 que corresponden a los procesos de infiltración, percolación, caudal subterráneo y percolación profunda, se calculan de forma análoga a la simulación el período con precipitación.

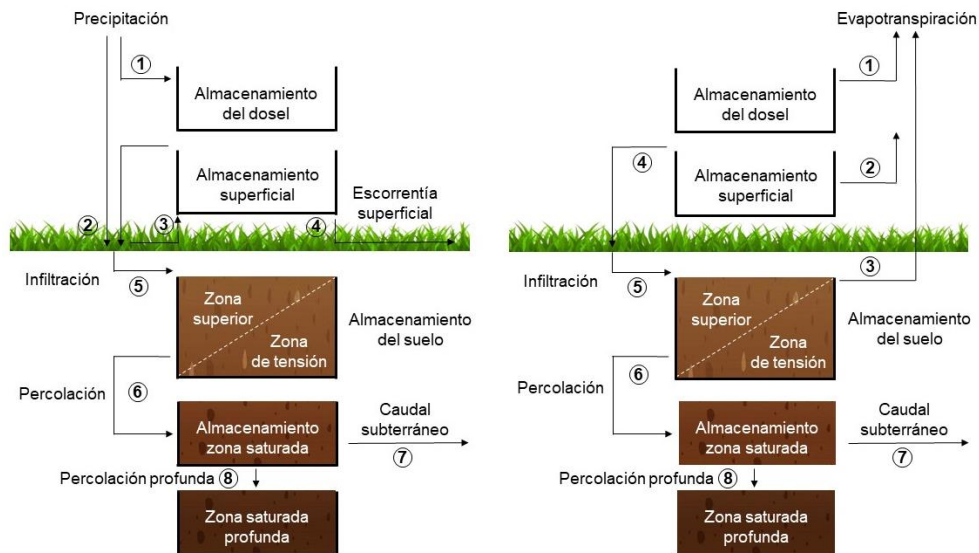


Figura 5.10 Esquema del orden de los cálculos seguidos al ocurrir precipitación o evapotranspiración

En la Tabla 5.16 se detallan los parámetros de calibración utilizados en el HEC-HMS, los cuales deben ajustarse para adaptarse a las particularidades de la cuenca del río Salado. La elección adecuada de estos parámetros resulta imprescindible para obtener una estimación precisa de los caudales observados en dicha cuenca.

Tabla 5.16 Parámetros de calibración del modelo HEC-HMS.

Parámetro	Rango	Unidad
Almacenamiento del dosel (C_p)	1 - 5	mm
Almacenamiento de la superficie del suelo (S_f)	5 - 30	mm
Tasa máxima de Infiltración (I_{max})	1 - 6	mm/h
Porcentaje de área impermeable (Imp)	0 - 2	%
Almacenamiento máximo disponible en la capa de suelo (S_s)	225 - 675	mm
Almacenamiento de la zona de tensión (S_t)	180 - 540	mm
Tasa máxima de percolación del suelo a la zona saturada (S_p)	0,5 - 3	mm/h
Almacenamiento máximo de la capa de agua subterránea (GW_s)	400 - 1200	mm
Tasa de percolación profunda hacia fuera del sistema (GW_p)	0,2 - 1,5	mm/h
Coficiente que transformar el agua en almacenamiento en salidas laterales (GW_c)	600 - 3000	h

5.5.2 Implementación

Para llevar a cabo la implementación de este modelo, se definió el área de captación de cada subcuenca y la red de drenaje utilizando HEC-Geo HMS, el cual es un conjunto de herramientas diseñadas para procesar datos geoespaciales y generar archivos de entrada para el modelo hidrológico HEC-HMS. En esta etapa, se empleó el modelo digital de elevación detallado en la Figura 3.12 del Capítulo 3, considerando también las subregiones establecidas en el Plan Maestro Integral de la cuenca del río Salado (PMI) (Halcrow y Partners, 1999) como referencia para definir las subcuencas. Finalmente, se establecieron cinco subcuencas hasta la estación HL1020 y diez subcuencas hasta la estación HL1045, tal como se muestra en la Figura 5.11.

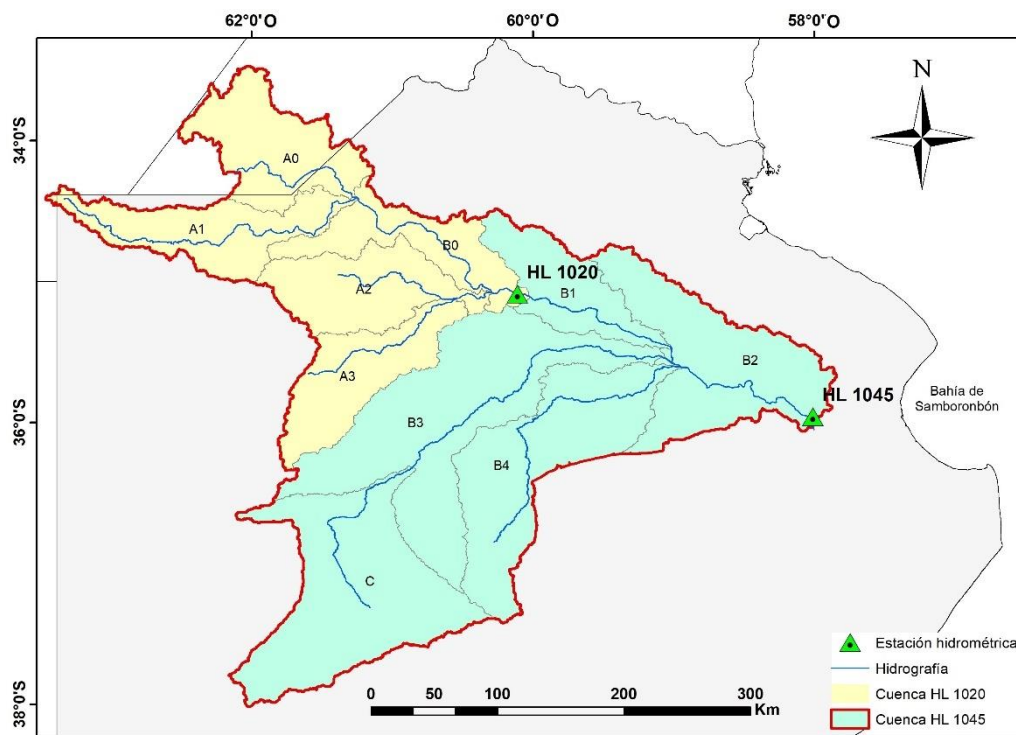


Figura 5.11 Delimitación de subcuencas y red drenaje en el modelo HEC-HMS.

Luego, se procedió a definir las características geomorfológicas de cada subcuenca, las cuales son necesarias para la elaboración del modelo hidrológico, incluyendo el cálculo del área de las subcuencas, las pendientes y la longitud hidráulica de los cauces (Tabla 5.17).

Tabla 5.17 Características geomorfológicas de la cuenca.

Sub-Cuenca	Área (km ²)	Pendiente de la cuenca (%)	Longitud hidráulica (m)
A0	7273	0,054	131881
A1	6776	0,038	309016
A2	6629	0,049	144750
A3	6167	0,041	149710
B0	5585	0,067	201433
B1	5326	0,061	137778
B2	11049	0,043	156210
B3	16831	0,061	277329
B4	11591	0,102	295119
C	13977	0,155	184612

Por otra parte, la implementación del HEC-HMS se fundamenta en la selección de métodos para modelar los diferentes componentes del ciclo hidrológico. Para su ejecución, es necesario definir los cuatro componentes principales de entrada: el modelo de cuenca, el

modelo meteorológico, las especificaciones de control y el administrador de datos de las series de tiempo.

El modelo de cuenca es una representación conceptual de la cuenca hidrológica, que engloba diversos elementos del sistema, tales como subcuencas, tramos de cauces, uniones, fuentes, sumideros, embalses y desviaciones. Estos elementos requieren parámetros específicos para definir su interacción en el sistema hidrológico. La conectividad entre ellos resulta fundamental, ya que representa el flujo del agua a lo largo del sistema de drenaje. En la Tabla 5.18 se proporciona una lista de los diferentes métodos y parámetros utilizados en el modelo de la cuenca del río Salado.

Tabla 5.18 Métodos y parámetros usados en el modelo de cuenca del HEC-HMS.

Proceso	Método	Parámetro
Dosel	<i>Simple Canopy</i>	C_p (mm)
Superficie	<i>Simple Surface</i>	S_f (mm)
Transformación	<i>SCS Unit Hydrograph</i>	$Lag\ time$ (min)
		I_{max} (mm/h)
		Imp (%)
		S_s (mm)
Pérdidas	<i>Soil Moisture Accounting</i>	S_t (mm)
		S_p (mm/h)
		GW_s (mm)
		GW_p (mm/h)
Enrutamiento	<i>Lag</i>	$Lag\ time$ (min)
Caudal base	<i>Linear Reservoir</i>	GW_c (h)

El dosel, como parte de la subcuenca, es responsable de interceptar la precipitación debido a la vegetación presente en la zona. Por otro lado, la superficie representa las áreas deprimidas del suelo donde el agua se acumula después de que los poros se llenan a la capacidad de campo. Para ambos elementos, se optó por el método simple para construir el modelo de la cuenca, obteniendo sus valores a partir del análisis del uso del suelo y los mapas de pendientes derivados de las Tabla 5.19 (Fleming & Neary, 2004) y Tabla 5.20 (Bennett, 1998), respectivamente.

Tabla 5.19 Valores de interceptación del dosel.

Tipo de vegetación	Intercepción del dosel (mm)
Vegetación en general	1,27
Pastos y árboles de hoja caduca	2,03
Árboles y Coníferas	2,54

Tabla 5.20 Valores de almacenamiento de la depresión superficial.

Descripción	Pendiente (%)	Almacenamiento (mm)
Áreas impermeables	NA	3,18 – 6,35
Planos, terrenos con surcos	0 – 5	50,8
Pendientes de moderadas a suaves	5 – 30	6,35 – 12,70
Pendientes pronunciadas	> 30	1,02

La transformación del exceso de precipitación en escorrentía superficial se realizó utilizando el método del hidrograma unitario del SCS. Para aplicar este método, fue necesario calcular el *CN* correspondiente a cada subcuenca mediante la intersección de las capas de cobertura y uso del suelo, y seguidamente se ponderaron los valores obtenidos por área en cada caso. Por último, se determinó el tiempo de retardo para cada subcuenca.

En el enfoque de modelación continua seleccionado, se utilizó el método del SMA para calcular las pérdidas. Los parámetros necesarios para definir el SMA fueron estimados mediante bases de datos de tipos de suelo, que contienen información sobre la textura en el perfil del suelo, el porcentaje de área ocupada por cada tipo y la profundidad. Cada textura está asociada a valores específicos de porosidad efectiva y conductividad hidráulica saturada. Para definir estos parámetros se consideró como referencia la tabla de “Propiedades Hidrológicas del Suelo Clasificadas por Textura del Suelo” descrita en el trabajo de Rawls et al. (1982).

El caudal base fue definido mediante el método de embalse lineal, ya que este se utiliza en conjunto con el modelo continuo del SMA. El método empleado para determinar el flujo base simula el almacenamiento y el movimiento del flujo subsuperficial, tratándolo como el almacenamiento y movimiento del agua a través de embalses. El coeficiente de tiempo requerido para la transformación del agua almacenada en salidas laterales se determina a partir de las propiedades del suelo, en particular, está relacionado con la conductividad hidráulica saturada.

Por último, para el enrutamiento se estableció el método de retardo (*lag*). Esta aproximación simple implica considerar el hidrograma de entrada y el de salida como análogos, pero desfasados en el tiempo por una duración específica. Como resultado, el flujo no se atenúa y su forma permanece sin cambios.

Respecto a las otras tres componentes de entrada, el modelo meteorológico es la sección que contiene las condiciones meteorológicas de contorno para las subcuencas; en esta parte, se usó el método de *Gage Weights* para calcular la precipitación y el método de Hamon para estimar la evapotranspiración. El componente de especificación de control es donde se determina el período de simulación y el paso de tiempo que se utilizará en la modelación, en este caso se consideró una escala temporal diaria. Finalmente, en el componente de administrador de datos de las series de tiempo se incorporaron los datos de series temporales, como precipitación, temperatura media y caudal observado para cada una de las estaciones meteorológicas e hidrológicas establecidas, estos datos se encuentran detallados en el Capítulo 3.

5.5.3 Análisis de sensibilidad

El análisis de sensibilidad del modelo HEC-HMS se realizó considerando los diferentes parámetros vinculados a los métodos del SMA, *simple canopy*, *simple surface* y caudal base. En total, se examinaron 10 de estos parámetros con el fin de comprender su impacto en la modelación de cada subcuenca. En la Tabla 5.21 y Tabla 5.22 se presentan los resultados de la evaluación de sensibilidad de los parámetros del HEC-HMS aplicados a las cuencas HL1020 y HL1045, en términos de RSR, BIAS y NSE.

Estas tablas revelan que los tres parámetros más sensibles para la simulación continua del caudal durante el periodo de calibración resultaron iguales en ambas subcuencas. El análisis de e determinó el siguiente orden de sensibilidad: en primer lugar, el S_s , que representa el máximo almacenamiento de agua disponible en el suelo; seguido del parámetro S_t , que refleja el almacenamiento de agua en el perfil del suelo que no puede percolar por gravedad hacia la capa de agua subterránea; y en tercer lugar, la I_{max} , que indica el máximo ingreso de agua al suelo desde la superficie. Estos parámetros forman parte del método de pérdidas del SMA y están directamente relacionados con el perfil del suelo, siendo una representación de cómo el agua se acumula temporalmente en la capa del suelo antes de ser liberada o transportada por otros procesos hidrológicos dentro de la cuenca modelada.

Asimismo, los parámetros Imp y S_p relacionados con el método del SMA, junto con el parámetro C_p , asociado al método de *simple canopy* muestran la menor sensibilidad en todos los estadísticos evaluados para las dos subcuencas. Aunque el orden de su influencia varía ligeramente en cada caso, estos tres parámetros muestran una menor capacidad para afectar significativamente la simulación de caudal en comparación con los demás.

Tabla 5.21 Clasificación de la sensibilidad de los parámetros del modelo HEC-HMS para la cuenca HL 1020 respecto al RSR, BIAS y NSE.

RSR			BIAS (%)			NSE		
N.º	Parámetro	e	N.º	Parámetro	e	N.º	Parámetro	e
1	S_s	3,51	1	S_s	10,58	1	S_s	88,71
2	S_t	2,80	2	S_t	6,06	2	S_t	56,21
3	I_{max}	1,14	3	I_{max}	4,49	3	I_{max}	22,52
4	S_f	0,57	4	GW_c	3,55	4	S_f	10,34
5	GW_c	0,28	5	GW_p	3,51	5	GW_c	5,21
6	GW_p	0,14	6	GW_s	3,03	6	GW_p	2,49
7	GW_s	0,11	7	S_f	2,36	7	GW_s	1,98
8	C_p	0,02	8	Imp	0,29	8	C_p	0,30
9	S_p	0,01	9	C_p	0,13	9	S_p	0,25
10	Imp	0,01	10	S_p	0,03	10	Imp	0,22

En líneas generales, los estadísticos evaluados arrojan un patrón coherente en los resultados, especialmente en relación con los tres primeros parámetros, los cuales mantienen el mismo orden de sensibilidad en ambas cuencas. En particular, para la cuenca HL 1020, el estadístico que refleja de manera más marcada la sensibilidad de los diez parámetros es el NSE, con valores que oscilan entre 0,22 y 88,71. Mientras tanto, el RSR varía de 0,01 a 3,51 y el BIAS de 0,03 a 10,58 en esta misma cuenca.

Por otra parte, para la cuenca HL 1045, el estadístico que hace más evidente la sensibilidad resulta ser el BIAS, con valores que fluctúan entre 0,21 y 64,32. En contraste, el RSR abarca desde 0,01 hasta 2,26, y el NSE se encuentra en el rango de 0,10 a 48,63.

Tabla 5.22 Clasificación de la sensibilidad de los parámetros del modelo HEC-HMS para la cuenca HL 1045 respecto al RSR, BIAS y NSE.

RSR			BIAS (%)			NSE		
N.º	Parámetro	e	N.º	Parámetro	e	N.º	Parámetro	e
1	S_s	2,26	1	S_s	64,32	1	S_s	48,63
2	S_t	1,77	2	S_t	36,29	2	S_t	30,55
3	I_{max}	0,87	3	I_{max}	23,69	3	I_{max}	14,77
4	Sf	0,37	4	GW_s	19,50	4	Sf	5,73
5	GW_c	0,08	5	GW_c	18,52	5	GW_c	1,26
6	GW_s	0,08	6	GW_p	17,84	6	GW_s	1,23
7	GW_p	0,06	7	Sf	11,57	7	GW_p	0,99
8	S_p	0,01	8	Imp	1,32	8	S_p	0,15
9	Imp	0,01	9	Cp	0,67	9	Imp	0,13
10	Cp	0,01	10	S_p	0,21	10	Cp	0,10

5.5.4 Calibración

Se realizó la calibración manual de los diez parámetros empleados en el análisis de sensibilidad. Cada parámetro fue calibrado de manera individual para todo el periodo de estudio, siguiendo la misma metodología aplicada en los modelos previamente descritos. Se ajustó cuidadosamente los parámetros con el objetivo de lograr una mayor concordancia entre el caudal simulado y observado, buscando así una representación más precisa y acertada del comportamiento hidrológico en el área de estudio.

Los valores de los parámetros obtenidos después de la calibración tanto para la cuenca HL 1020 como para HL 1045 se presentan en la Tabla 5.23. En la misma, se observa una diferencia en el almacenamiento de agua en el suelo y la capacidad que tiene el mismo en la retención del agua en cada cuenca. En relación al S_s la cuenca HL 1020 tiene una capacidad de almacenamiento un 5% mayor que la cuenca HL 1045, por el contrario, al analizar el S_t muestra una proporción inversa, ya que el suelo en la primera retiene alrededor de 14 mm menos de agua que el suelo de la última. Estas disparidades concuerdan con las propiedades de suelo en cada caso, ya que la textura predominante en la cuenca HL 1020 es franco arenoso, mientras que en la cuenca HL 1045 es franco limoso, clasificadas como textura moderadamente gruesa y mediana, respectivamente, según la *Soil Science Division Staff* (2017).

Asimismo, en ambas cuencas se estableció un valor bajo de Cp (2 mm), lo que indica que la vegetación tiene una capacidad limitada para el almacenamiento de agua en el dosel,

ya que son principalmente pasturas. Respecto la Imp , en ambos casos se consideró menor al 1%, lo cual es un valor razonable dado que se trata de cuencas de uso agrícola. La S_p se fijó en un rango que generalmente se considera moderada o intermedia, variando solo 0,27 mm/h entre las cuencas.

Tabla 5.23 Parámetros calibrados del modelo HEC-HMS de la cuenca del río Salado hasta las estaciones HL 1020 y HL 1045.

Parámetro	HL 1020	HL 1045
C_p (mm)	2	2
S_f (mm)	16,8	18,4
I_{max} (mm/h)	5,10	4,86
Imp (%)	0,30	0,17
S_s (mm)	450	436
S_t (mm)	250	264
S_p (mm/h)	1,40	1,67
GW_s (mm)	800	800
GW_p (mm/h)	0,62	0,42
GW_c (h)	2086	1488

La Figura 5.12 muestra los hidrogramas de caudal diario observado y simulado en la cuenca HL 1020. Según los criterios de evaluación del modelo se obtuvo un buen acuerdo entre el caudal observado y el simulado ya que el R resultó 0,90 y el RMSE de 33 m³/s. Además, otros estadísticos, como el NSE, RSR y BIAS, también reflejan un buen ajuste después de la calibración, con valores de 0,75, 0,50 y 18%, respectivamente. De acuerdo con Moriasi et al. (2007), los dos primeros estadísticos califican la modelación lograda como "buena", mientras que el estadístico BIAS la clasifica como "aceptable". Asimismo, al evaluar el balance hidrológico acumulado, se observa que el modelo tiende a sobrestimar el escurrimiento total, con un exceso del 18% respecto al volumen observado. Estos resultados exponen un buen desempeño en la simulación para esta cuenca.

En relación a la creciente más significativa ocurrida en 1993, el modelo logra capturar su magnitud, aunque presenta un ligero adelanto en el tiempo del pico. Sin embargo, en las crecientes de menor magnitud, se observa baja precisión al reproducir los picos. Además, la pendiente de la rama descendente de los hidrogramas simulados es menos pronunciada que la observada.

A continuación, se presentan los resultados de la simulación para la cuenca HL 1045 (Figura 5.13). La comparación de los hidrogramas fue analizada utilizando los mismos criterios de rendimiento aplicados en la cuenca HL 1020. Los resultados son satisfactorios, ya que muestran un buen ajuste entre los caudales, con un valor de R igual a 0,88 y RMSE

de 121 m³/s. Al igual que en la cuenca HL 1020, tanto el NSE como el RSR entran en la categoría de "buena", mientras que el BIAS se clasifica como "aceptable". No obstante, es importante destacar que se observa una tendencia general de sobrestimación en los caudales observados, con una discrepancia del 17%.

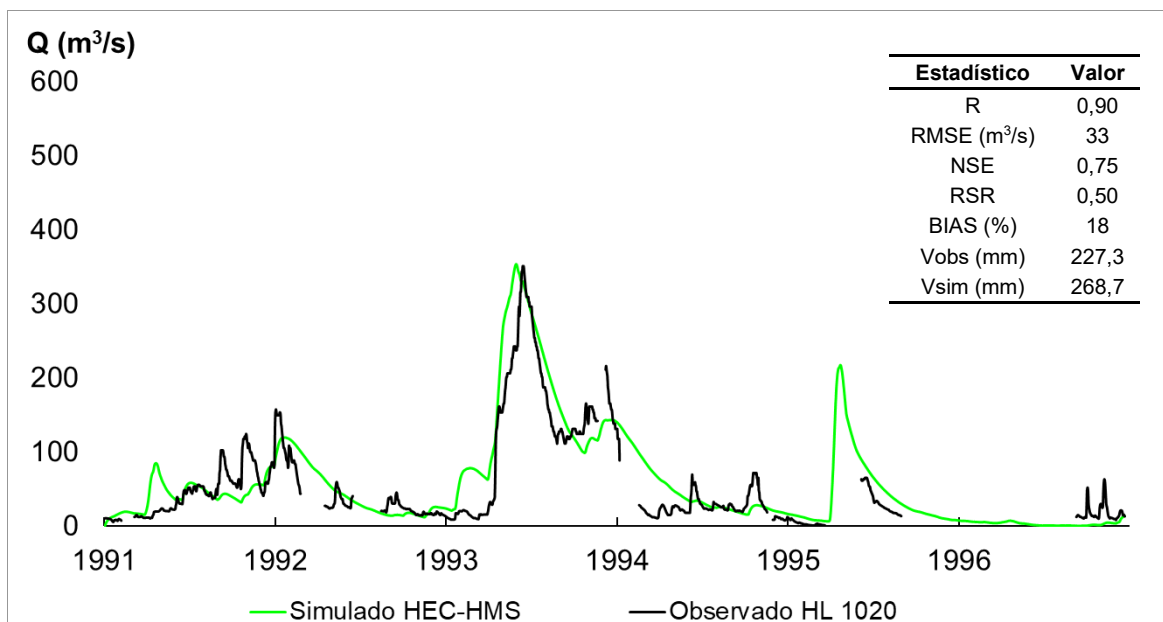


Figura 5.12 Caudales simulados y observados en la estación HL 1020. Período: 1 de enero 1991 al 31 de diciembre 1996.

En términos de magnitudes, tiempo al pico y pendientes de la rama descendente de los hidrogramas, se observa un comportamiento similar en algunas características al ocurrido en la cuenca HL 1020.

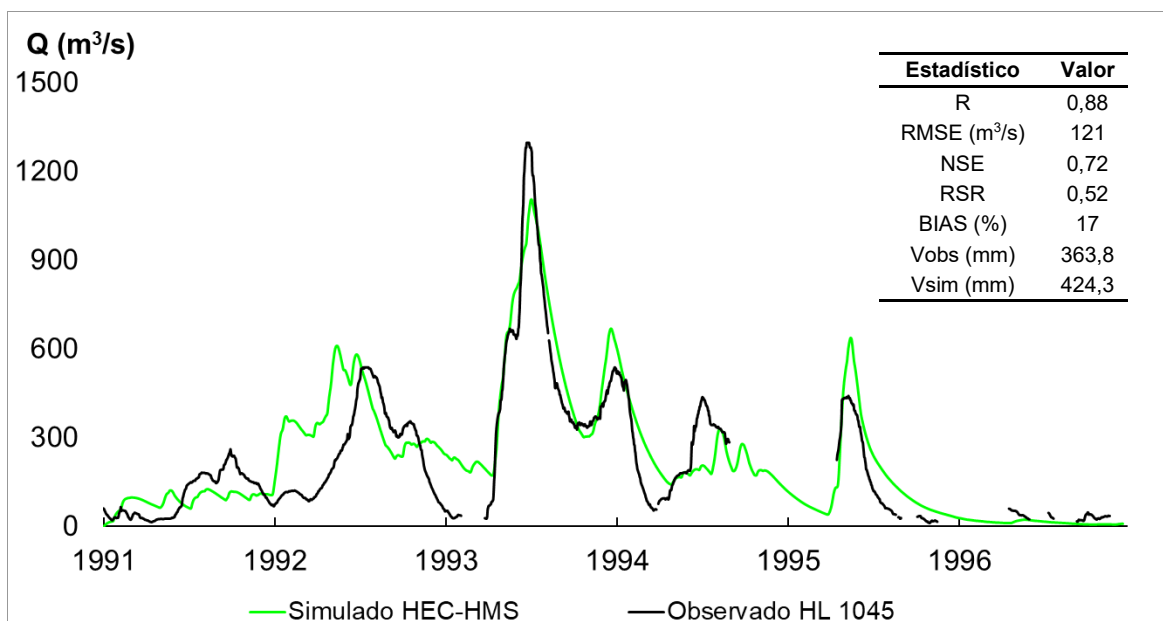


Figura 5.13 Caudales simulados y observados en la estación HL 1045. Período: 1 de enero 1991 al 31 de diciembre 1996.

Existe una sobrestimación de los caudales mínimos y una mayor pendiente observada en comparación con la simulada. No obstante, al evaluar la creciente más importante del periodo calibrado en esta cuenca, se destacan ciertas diferencias con respecto a la cuenca aguas arriba, ya que en este caso muestra una adecuada representación de tiempo del pico, pero la magnitud del mismo está subestimada. En general, estas características de la simulación, resaltan la necesidad de realizar ajustes adicionales para mejorar la precisión en la representación de crecientes de menor magnitud tanto para la cuenca HL 1020 como para HL 1045.

5.6 Conclusiones del capítulo

Este capítulo se ha enfocado a la modelación hidrológica en la cuenca del río Salado, empleando tres modelos hidrológicos con estructuras distintas: HydroBID, HBV y HEC-HMS. Estos modelos, seleccionados por su adaptabilidad y ventajas en la simulación de procesos hidrológicos, han sido calibrados y evaluados con éxito para las cuencas HL 1020 y HL 1045. A través de calibraciones diarias de los modelos, se logró un buen ajuste entre los caudales simulados y observados. Los estadísticos usados para evaluar el desempeño de los modelos, incluyendo R, RMSE, NSE, RSR y BIAS, respaldan la calidad general de las simulaciones.

El modelo HydroBID, debido a su alta resolución espacial, ha demostrado su capacidad para capturar con precisión los caudales observados en ambas cuencas analizadas. Destacando como el modelo más exitoso, logró obtener valores catalogados como "muy buenos" en todas las métricas evaluadas. Sin embargo, para obtener este ajuste, durante la calibración de los parámetros fue necesario reducir el valor real del número de curva en un 50%. Este ajuste está relacionado con las características propias de las cuencas de llanura, donde se da un fenómeno de llenado y encadenamiento de áreas bajas, en la que el agua ocupa de manera discontinua extensas superficies y como consecuencia se genera un retardo en el escurrimiento superficial. El modelo no representa correctamente esta compleja dinámica sin subestimar el valor de este parámetro.

Por su parte, el modelo HBV se ha destacado por su enfoque conceptual y eficiencia computacional. En comparación con los otros dos modelos usados, se posiciona en el segundo lugar en términos de los resultados estadísticos de la simulación para la cuenca HL 1020, y en el tercer lugar para la cuenca HL 1045. El parámetro más influyente se relaciona con el balance de humedad en el suelo, específicamente en lo que respecta a la evapotranspiración real.

En este contexto, el modelo HEC-HMS usado en combinación con el método del SMA, también ha mostrado ser efectivo en la representación de los procesos hidrológicos que ocurren en la cuenca. Es relevante destacar que este modelo es el único entre los implementados que considera los procesos de almacenamiento en el dosel de la vegetación y la retención superficial. En cuanto a los resultados estadísticos, se ubicó en el tercer lugar para la cuenca HL 1020 y en el segundo para la cuenca HL 1045. Un aspecto sobresaliente de la calibración del modelo fue identificar que los parámetros más sensibles están asociados al almacenamiento de agua en el suelo.

Los tres modelos hidrológicos mostraron una representación más precisa en las crecientes de mayor magnitud, en comparación con las crecientes de menor tamaño, en ambas cuencas. Sin embargo, se constató que todos los modelos poseen un potencial valioso para la estimación de pronósticos hidrológicos en cuencas de llanura.

CAPÍTULO 6. VALIDACIÓN DE TÉCNICAS DE ENSAMBLE CON UN ENFOQUE DE MULTIPLES MODELOS Y MULTIPLES SATÉLITES PARA LA PREDICCIÓN DE CAUDALES

6.1 Introducción

La utilización de modelos numéricos para la predicción es una actividad vital en varios sectores, teniendo repercusiones importantes en aspectos económicos, sociales y ambientales. En el contexto de los sistemas hidrológicos, la predicción del caudal desempeña un papel fundamental en la gestión eficiente del agua, la planificación de recursos y la reducción de riesgos vinculados a eventos extremos como inundaciones y sequías (Cho & Kim, 2022). Este panorama ha impulsado avances significativos en la modelación hidrológica, que van desde la etapa basada en la experiencia hasta el desarrollo de modelos empíricos, conceptuales o de base física (Wang et., al 2021).

A pesar de los continuos esfuerzos y la diversidad de modelos propuestos en hidrología, sigue siendo un desafío alcanzar una representación precisa de los procesos hidrológicos de una cuenca. Esto se debe a que un modelo es una simplificación conceptual de un sistema complejo, generalmente de naturaleza caótica, que con frecuencia exhibe un comportamiento variable en el tiempo y el espacio (Viney et al., 2009). Es ampliamente aceptado que ningún modelo puede capturar de manera perfecta los sistemas naturales, debido a las limitaciones intrínsecas en su estructura y formulación (Ajami et al., 2007; Sheikh & Coulibaly, 2024).

A menudo es difícil cuantificar la incertidumbre en los datos de entrada, la estructura y la parametrización del modelo. La suma de esas incertidumbres genera errores considerables en los resultados de las predicciones (Viney et al., 2009). Esto impulsó el desarrollo de técnicas más precisas, como el ensamble de modelos. Bates y Granger (1969) fueron pioneros en esta técnica, argumentando que, al buscar el mejor pronóstico, normalmente se acepta uno y se descartan otros, los cuales suelen contener información independiente útil. Al combinar los pronósticos, concluyeron que el error cuadrático medio del conjunto fusionado era menor que el de los pronósticos individuales.

El concepto de combinación de pronóstico se ha aplicado en diversas áreas incluyendo la economía, finanzas, ciencias ambientales, medicina, ingeniería, ciencias de la computación y agricultura, entre otras. Sin embargo, su uso más frecuente y avanzado se encuentra en la meteorología debido a la necesidad crítica de precisión y la naturaleza

inherentemente incierta del clima. Uno de los primeros artículos en el contexto de la predicción meteorológica fue realizado por Thompson (1977), quien demostró que es posible reducir la varianza del error en aproximadamente un 20% mediante la combinación óptima de dos predicciones independientes. En hidrología, esta técnica se aplicó por primera vez unos años después por Cavadias y Morin (1986), quienes evaluaron el desempeño de las descargas simuladas de modelos hidrológicos. Los resultados de su estudio mostraron que la combinación mejora el rendimiento en el 80% de los casos.

Recientemente, se encuentran múltiples predicciones de modelos meteorológicos e hidrológicos. En la revisión de métodos y enfoques realizada por Troin et al. (2021) sobre los últimos 40 años, se menciona que la combinación de múltiples modelos puede llevarse a cabo de varias maneras: fusionando pronósticos de caudales individuales de múltiples modelos hidrológicos (Viney et al., 2009; Arsenault et al., 2015; Demirel et al., 2015; Jiang et al., 2018; Wang et al., 2021), combinando múltiples conjuntos de pronósticos meteorológicos (Jiang et al., 2012, 2014; Zhu et al., 2019), o integrando ambos enfoques (Roy et al., 2017a; Valdés-Pineda et al., 2021; Xiang et al., 2024). Este último método, denominado en este trabajo como múltiples modelos y múltiples satélites (MM-MS), tiene la ventaja de incorporar la incertidumbre tanto de los forzantes meteorológicos como de la estructura del modelo hidrológico.

En relación a los avances en las técnicas de fusión de pronósticos hidrológicos, Sheikh y Coulibaly (2024) identificaron diversas metodologías. En su estudio, especifican que las técnicas lineales incluyen métodos no ponderados, ponderados y de regresión, mientras que las técnicas no lineales abarcan redes neuronales, sistemas basados en teorías difusas y métodos de algoritmos genéticos. Métodos como el promedio de pesos iguales, se incluyen en la categoría lineal, y puede ser no ponderado o igualmente ponderado.

En este capítulo se aplicará el enfoque de MM-MS con el objetivo de obtener un mejor pronóstico de caudal en la cuenca del río Salado. Como referencia, se utilizó el trabajo de Roy et al. (2017a), quienes desarrollaron una plataforma probabilística de pronóstico de caudales en tiempo real en la cuenca del río Mara, en África. Aplicaron tres técnicas de fusión: el peso uniforme, el promedio ponderado inverso y el modelo bayesiano. Aunque todas las técnicas produjeron resultados similares, concluyeron que el promedio ponderado inverso fue ligeramente superior en la mayoría de los casos.

6.2 Metodología

En este capítulo, se implementa la combinación de los tres Producto de Precipitación Satelital (PPS) corregidos y validados, cuyo proceso se detalló en el capítulo 4, junto con los tres modelos hidrológicos calibrados explicados en el capítulo 5. Esta integración permite la generación de nueve pronósticos de caudales para la cuenca del río Salado. Para llevar a cabo esta combinación de modelos hidrológicos, se usaron las dos cuencas previamente seleccionadas, específicamente las estaciones HL 1020 y HL 1045, las cuales se calibraron para el período 1991-1996. Dado que los datos de los PPS están disponibles a partir del año 2001, se debe ajustar el período de análisis debido a la falta de coincidencia en las series temporales. En consecuencia, se considera el lapso entre 2001 y 2019 para la implementación del enfoque de múltiples modelos y múltiples satélites (MM-MS).

En la cuenca del río Salado superior, la estación hidrométrica HL 1020 dejó de operar en 2008, pero se reinstaló en el mismo lugar bajo el nombre 4063-RP51, retomando las mediciones en 2015. En contraste, en la cuenca del río Salado inferior, la estación HL 1045 dejó de funcionar en 2003 y no fue reemplazada. Para este capítulo, se utilizaron los datos de la estación más cercana, 4064-RP41, situada aproximadamente a 50 km aguas arriba, para continuar la serie de caudales. Es importante señalar que, a pesar de la distancia entre ambas estaciones, las áreas de drenaje solo difieren en un 7%.

Se asume que las condiciones hidrológicas del sistema no han cambiado significativamente desde el período de calibración (1991-1996) y los períodos de validación (2001-2007 y 2015-2019). Esta hipótesis se basa en que el uso del suelo es prácticamente el mismo y que las obras de drenaje en la cuenca, dada su magnitud, no han modificado sustancialmente el patrón del escurrimiento superficial. En síntesis, los caudales utilizados para la validación se dividen en dos tramos: para el Salado superior, se consideran los períodos 2001-2007 (HL 1020) y 2015-2019 (4063-RP51); y para el Salado inferior, los períodos 2001-2003 (HL 1045) y 2015-2019 (4064-RP41).

Para llevar a cabo el ensamble de las series de caudales o pronósticos por conjunto, se utilizan dos técnicas de promediado de modelos distintas: el promedio de pesos iguales y el promedio de la varianza inversa. Estas técnicas asignan pesos a cada pronóstico, ya sea iguales o diferentes, basándose en criterios específicos. A continuación, se presenta una breve revisión de ambos métodos:

Promedio de Pesos Iguales (PPI)

El PPI es un método directo y ampliamente utilizado para fusionar pronósticos, documentado en numerosos estudios (Devineni et al., 2008; Viney et al., 2009; Diks & Vrugt, 2010; Roy et al., 2017a, Wang et al., 2021). Sin embargo, su definición y aplicación puede variar en diferentes investigaciones (Sheikh & Coulibaly, 2024). Estas variaciones incluyen métodos como la media aritmética simple, la media ponderada igual y el peso medio uniforme, entre otras. En el caso del PPI, se asignan pesos iguales a los nueve pronósticos resultantes de las combinaciones Modelo- PPS, lo que refleja el enfoque teórico de la media ponderada. Su ecuación se expresa como:

$$\bar{P} = \frac{\sum_{j=1}^m \alpha_j \times P_j}{\sum_{j=1}^m \alpha_j}; \quad \alpha_1 = \alpha_2 = \dots = \alpha_m = \frac{1}{m} \quad \text{Ec. 6.1}$$

Dónde: \bar{P} es el promedio ponderado de los pronósticos, m es el número total de pronósticos, α_j representa los pesos de cada una de los pronósticos y P_j representa los pronósticos individuales.

Promedio de la Varianza Inversa (PVI):

Se trata de una opción ampliamente reconocida, propuesta por Bates y Granger (1969), donde las ponderaciones de los pronósticos se determinan a partir de la varianza inversa de los errores correspondientes. Como se describe en la investigación de Roy et al. (2017a), todas estas ponderaciones se normalizan para sumar uno. Por lo tanto, las distribuciones con mayor dispersión reciben ponderaciones más bajas, y viceversa. El PVI se determina por la siguiente ecuación:

$$\bar{P} = \frac{\sum_{j=1}^m \alpha_j \times P_j}{\sum_{j=1}^m \alpha_j}; \quad \alpha_j = \frac{1}{\sigma_j^2} \quad \text{Ec 6.2}$$

Dónde: σ_j es la desviación estándar para cada pronóstico.

La evaluación de la incertidumbre en los pronósticos se realiza mediante cuatro métricas principales, como se muestra en la Tabla 6.1. El error cuadrático medio normalizado (NMSE) se calcula al dividir el error cuadrático medio (MSE) entre la varianza de las observaciones, lo que permite evaluar la precisión del modelo en relación con la variabilidad de los datos. Por otro lado, el error de sesgo normalizado (NBE) y el error de varianza normalizado (NVE) representan el error residual en el sesgo y la varianza de las predicciones, respectivamente. Estos indicadores proporcionan información sobre la consistencia y el sesgo de los resultados. Por último, el coeficiente de correlación (R) se

utiliza para medir la relación lineal entre las estimaciones del modelo y los datos observados. En consecuencia, valores cercanos a cero de NMSE, NBE y NVE sugieren un rendimiento superior del pronóstico en relación con la precisión, sesgo y variabilidad, mientras que valores de R cercanos a +1 o -1 indican una fuerte asociación entre las estimaciones del modelo y los datos observados.

Tabla 6.1 Métricas de evaluación de los pronósticos: m : tamaño de la muestra; S_n : estimaciones de caudal; O_n : observaciones de caudal; \bar{S} : media aritmética de las estimaciones de caudal; \bar{O} : media aritmética de las observaciones de caudal

Métrica estadística	Ecuación	Valor ideal
Coefficiente de correlación de Pearson	$R = \frac{\sum_{k=1}^m (S_n - \bar{S})(O_n - \bar{O})}{\sqrt{\sum_{k=1}^m (S_n - \bar{S})^2} \sqrt{\sum_{k=1}^m (O_n - \bar{O})^2}}$	1
Error cuadrático medio normalizado	$NMSE = \frac{\frac{1}{m} \sum_{k=1}^m (S_n - O_n)^2}{Var(O_n)}$	0
Sesgo estadístico normalizado	$NBIAS = \frac{\sum_{k=1}^m (S_n - O_n)}{\sum_{k=1}^m O_n}$	0
Error de varianza normalizado	$NVE = \frac{Var(S_n) - Var(O_n)}{Var(O_n)}$	0

6.3 Resultados

6.3.1 Implementación de modelos hidrológicos usando PPS

Para implementar el enfoque de MM-MS, primero, se combinan los componentes meteorológicos e hidrológicos para construir un conjunto de pronóstico de caudales que tengan en cuenta la incertidumbre meteorológica e hidrológica. Las Figuras 6.1 y 6.2 presentan las combinaciones de los modelos HBV, HydroBID y HEC-HMS con los PPS IMERG, TMPA y CMORPH, generando un total de nueve pronósticos de caudal, calibrados para las cuencas HL 1020 y HL 1045, respectivamente. Los resultados muestran que las combinaciones de modelos y PPS presentan una dispersión considerable en comparación con las observaciones (línea azul punteada). Esta variabilidad en los pronósticos es una característica deseable y un requisito previo para aplicar técnicas de ensamble de modelos. Según Winter y Nychka (2010), el promedio solo será más preciso que el mejor modelo si

los modelos individuales generan pronósticos muy diferentes; si los pronósticos individuales son similares, el promedio no alcanzará la precisión del mejor modelo.

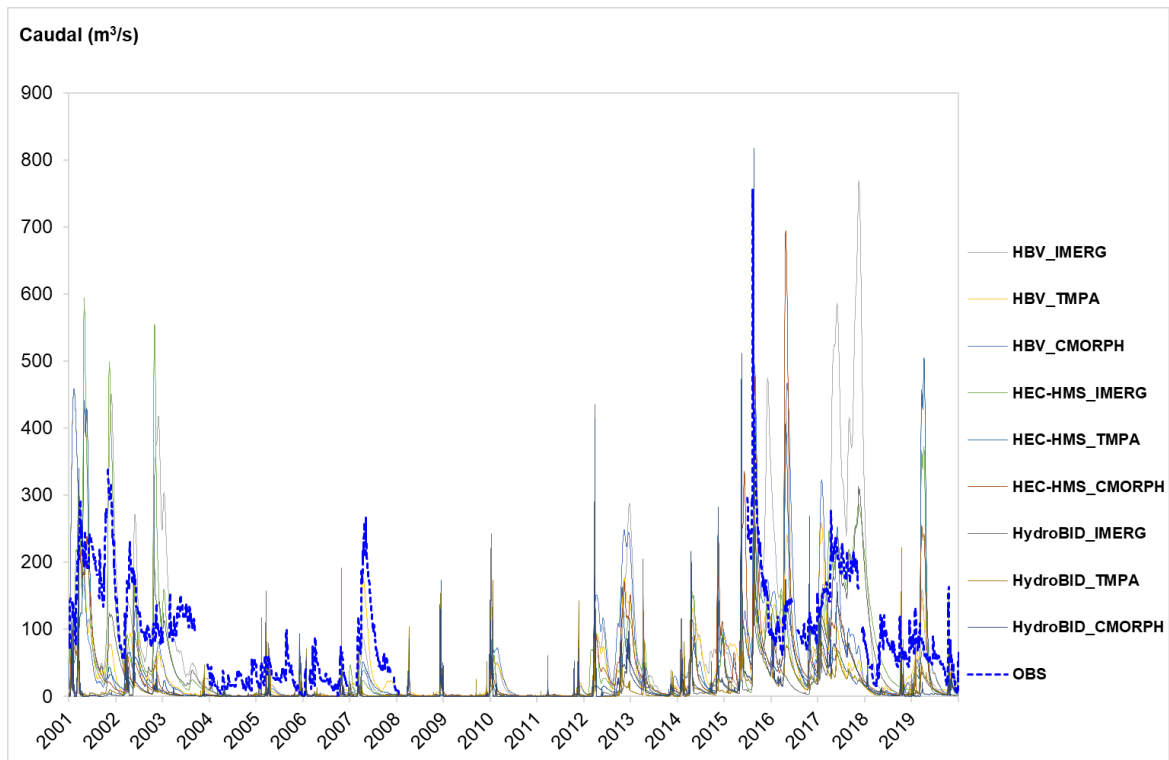


Figura 6.1 Conjunto de pronósticos de caudal para la estación HL 1020

El análisis de los estadísticos descriptivos revela una notable variabilidad en el rendimiento de las nueve combinaciones de modelos hidrológicos y PPS en las dos cuencas analizadas (Tabla 6.2 y Tabla 6.3). En referencia al R, en cuenca alta oscila entre 0,40 y 0,58, mientras que en cuenca baja varía de 0,16 a 0,56; destacando la combinación HBV-IMERG con las correlaciones más altas en ambos casos. Por otro lado, las correlaciones más bajas se observan en las combinaciones HEC-HMS - TMPA e HydroBID - TMPA para cada cuenca. Respecto al NMSE, indicador del rendimiento para un modelo predictivo, la combinación HBV-TMPA muestra la mayor precisión en ambas cuencas, ofreciendo la mejor estimación de la capacidad del modelo para predecir los caudales.

En relación al BIAS, todas las combinaciones subestiman los caudales observados en la cuenca alta, mientras que en la cuenca baja sólo la combinación HBV-IMERG sobrestima los datos, mostrando un sesgo negativo el resto de las combinaciones. Por último, el NVE presenta una amplia dispersión entre las nueve combinaciones, oscilando aproximadamente entre -0,90 y 2; destacando que las combinaciones HEC HMS-TMPA e HydroBID-TMPA muestran la menor variabilidad en HL 1020 y HL 1045 respectivamente.

En general, la combinación HBV-TMPA se destaca como la mejor en cuenca alta, mientras que en cuenca baja resulta ser HBV-CMORPH. En ambos casos, coincide que el desempeño del HBV, el cual es un modelo relativamente sencillo, fue superior durante la simulación, siendo el único modelo distribuido seleccionado para esta investigación.

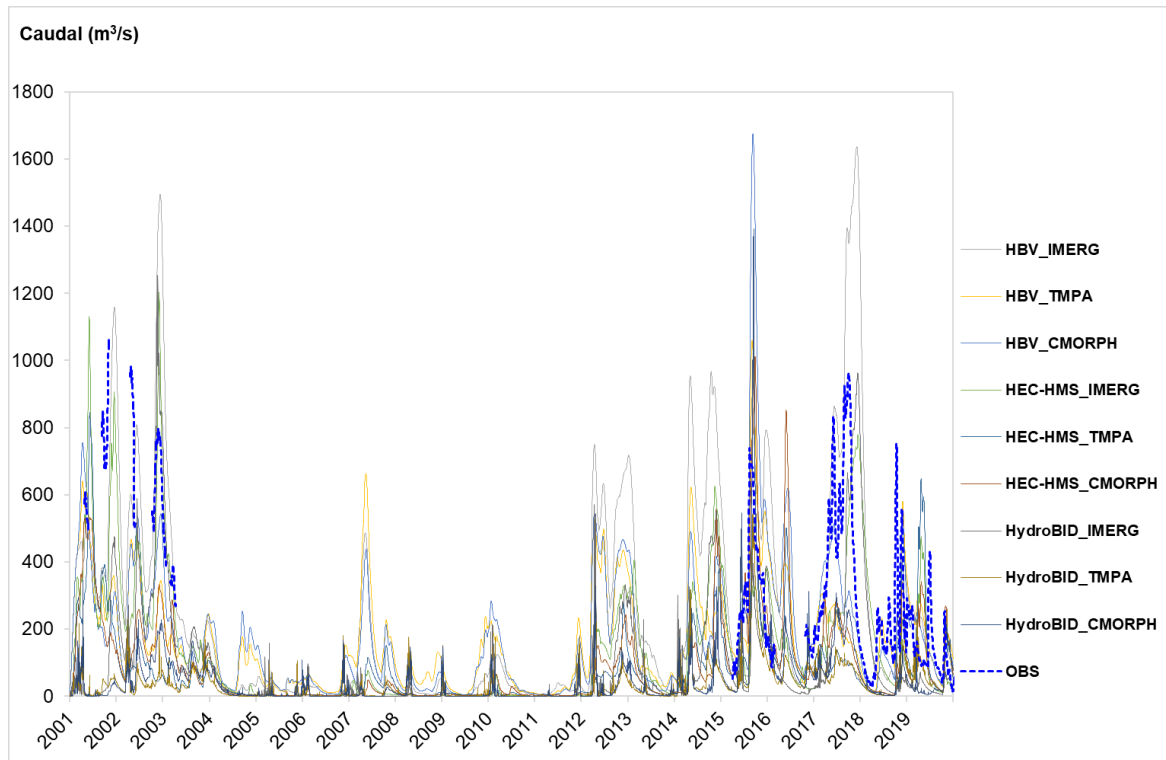


Figura 6.2 Conjunto de pronósticos de caudal para la estación HL 1045

6.3.2 Métodos de ensamble y banda de confianza del pronóstico

En las Figuras 6.3 y 6.4 se presentan las series temporales resultantes del PPI (línea negra) y el PVI (línea roja), junto con los caudales observados (línea azul), en las cuencas de estudio. Se observa una notable similitud entre el PPI y el PVI, ambos se ajustan a las observaciones de caudal diario en especial durante los años 2016 y 2017. Aunque las diferencias entre ellos son mínimas, parece que el PPI se ajusta ligeramente mejor que el PVI a los datos observados, un patrón consistente en ambas cuencas. Además, se incluye el intervalo de confianza del 80% (banda de color gris), que representa el rango del percentil 10 al 90 de los pronósticos derivados de las nueve combinaciones de Modelo-PPS. Se destaca que, en la mayoría de los eventos de crecida, los caudales observados están dentro de esta banda de confianza, lo que indica una buena capacidad de predicción del modelo en relación con las condiciones observadas.

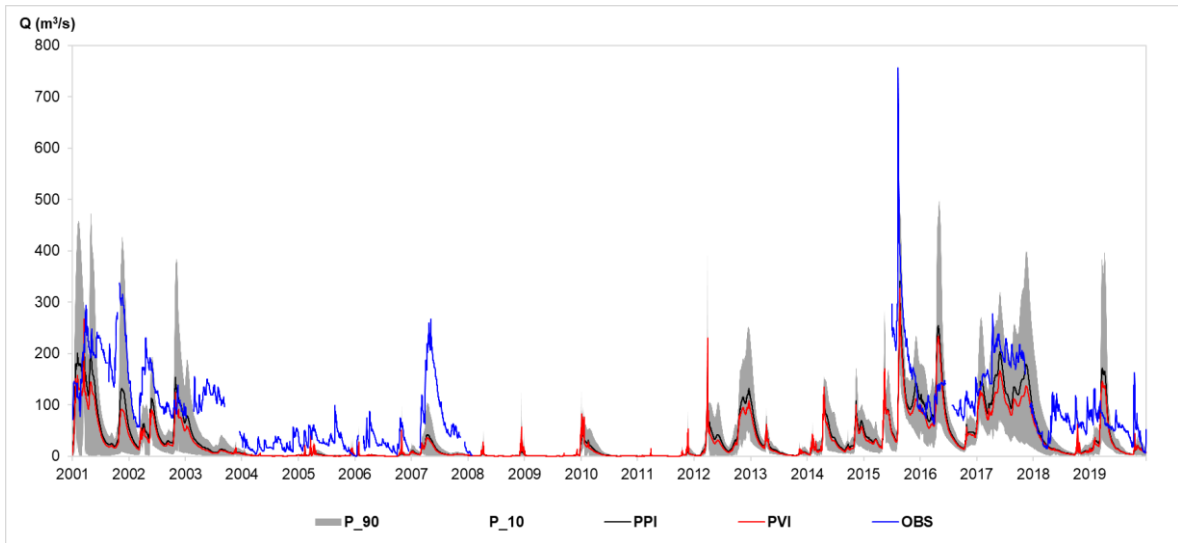


Figura 6.3 Serie de pronósticos finales y banda de confianza para la estación HL 1020.

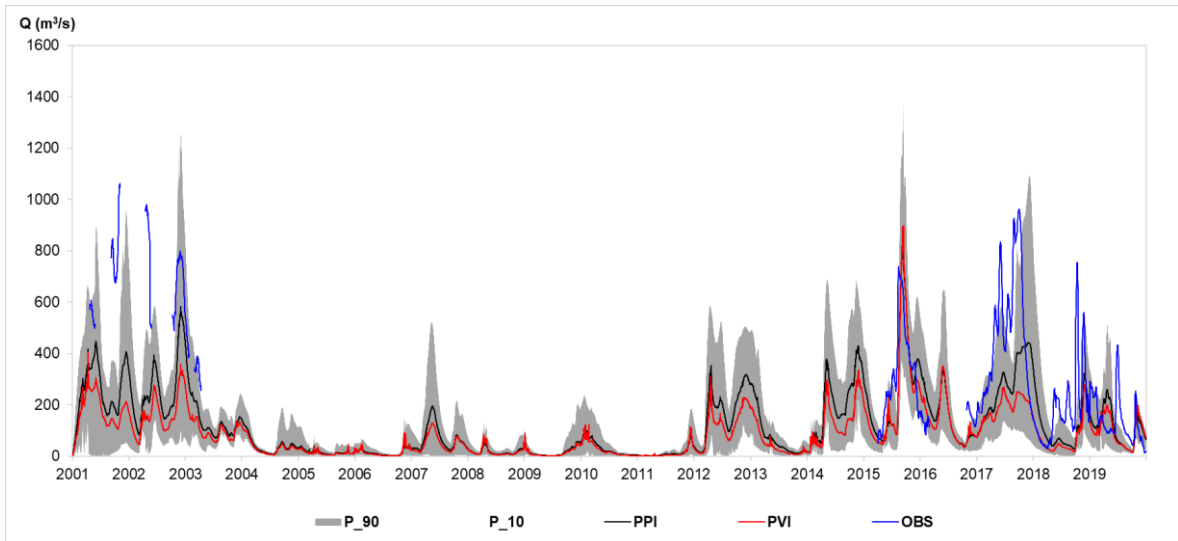


Figura 6.4 Serie de pronósticos finales y banda de confianza para la estación HL 1045.

Los resultados de los estadísticos descriptivos aplicados a las nueve combinaciones Modelo-PPS y los dos métodos de promediado para la estación HL 1020 se presentan en la Tabla 6.2, lo que permite caracterizar la incertidumbre de las simulaciones hidrológicas para esta cuenca. Las combinaciones evaluadas bajo los métodos de ensamble PPI y PVI muestran resultados satisfactorios en cuanto a los estadísticos descriptivos. Ambos

métodos arrojaron un valor de R por encima de 0,60, lo que indica una buena correlación entre las predicciones y las observaciones. Con respecto al NMSE, se observó un escenario similar, en el cual tanto el PPI como el PVI mostraron valores cercanos a 1,00.

Cuando se usa el BIAS como métrica o función objetivo, se observa un comportamiento análogo a las combinaciones Modelo-PPS, donde ambos métodos de ensamble tienen valores negativos del sesgo, lo que refleja una tendencia a subestimar los valores observados, aunque el PPI muestra un sesgo ligeramente menor que el PVI. Finalmente, en términos de NVE, ambos métodos de promediado exhiben valores negativos, lo que señala que estos métodos son conservadores en la estimación de la variabilidad de los datos y no están capturando completamente la dispersión de los mismos. En resumen, si bien ambos métodos de ensamble exhiben un rendimiento similar, el PPI sobresale como la mejor opción de pronóstico para esta estación, incluso superando a las combinaciones individuales de Modelo-PPS.

Tabla 6.2 Evaluación de los pronósticos de caudal para la estación HL 1020 usando nueve combinaciones Modelo-PPS y los métodos de ensamble aplicados.

Modelo-PPS/ Método de Ensamble	R	NMSE	BIAS	NVE
HBV-IMERG	0,58	2,10	-0,04	2,15
HBV-TMPA	0,54	1,25	-0,49	-0,13
HBV-CMORPH	0,55	1,42	-0,43	0,44
HEC HMS-IMERG	0,54	1,40	-0,32	0,59
HEC HMS-TMPA	0,40	1,77	-0,62	-0,05
HEC HMS-CMORPH	0,49	1,61	-0,59	0,07
HydroBID-IMERG	0,45	1,52	-0,64	-0,47
HydroBID-TMPA	0,49	1,95	-0,85	-0,90
HydroBID-CMORPH	0,49	1,80	-0,81	-0,71
PPI	0,67	1,00	-0,53	-0,44
PVI	0,67	1,15	-0,61	-0,62

La Tabla 6.3 presenta en detalle la evaluación de todos los pronósticos generados para la estación HL 1045. En esta cuenca, tanto el PPI como el PVI muestran una correlación moderada, con valores cercanos a 0,50. Al analizar el NMSE, el BIAS y el NVE, se observa que, si bien ambos métodos tienen un rendimiento similar, el PPI exhibe una ligera superioridad en todos los estadísticos evaluados. Es importante destacar que en esta cuenca los dos métodos de ensamble de pronósticos subestiman los caudales, lo cual es

comprensible dado el sesgo negativo presente en las combinaciones de Modelo-PPS utilizadas.

Tabla 6.3 Evaluación de los pronósticos de caudal para la estación HL 1045 usando nueve combinaciones Modelo-PPS y los métodos de ensamble aplicados.

Modelo-PPS/ Método de Ensamble	R	NMSE	BIAS	NVE
HBV-IMERG	0,56	2,13	0,33	1,86
HBV-TMPA	0,39	1,08	-0,28	-0,51
HBV-CMORPH	0,46	1,18	-0,12	0,14
HEC HMS-IMERG	0,41	1,19	-0,28	-0,21
HEC HMS-TMPA	0,19	1,70	-0,60	-0,72
HEC HMS-CMORPH	0,42	1,29	-0,49	-0,59
HydroBID-IMERG	0,34	1,64	-0,45	-0,04
HydroBID-TMPA	0,16	2,04	-0,78	-0,92
HydroBID-CMORPH	0,31	1,76	-0,68	-0,68
PPI	0,56	0,93	-0,38	-0,64
PVI	0,47	1,24	-0,52	-0,75

Como se puede apreciar, las técnicas de promediado de modelos destacan por su rendimiento superior en términos de NMSE en las cuencas estudiadas. Además, en cuanto al R, sobresale particularmente en la cuenca alta y se mantienen entre los valores más cercanos a 1 en la cuenca baja. Aunque el BIAS y el NVE no exhiben valores cercanos a cero en ninguno de los conjuntos analizados, se mantienen dentro de los rangos aceptables tanto en la cuenca HL 1020 como en HL 1045. En resumen, los resultados indican que los métodos de ensamble pueden mejorar las estadísticas de error de previsión de caudales, y se considera que el método de ensamble PPI es el más adecuado para este estudio, ya que muestra un mejor desempeño en relación al NMSE y al R. Con el uso del PPI, el NMSE se reduce en promedio un 40% en ambas estaciones, mientras que el coeficiente R mejora en un 33% para la estación HL 1020 y en un 56% para la estación HL 1045.

6.4 Conclusiones del capítulo

La implementación del enfoque de MM-MS, mediante la combinación de diversos modelos de pronóstico de caudales, ha demostrado una mejora en comparación con el rendimiento de los modelos individuales. Esta estrategia de combinar pronósticos de caudales de múltiples modelos hidrológicos con diferentes PPS emerge como una alternativa efectiva

para potenciar la predictibilidad general de los caudales. Sin embargo, es esencial considerar que la técnica de promediado solo superará a la mejor combinación modelo-PPS si los pronósticos individuales de la colección muestran diferencias entre sí. Cuando los pronósticos individuales tienden a coincidir en gran medida, la técnica de ensamble no resultará tan eficaz como la mejor combinación disponible.

En cuanto a los conjuntos de datos específicos considerados, se constató que tanto el método de ensamble uniforme basado en pesos iguales como el método de pesos variables muestran un desempeño similar y satisfactorio. La validez de ambos métodos se verificó a través de medidas de rendimiento como R, NMSE, BIAS y NVE, ampliamente reconocidas en la evaluación de la precisión de las predicciones puntuales.

A pesar de la diversidad de métodos de ensamble disponibles, con distintos niveles de complejidad, los resultados sugieren que, en muchos casos, incluso las técnicas más simples como PPI y PVI, pueden mejorar el rendimiento de los pronósticos en comparación con los modelos individuales, lo cual coincide con los resultados de investigaciones previas como las realizadas por Bates y Granger (1969), Diks y Vrugt (2010) y Roy et al. (2017a). No obstante, para un análisis más exhaustivo de la incertidumbre, es factible recurrir a técnicas de ensamble de modelos más complejas.

CAPÍTULO 7. CONSIDERACIONES FINALES

Las llanuras de Argentina, particularmente la región Pampeana, tienen una gran preponderancia socioeconómica debido a su vasta extensión y la calidad de sus tierras. Estas características las convierten en una de las principales regiones del mundo para la producción de trigo, maíz y soja, además de ser un centro importante para la cría de ganado vacuno. Esta región no solo abastece al mercado interno, sino que también es importante para las exportaciones agrícolas del país, contribuyendo significativamente a la economía nacional. La gran presión productiva sobre estas tierras se debe a la alta demanda de productos agrícolas y ganaderos, lo que intensifica el uso del suelo y los recursos hídricos. Sin embargo, esta presión productiva no viene sin desafíos. La región es propensa a eventos extremos como inundaciones y sequías, que pueden tener efectos devastadores en la producción agrícola y ganadera y, por ende, en la economía del país.

En la Introducción de este documento, se destaca que la falta de sistemas efectivos de alerta y monitoreo de crecidas aumenta la vulnerabilidad de la región, ya que limita la capacidad de respuesta ante eventos hidrometeorológicos extremos. En el marco teórico de este estudio, se definió el enfoque de ensamble de modelos, aceptando el desafío de probar que los ensambles proporcionan una visión más robusta y equilibrada de las posibles condiciones futuras de la cuenca del río Salado.

En primer lugar, se describió el comportamiento espacial y temporal de la precipitación en la cuenca estudiada y se realizó la validación y corrección de las estimaciones de precipitación satelital. Se logró una evaluación exhaustiva de la confiabilidad de tres productos de precipitación satelital (IMERG, TMPA y CMORPH) en su versión en tiempo casi real, utilizando datos de estaciones pluviométricas en superficie. La aplicación de estadísticos categóricos y descriptivos permitió identificar que estos productos tienden a sobreestimar la precipitación diaria. IMERG demostró una mejor capacidad de detección, aunque con más falsas alarmas y sesgo, mientras que CMORPH mostró una mejor fracción de eventos correctamente estimados y un sesgo menor para altas intensidades de precipitación. TMPA resultó ser el menos adecuado. La evaluación de la distribución espacial de la precipitación mensual reveló una variabilidad significativa en la confiabilidad de los productos dentro de la región. La incorporación del método de remoción del sesgo *Quantile Mapping* mejoró significativamente la precisión de los productos de precipitación satelital, con incrementos en la correlación mensual y diaria. Tras la corrección, CMORPH mostró el mejor desempeño en la mayoría de los trimestres, salvo julio/agosto/septiembre, donde IMERG fue superior. En general, la corrección del sesgo mejoró la calidad de los

tres productos, destacando su potencial para aplicaciones hidrometeorológicas y resaltando la importancia de validar y ajustar estos productos con datos de superficie.

A continuación se realizó la modelación hidrológica en la cuenca del río Salado mediante la aplicación y calibración exitosa de tres modelos hidrológicos: HydroBID, HBV y HEC-HMS. Cada modelo demostró su capacidad para simular caudales con precisión, como lo indican las métricas estadísticas R, RMSE, NSE, RSR y BIAS. El modelo HydroBID, con su alta resolución espacial, destacó por su desempeño en la representación de los caudales, logrando métricas catalogadas como "muy buenas". Aunque requirió un ajuste significativo del número de curva para reflejar las características específicas de la cuenca de llanura estudiada. El modelo HBV se distinguió por su enfoque conceptual y eficiencia computacional, proporcionando buenos resultados, principalmente en la cuenca del Salado Superior. Por su parte, HEC-HMS, utilizando el método del SMA, destacó por considerar procesos como el almacenamiento en el dosel de la vegetación y la retención superficial, mostrando un buen ajuste en el caudal simulado, especialmente en la cuenca de Salado inferior. En conjunto, los tres modelos mostraron una buena representación de las crecientes de mayor magnitud y evidenciaron potencial para la estimación de pronósticos hidrológicos en cuencas de llanura.

Finalmente se ha demostrado la eficacia del enfoque de múltiples modelos y múltiples satélites en la mejora de la predictibilidad de caudales al combinar diversos modelos hidrológicos con diferentes productos de precipitación satelital. Esta estrategia mostró un rendimiento superior en comparación con los modelos individuales, validada por métricas de desempeño como R, NMSE, BIAS y NVE. Se constató que tanto las técnicas de ensamble que asignan pesos iguales como las de pesos variables ofrecen un desempeño similar y satisfactorio, indicando que estas pueden mejorar notablemente las predicciones. Estos hallazgos coinciden con estudios previos realizados en zonas con distintas características y subrayan que, aunque existen técnicas de ensamble más complejas que pueden ofrecer análisis más exhaustivos de la incertidumbre, las metodologías más sencillas ya proporcionan mejoras significativas en el rendimiento de los pronósticos. Estos resultados evidencian el potencial de metodología aplicada para optimizar los pronósticos hidrológicos, proporcionando una herramienta valiosa y adaptable para la gestión y la planificación de recursos hídricos en la región Pampeana.

El método empleado en este estudio para desarrollar un sistema de monitoreo y alerta hidrometeorológico en la región Pampeana ofrece una perspectiva prometedora para el pronóstico de inundaciones en cuencas de llanura, donde la complejidad de los procesos hidrológicos representa un desafío. La combinación de diversos modelos hidrológicos con

productos de precipitación satelital proporciona una aproximación integral que aborda la incertidumbre inherente tanto a las forzantes meteorológicas como hidrológicas. La validación y corrección de las estimaciones de precipitación, junto con la aplicación de técnicas de ensamble, optimizan significativamente la predictibilidad de los caudales. Esto es importante, ya que permite anticipar y responder de manera efectiva a eventos extremos como las inundaciones, mitigando sus impactos en comunidades y ecosistemas vulnerables.

Para mejorar los resultados obtenidos en esta tesis, se sugieren varias líneas de investigación futura. En primer lugar, se recomienda optimizar los modelos hidrológicos de base física (HydroBID, HBV y HEC-HMS) mediante la incorporación de datos actualizados de humedad del suelo obtenidos a través de sensores satelitales, por ejemplo con datos del *Soil Moisture and Ocean Salinity* (SMOS), previamente empleado en la región Pampeana Argentina (Holzman et al., 2017), y/o *Soil Moisture Active Passive* (SMAP), utilizado en aplicaciones en Estados Unidos (Fang et al., 2017) y en cuencas globales (Feng et al., 2023). En segundo lugar, se recomienda explorar el uso de técnicas de inteligencia artificial, como el modelo *data-driven* basado en redes neuronales de aprendizaje profundo de series temporales, utilizando la arquitectura *Long Short-Term Memory* (LSTM). Por último, se sugiere desarrollar una modelación híbrida que integre tanto los modelos basados en principios físicos (optimizados con datos de humedad del suelo satelital) como los modelos basados en inteligencia artificial mediante las configuraciones LSTM. Esta estrategia permitirá aprovechar las fortalezas de cada técnica y continuar con el objetivo de mejorar la precisión de los pronósticos de caudal en la cuenca del río Salado.

Bibliografía

- Acreman, M., & Holden, J. (2013). How wetlands affect floods. *Wetlands*, 33, 773-786.
- Ajami, N. K., Duan, Q., & Sorooshian, S. (2007). An integrated hydrologic Bayesian multimodel combination framework: Confronting input, parameter, and model structural uncertainty in hydrologic prediction. *Water Resources Research*, 43(1), 1-19. <https://doi.org/10.1029/2005WR004745>.
- Aliaga, V. S., Ferrelli, F., & Piccolo, M. C. (2017). Regionalization of climate over the Argentine Pampas. *International Journal of Climatology*, 37, 1237-1247. <https://doi.org/10.1002/joc.5079>.
- Aragón, R., Jobbágy, E. G., & Viglizzo, E. F. (2011). Surface and groundwater dynamics in the sedimentary plains of the Western Pampas (Argentina). *Ecohydrology*, 4(3), 433-447. <https://doi.org/10.1002/eco.149>.
- Ares G., Cazenave G., Varni M., Chagas C. y Entraigas I. (2014). Análisis de la relación entre número de curva, precipitación y coeficiente de escurrimiento de eventos observados en una cuenca aforada de la provincia de Buenos Aires. II Congreso de Hidrología de Llanuras, Santa Fe de la Vera Cruz, Santa Fe, Argentina.
- Arquiola, J. P., Solera, A. S., Álvarez, J. A., & Elvira, N. L. (2017). Herramienta EvalHid para la evaluación de recursos hídricos.
- Arsenault, R., Gatien, P., Renaud, B., Brissette, F., & Martel, J. L. (2015). A comparative analysis of 9 multi-model averaging approaches in hydrological continuous streamflow simulation. *Journal of Hydrology*, 529, 754-767. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2015.09.001>.
- Aslami, F., Ghorbani, A., Sobhani, B., & Esmali, A. (2018). Comprehensive comparison of daily IMERG and GSMaP satellite precipitation products in Ardabil Province, Iran. *International Journal of Remote Sensing*, 40(8), 3139-3153. <https://doi.org/10.1080/01431161.2018.1539274>.
- Badano, N. D. (2010). Modelación integrada de grandes cuencas de llanura con énfasis en la evaluación de inundaciones. *Tesina de Grado para Ing. Civil. Fac. de Ingeniería de la Universidad de Bs. As.(FIUBA)*.
- Baez-Villanueva, O. M., Zambrano-Bigiarini, M., Ribbe, L., Nauditt, A., Giraldo-Osorio, J. D., & Thinh, N. X. (2018). Temporal and spatial evaluation of satellite rainfall estimates over

- different regions in Latin-America. *Atmospheric Research*, 213, 34-50. <https://doi.org/10.1016/j.atmosres.2018.05.011>.
- Banco Mundial. (2017). *Evaluación ambiental para el Proyecto P161798*. Recuperado de <http://documents1.worldbank.org/curated/en/192031481149662977/pdf/SFG2727-V1-REVISED-EA-SPANISH-P161798-Box402890B-PUBLIC-Disclosed-2-21-2017.pdf>.
- Barral, M. P., & Maceira, N. O. (2012). Land-use planning based on ecosystem service assessment: A case study in the Southeast Pampas of Argentina. *Agriculture, Ecosystems & Environment*, 154, 34-43. <https://doi.org/10.1016/j.agee.2011.07.010>.
- Basheer, M., & Elagib, N. A. (2019). Performance of satellite-based and GPCC 7.0 rainfall products in an extremely data-scarce country in the Nile Basin. *Atmospheric Research*, 215, 128-140. <https://doi.org/10.1016/j.atmosres.2018.08.028>.
- Barros, V. R., Boninsegna, J. A., Camilloni, I. A., Chidiak, M., Magrín, G. O., & Rusticucci, M. (2015). Climate change in Argentina: trends, projections, impacts and adaptation. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Climate Change*, 6(2), 151-169.
- Bates, J. M., & Granger, C. W. (1969). The combination of forecasts. *Journal of the Operational Research Society*, 20(4), 451-468. <https://doi.org/10.1057/jors.1969.103>.
- Bellerby, T., Todd, M., Kniveton, D., & Kidd, C. (2000). Rainfall Estimation from a Combination of TRMM Precipitation Radar and GOES Multispectral Satellite Imagery through the Use of an Artificial Neural Network. *Journal of Applied Meteorology*, 39(12), 2115-2128. [https://doi.org/10.1175/1520-0450\(2001\)040<2115:REFACO>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0450(2001)040<2115:REFACO>2.0.CO;2).
- Bennett, T. H. (1998). *Development and application of a continuous soil moisture accounting algorithm for the Hydrologic Engineering Center Hydrologic Modeling System (HEC-HMS)*. University of California.
- Bergström, S. (1976). *Development and application of a conceptual runoff model for Scandinavian catchments* (Nr RHO 7). Sveriges Meteorologiska OCH Hydrologiska Institut. <https://www.diva-portal.org/smash/get/diva2:1456191/FULLTEXT01.pdf>.
- Borges, P. D. A., Franke, J., da Anunciação, Y. M. T., Weiss, H., & Bernhofer, C. (2016). Comparison of spatial interpolation methods for the estimation of precipitation distribution in Distrito Federal, Brazil. *Theoretical and Applied Climatology*, 123, 335-348. <https://doi.org/10.1007/s00704-014-1359-9>.
- Buarque, D. C., de Paiva, R. C. D., Clarke, R. T., & Mendes, C. A. B. (2011). A comparison of Amazon rainfall characteristics derived from TRMM, CMORPH and the Brazilian national

- rain gauge network. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 116(D19), D19105. <https://doi.org/10.1029/2011JD016060>.
- Campozano, L., Sánchez, E., Avilés, Á., & Samaniego, E. (2014). Evaluation of infilling methods for time series of daily precipitation and temperature: The case of the Ecuadorian Andes. *Maskana*, 5(1), 99-115. <https://doi.org/10.18537/mskn.05.01.07>.
- Cavadias, G., & Morin, G. (1986). The combination of simulated discharges of hydrological models: Application to the WMO intercomparison of conceptual models of snowmelt runoff. *Hydrology Research*, 17(1), 21-32. <https://doi.org/10.2166/nh.1986.0002>.
- Cho, K., & Kim, Y. (2022). Improving streamflow prediction in the WRF-Hydro model with LSTM networks. *Journal of Hydrology*, 605, 127297. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2021.127297>.
- Chow, V. T., Maidment, D. R., & Mays, L. W. (1994). *Hidrología Aplicada*. McGraw-Hill.
- Chuvieco, E. (1996). *Fundamentos de teledetección espacial*. Ediciones RIALP, S.A.
- Iturbe, H. L. C., Bouvier, C., & Mora, R. D. (2001). Aplicación del método Kriging en la construcción de campos de tormenta en la ciudad de México. *Tecnología y Ciencias del Agua*, 16(3), 5-14. <https://revistatyca.org.mx/index.php/tyca/article/view/865>.
- Demaria, E. M., Nijssen, B., Valdés, J. B., Rodriguez, D. A., & Su, F. (2014). Satellite precipitation in southeastern South America: how do sampling errors impact high flow simulations?. *International Journal of River Basin Management*, 12(1), 1-13. <https://doi.org/10.1080/15715124.2013.865637>.
- Demirel, M. C., Booij, M. J., & Hoekstra, A. Y. (2015). The skill of seasonal ensemble low-flow forecasts in the Moselle River for three different hydrological models. *Hydrology and Earth System Sciences*, 19(1), 275-291. <https://doi.org/10.5194/hess-19-275-2015>.
- Devineni, N., Sankarasubramanian, A., & Ghosh, S. (2008). Multimodel ensembles of streamflow forecasts: Role of predictor state in developing optimal combinations. *Water Resources Research*, 44(9). <https://doi.org/10.1029/2006WR005855>.
- Diks, C. G., & Vrugt, J. A. (2010). Comparison of point forecast accuracy of model averaging methods in hydrologic applications. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 24, 809-820. <https://doi.org/10.1007/s00477-010-0378-z>.

- Dinku, T., Ruiz, F., Connor, S. J., & Ceccato, P. (2010). Validation and Intercomparison of Satellite Rainfall Estimates over Colombia. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 49(5), 1004–1014. <https://doi.org/10.1175/2009JAMC2260.1>.
- Dion, P., Martel, J. L., & Arsenault, R. (2021). Hydrological ensemble forecasting using a multi-model framework. *Journal of Hydrology*, 600, 126537. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2021.126537>.
- Duan, Q., Ajami, N. K., Gao, X., & Sorooshian, S. (2007). Multi-model ensemble hydrologic prediction using Bayesian model averaging. *Advances in water Resources*, 30(5), 1371-1386. <https://doi.org/10.1016/j.advwatres.2006.11.014>.
- Ebert, E. E., Janowiak, J. E., & Kidd, C. (2007). Comparison of near-real-time precipitation estimates from satellite observations and numerical models. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 88(1), 47-64. <https://doi.org/10.1175/BAMS-88-1-47>.
- Fang, G. H., Yang, J., Chen, Y. N., & Zammit, C. (2015). Comparing bias correction methods in downscaling meteorological variables for a hydrologic impact study in an arid area in China. *Hydrology and Earth System Sciences*, 19(6), 2547-2559. <https://doi.org/10.5194/hess-19-2547-2015>.
- Fang, K., Shen, C., Kifer, D., & Yang, X. (2017). Prolongation of SMAP to spatiotemporally seamless coverage of continental U.S. using a deep learning neural network. *Geophysical Research Letters*, 44(21), 11,030-11,039. <https://doi.org/10.1002/2017GL075619>.
- Feng, D., Beck, H., de Bruijn, J., Sahu, R. K., Satoh, Y., Wada, Y., Liu, J., Pan, M., Lawson, K., and Shen, C. (2023). Deep dive into global hydrologic simulations: Harnessing the power of deep learning and physics-informed differentiable models (δ HBV-globe1. 0-hydroDL). *Geoscientific Model Development Discussions*, 2023, 1-23. <https://doi.org/10.5194/gmd-2023-190>.
- Fleming, M., & Neary, V. (2004). Continuous hydrologic modeling study with the hydrologic modeling system. *Journal of Hydrologic Engineering*, 9(3), 175-183. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)1084-0699\(2004\)9:3\(175\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)1084-0699(2004)9:3(175)).
- Forsythe, W. C., Rykiel Jr, E. J., Stahl, R. S., Wu, H. I., & Schoolfield, R. M. (1995). A model comparison for daylength as a function of latitude and day of year. *Ecological Modelling*, 80(1), 87-95. [https://doi.org/10.1016/0304-3800\(94\)00034-F](https://doi.org/10.1016/0304-3800(94)00034-F).
- Fucks, E., Pisano, F., Carbonari, J., & Huarte, R. (2012). Aspectos geomorfológicos del sector medio e inferior de la Pampa Deprimida, provincia de Buenos Aires. *Revista de la Sociedad*

Geológica de España, 25(1-2), 107-118. [https://sge.usal.es/archivos/REV/25\(1-2\)/art09.pdf](https://sge.usal.es/archivos/REV/25(1-2)/art09.pdf).

Fuschini Mejía, M. C. (1994). *El agua en las llanuras*. Organización de las Naciones Unidas para la Educación, la Ciencia y la Cultura/ Oficina Regional de Ciencia y Tecnología para América Latina y el Caribe (UNESCO/ORCYT). <https://unesdoc.unesco.org/ark:/48223/pf0000159361>.

García, P. E., Badano, N. D., Menéndez, A. N., Bert, F., García, G., Podestá, G., ... Arora, P. (2018). Influencia de los cambios en el uso del suelo y la precipitación sobre la dinámica hídrica de una cuenca de llanura extensa. Caso de estudio: Cuenca del Río Salado, Buenos Aires, Argentina. *Ribagua*, 5(2), 92–106. <https://doi.org/10.1080/23863781.2018.1495990>.

García, P. E. (2021). *Estudio de la interacción entre la hidrología, el clima, el uso del suelo y la toma de decisiones agronómicas en la llanura pampeana mediante modelación numérica* [Tesis doctoral, Universidad de Buenos Aires]. *Repositorio Institucional Elisa Bachofen*. <https://bibliotecadigital.fi.uba.ar/items/show/19358>.

Gella, G. W. (2019). Statistical evaluation of High-Resolution satellite precipitation products in arid and semi-arid parts of Ethiopia: a note for hydro-meteorological applications. *Water and Environment Journal*, 33(1), 86-97. <https://doi.org/10.1111/wej.12380>.

Giraut, M., Ludueña, S., Lupano, C., & Valladares, T. A. (2010). Atlas digital de Cuencas y Regiones Hídricas Superficiales de la República Argentina-Versión 2010. *Secretaría de Recursos Hídricos de la República Argentina.(CD Rom)*.

Girons Lopez, M., Vis, M. J. P., Jenicek, M., Griessinger, N., & Seibert, J. (2020). Complexity and performance of temperature-based snow routines for runoff modelling in mountainous areas in Central Europe. *Hydrology and Earth System Sciences Discussions*, 1–31. <https://doi.org/10.5194/hess-24-4441-2020>.

Guevara Ochoa, C., Briceño, N., Zimmermann, E., Vives, L., Blanco, M., & Ares, G. (2017). Relleno de series de precipitación diaria para largos periodos de tiempo en zonas de llanura: Caso de estudio cuenca superior del arroyo del Azul. *Geoacta*, 42(1), 38-62. http://www.scielo.org.ar/scielo.php?pid=S185277442017000100004&script=sci_abstract&lng=en.

Haith, D. A., Mandel, R., & Wu, R. S. (1992). *Generalized Watershed Loading Functions, Version 2.0, User's Manual*. Department of Agricultural & Biological Engineering, Cornell University, Ithaca, NY.

- Haith, D. A., & Shoemaker, L. L. (1987). Generalized watershed loading functions for stream flow nutrients 1. *JAWRA Journal of the American Water Resources Association*, 23(3), 471-478. <https://doi.org/10.1111/j.1752-1688.1987.tb00825.x>.
- Halcrow & Partners, (1999). *Plan Maestro Integral de la Cuenca de Río Salado*. Ministerio de Obras y Servicios Públicos de la Provincia de Buenos Aires, La Plata, Argentina.
- Hamon, W. R. (1961). Estimating potential evapotranspiration. *Journal of the Hydraulics Division*, 87(3), 107-120. <https://doi.org/10.1061/JYCEAJ.0000599>.
- Hawkins, R. H. (1978). Runoff curve numbers with varying site moisture. *Journal of the Irrigation and Drainage Division*, 104(4), 389-398. <https://doi.org/10.1061/JRCEA4.0001221>.
- Haylock, M. R., Peterson, T. C., Alves, L. M., Ambrizzi, T., Anunciação, Y. M. T., Baez, J., Barros, V. R., Berlato, M. A., Bidegain, M., Coronel, G., Corradi, V., Garcia, V. J., Grimm, A. M., Karoly, D., Marengo, J. A., Marino, M. B., Moncunill, D. F., Nechet, D., Quintana, J., Rebello, E., Rusticucci, M., Santos, J. L., Trebejo, I., & Vincent, L. A. (2006). Trends in Total and Extreme South American Rainfall in 1960–2000 and Links with Sea Surface Temperature. *Journal of Climate*, 19(8), 1490-1512. <https://doi.org/10.1175/JCLI3695.1>.
- Heo, J. H., Ahn, H., Shin, J. Y., Kjeldsen, T. R., & Jeong, C. (2019). Probability distributions for a quantile mapping technique for a bias correction of precipitation data: A case study to precipitation data under climate change. *Water*, 11(7), 1475. <https://doi.org/10.3390/w11071475>.
- Herzer, H. (2003). *Flooding in the Pampean region of Argentina: the Salado basin*. *En Building Safer Cities: The Future of Disaster Risk*. The World Bank, Disaster Management Facility, Washington, D.C.
- Hessels, T. M. (2015). *Comparison and validation of several open access remotely sensed rainfall products for the Nile Basin* [Unpublished master's thesis]. Delft University of Technology.
- Hobouchian, M. P., Salio, P., García Skabar, Y., Vila, D., & Garreaud, R. (2017). Assessment of satellite precipitation estimates over the slopes of the subtropical Andes. *Atmospheric Research*, 190, 43–54. <https://doi.org/10.1016/j.atmosres.2017.02.006>.
- Holzman, M., Rivas, R., Carmona, F., & Niclòs, R. (2017). A method for soil moisture probes calibration and validation of satellite estimates. *MethodsX*, 4, 243-249. <https://doi.org/10.1016/j.mex.2017.07.004>.

- Hong, Y., Hsu, K. L., Moradkhani, H., & Sorooshian, S. (2006). Uncertainty quantification of satellite precipitation estimation and Monte Carlo assessment of the error propagation into hydrologic response. *Water Resources Research*, 42(8), 1-15. <https://doi.org/10.1029/2005WR004398>.
- Hong, Y., Adler, R. F., Hossain, F., Curtis, S., & Huffman, G. J. (2007). A first approach to global runoff simulation using satellite rainfall estimation. *Water Resources Research*, 43(8), 1-8. <https://doi.org/10.1029/2006WR005739>.
- Hoogerwerf, T. N., & Maidment, D. R. (2002). *Parameter sensitivity in hydrologic modeling*. The University of Texas at Austin. <https://repositories.lib.utexas.edu/server/api/core/bitstreams/f0cf2ae6-c951-403e-8d4f-767e27ba7332/content>.
- Hossain, F., & Anagnostou, E. N. (2004). Assessment of current passive-microwave-and infrared-based satellite rainfall remote sensing for flood prediction. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 109 (D7), D07102. <https://doi.org/10.1029/2003JD003986>.
- Hossain, F., & Anagnostou, E. N. (2006). A two-dimensional satellite rainfall error model. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 44(6), 1511-1522. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2005.863866>.
- Hou, A. Y., Kakar, R. K., Neeck, S., Azarbarzin, A. A., Kummerow, C. D., Kojima, M., Oki, R., Nakamura, K., & Iguchi, T. (2014). The Global Precipitation Measurement Mission. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 95(5), 701-722. <https://doi.org/10.1175/BAMS-D-13-00164.1>.
- Huang, S., Eisner, S., Magnusson, J. O., Lussana, C., Yang, X., & Beldring, S. (2019). Improvements of the spatially distributed hydrological modelling using the HBV model at 1 km resolution for Norway. *Journal of Hydrology*, 577, 123585. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2019.03.051>.
- Huffman, G. J., Bolvin, D. T., Nelkin, E. J., Wolff, D. B., Adler, R. F., Gu, G., Hong, Y., Bowman, K. P., & Stocker, E. F. (2007). The TRMM multisatellite precipitation analysis (TMPA): Quasi-global, multiyear, combined-sensor precipitation estimates at fine scales. *Journal of hydrometeorology*, 8(1), 38-55. <https://doi.org/10.1175/JHM560.1>.
- Huffman, G. J., Bolvin, D. T., Braithwaite, D., Hsu, K., Joyce, R., Kidd, C., Nelkin, E. J., Sorooshian, S., Tan, J., & Xie, P. (2019). *NASA Global Precipitation Measurement (GPM) integrated multi-satellite retrievals for GPM (IMERG). Algorithm theoretical basis document (ATBD) version 06*.

- Huffman, G. J., Bolvin, D. T., Braithwaite, D., Hsu, K., Joyce, R., Xie, P., & Yoo, S. H. (2014). *NASA global precipitation measurement (GPM) integrated multi-satellite retrievals for GPM (IMERG). Algorithm theoretical basis document (ATBD) versión 4.4.*
- Iida, Y., Kubota, T., Iguchi, T., & Oki, R. (2010). Evaluating sampling error in TRMM/PR rainfall products by the bootstrap method: Estimation of the sampling error and its application to a trend analysis. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 115 (D22), D22119. <https://doi.org/10.1029/2010JD014257>.
- Ines, A. V., & Hansen, J. W. (2006). Bias correction of daily GCM rainfall for crop simulation studies. *Agricultural and Forest Meteorology*, 138(1-4), 44-53. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2006.03.009>.
- Instituto Nacional de Tecnología Agropecuaria – Secretaría de Agricultura, Ganadería y Pesca (INTA-SAGyP). (1990). *Atlas de suelos de la República Argentina*. INTA-SAGyP.
- Jansen, K. F., Teuling, A. J., Craig, J. R., Dal Molin, M., Knoben, W. J., Parajka, J., Vis, M., & Melsen, L. A. (2021). Mimicry of a Conceptual Hydrological Model (HBV): What's in a Name?. *Water Resources Research*, 57(5), e2020WR029143. <https://doi.org/10.1029/2020WR029143>.
- Jarvis, A., Reuter, H. I., Nelson, A., & Guevara, E. (2008). Hole-filled SRTM for the globe Version 4, available from the CGIAR-CSI SRTM 90m Database. <http://srtm.csi.cgiar.org>.
- Jiang, S., Ren, L., Hong, Y., Yang, X., Ma, M., Zhang, Y., & Yuan, F. (2014). Improvement of multi-satellite real-time precipitation products for ensemble streamflow simulation in a middle latitude basin in South China. *Water Resources Management*, 28, 2259-2278. <https://doi.org/10.1007/s11269-014-0612-4>.
- Jiang, S., Ren, L., Hong, Y., Yong, B., Yang, X., Yuan, F., & Ma, M. (2012). Comprehensive evaluation of multi-satellite precipitation products with a dense rain gauge network and optimally merging their simulated hydrological flows using the Bayesian model averaging method. *Journal of Hydrology*, 452, 213-225. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2012.05.055>.
- Jiang, S., Ren, L., Xu, C. Y., Liu, S., Yuan, F., & Yang, X. (2018). Quantifying multi-source uncertainties in multi-model predictions using the Bayesian model averaging scheme. *Hydrology Research*, 49(3), 954-970. <https://doi.org/10.2166/nh.2017.272>.
- Joyce, R. J., Janowiak, J. E., Arkin, P. A., & Xie, P. (2004). CMORPH: A method that produces global precipitation estimates from passive microwave and infrared data at high spatial and

- temporal resolution. *Journal of Hydrometeorology*, 5(3), 487-503. [https://doi.org/10.1175/1525-7541\(2004\)005<0487:CAMTPG>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1525-7541(2004)005<0487:CAMTPG>2.0.CO;2).
- Junior, A. L. P., Biudes, M. S., Machado, N. G., Vourlitis, G. L., Geli, H. M. E., Santos, L. O. F. d., Querino, C. A. S., Ivo, I. O., & Neto, N. L. (2021). Assessment of Remote Sensing and Re-Analysis Estimates of Regional Precipitation over Mato Grosso, Brazil. *Water*, 13(3), 333. <https://doi.org/10.3390/w13030333>.
- Kidd, C., Levizzani, V., Turk, J., & Ferraro, R. (2009). Satellite Precipitation Measurements for Water Resource Monitoring¹. *JAWRA Journal of the American Water Resources Association*, 45(3), 567-579. <https://doi.org/10.1111/j.1752-1688.2009.00326.x>.
- Kim, J., & Ryu, J. H. (2016). A heuristic gap filling method for daily precipitation series. *Water Resources Management*, 30, 2275-2294. <https://doi.org/10.1007/s11269-016-1284-z>.
- Kuppel, S., Houspanossian, J., Noretto, M. D., & Jobbágy, E. G. (2015). What does it take to flood the Pampas?: Lessons from a decade of strong hydrological fluctuations. *Water Resources Research*, 51(4), 2937-2950. <https://doi.org/10.1002/2015WR016966>.
- Kruse, E., & Zimmermann, E. (2002, October). Hidrogeología de grandes llanuras. Particularidades en la llanura pampeana (Argentina). *In Workshop Publication on Groundwater and Human Development*, Mar del Plata, Argentina. https://www.cohife.org/advf/documentos/2018/11/5bec4e45d7c42.3_hidrogeologia_de_grandes_llanuras_particularidades_en_la_llanura_pampeana.pdf.
- Köppen, W. (1936). Das geographische System de Klimate. *Handbuch der klimatologie*, 1, 46.
- Leavesley, G. H., Lichty, R. W., Troutman, B. M. and Saindon, L. G. (1983). *Precipitation-Runoff Modeling System: User's Manual* (Report 83-4238). United States Department of the Interior, Geological Survey, Water-Resources Investigations. <https://doi.org/10.3133/wri834238>.
- Liebmann, B., Vera, C. S., Carvalho, L. M. V., Camilloni, I. A., Hoerling, M. P., Allured, D., Barros, V. R., Báez, J., & Bidegain, M. (2004). An Observed Trend in Central South American Precipitation. *Journal of Climate*, 17(22), 4357-4367. <https://doi.org/10.1175/3205.1>.
- Lillesand, T., Kiefer, R. W., & Chipman, J. (2015). *Remote sensing and image interpretation*. John Wiley & Sons.

- Lohmann, D., Raschke, E., Nijssen, B., & Lettenmaier, D. P. (1998). Regional scale hydrology: I. Formulation of the VIC-2L model coupled to a routing model. *Hydrological Sciences Journal*, 43(1), 131-141. <https://doi.org/10.1080/02626669809492107>.
- Lorenz, E. N. (1969). Atmospheric predictability as revealed by naturally occurring analogues. *Journal of Atmospheric Sciences*, 26(4), 636-646. [https://doi.org/10.1175/1520-0469\(1969\)26<636:APARBN>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0469(1969)26<636:APARBN>2.0.CO;2).
- Lujano, E., Diaz, R. D., Tapia, B., & Lujano, A. (2023). Evaluación de Productos de Precipitación Satelital sobre la Cuenca del Lago Titicaca. *Revista Brasileira de Meteorologia*, 38, e38230078. <https://doi.org/10.1590/0102-778638220078>.
- Luo, M., Liu, T., Meng, F., Duan, Y., Frankl, A., Bao, A., & De Maeyer, P. (2018). Comparing bias correction methods used in downscaling precipitation and temperature from regional climate models: a case study from the Kaidu River Basin in Western China. *Water*, 10(8), 1046. <https://doi.org/10.3390/w10081046>.
- Maggioni, V., & Massari, C. (2018). On the performance of satellite precipitation products in riverine flood modeling: A review. *Journal of Hydrology*, 558, 214-224. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2018.01.039>.
- Magrin, G., Travasso, M., López, G., Rodríguez, G., & Lloveras, A. (2007). *Vulnerabilidad de la producción agrícola en la región pampeana Argentina*. Informe final: 2da Comunicación Nacional de la República Argentina a la Convención Marco de las Naciones Unidas sobre Cambio Climático. <http://www.ecopuerto.com/bicentenario/informes/VulnerabilidadProdAgr.pdf>.
- Marcos Martín, C. (2018). Satélites meteorológicos. En Carlos Santos Burguete (Ed.), *Física del caos en la predicción meteorológica* (pp. 83-102). Agencia Estatal de Meteorología. <https://doi.org/10.31978/014-18-009-X.07>.
- Matteucci, S. D. (2012). Ecorregión pampa. *Ecorregiones y complejos ecosistémicos argentinos*, 391- 445.
- McCuen, R.H. (2002). *Modeling hydrologic change: statistical methods* (1st ed.). CRC Press. <https://doi.org/10.1201/9781420032192>.
- Melo, D. D. C., Xavier, A. C., Bianchi, T., Oliveira, P. T., Scanlon, B. R., Lucas, M. C., & Wendland, E. (2015). Performance evaluation of rainfall estimates by TRMM Multi-satellite Precipitation Analysis 3B42V6 and V7 over Brazil. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 120(18), 9426-9436. <https://doi.org/10.1002/2015JD023797>.

- Menéndez, A. N., Badano, N., Lecertua, E., Re, F., & Re, M. (2012). Evaluación de las inundaciones y las obras de drenaje en la cuenca del Salado (Prov. Buenos Aires) mediante modelación numérica. *Proyecto LHA*, 331.
- Modernel, P., Rossing, W. A., Corbeels, M., Dogliotti, S., Picasso, V., & Tiftonell, P. (2016). Land use change and ecosystem service provision in Pampas and Campos grasslands of southern South America. *Environmental Research Letters*, 11(11), 113002. <http://iopscience.iop.org/1748-9326/11/11/113002>.
- Moreda, F., Miralles-Wilhelm, F., & Castillo, R. M. (2014). *Hydro-BID: Un Sistema Integrado para la Simulación de Impactos del Cambio Climático sobre los Recursos Hídricos. Parte 2* (No. IDB-TN-529). Banco Interamericano de Desarrollo. <https://corebe.org.ar/web2022/wp-content/uploads/2022/06/hydro-bid-nt-2.pdf>.
- Moriasi, D. N., Arnold, J. G., Van Liew, M. W., Bingner, R. L., Harmel, R. D., & Veith, T. L. (2007). Model evaluation guidelines for systematic quantification of accuracy in watershed simulations. *Transactions of the ASABE*, 50(3), 885-900. <http://dx.doi.org/10.13031/2013.23153>.
- Nascimento, J. G., Althoff, D., Bazame, H. C., Neale, C. M. U., Duarte, S. N., Ruhoff, A. L., & Gonçalves, I. Z. (2021). Evaluating the latest IMERG products in a subtropical climate: The case of Paraná State, Brazil. *Remote Sensing*, 13(5), 906. <https://doi.org/10.3390/rs13050906>.
- Nguyen, P., Ombadi, M., Gorooh, V. A., Shearer, E. J., Sadeghi, M., Sorooshian, S., Hsu, K., Bolvin, D., & Ralph, M. F. (2020). PERSIANN Dynamic Infrared–Rain Rate (PDIR-Now): A Near-Real-Time, Quasi-Global Satellite Precipitation Dataset. *Journal of Hydrometeorology*, 21(12), 2893-2906. <https://doi.org/10.1175/JHM-D-20-0177.1>.
- Nguyen, P., Shearer, E. J., Tran, H., Ombadi, M., Hayatbini, N., Palacios, T., ... & Sorooshian, S. (2019). The CHRS Data Portal, an easily accessible public repository for PERSIANN global satellite precipitation data. *Scientific data*, 6(1), 1-10. <https://doi.org/10.1038/sdata.2018.296>.
- Organización de las Naciones Unidas para la Educación, la Ciencia y la Cultura (UNESCO). (2023). *Informe Mundial de las Naciones Unidas sobre el Desarrollo de los Recursos Hídricos 2023: Alianzas y cooperación por el agua*. UNESCO. <https://unesdoc.unesco.org/ark:/48223/pf0000386807>.

- Organización Meteorológica Mundial (OMM). (2012). *Directrices sobre los sistemas de predicción por conjuntos y la predicción* (WMO-No. 1091). OMM. <https://library.wmo.int/idurl/4/59577>.
- Organización Meteorológica Mundial (OMM). (2022). *Estado del clima en América Latina y el Caribe 2021* (WMO-No. 1295). OMM. <https://library.wmo.int/idurl/4/28347>.
- Oreggioni Weiberlen, F., & Báez Benítez, J. (2018). Assessment of satellite-based precipitation estimates over Paraguay. *Acta Geophysica*, 66(3), 369-379. <https://doi.org/10.1007/s11600-018-0146-x>.
- Ouatiki, H., Boudhar, A., Ouhinou, A., Beljadid, A., Leblanc, M., & Chehbouni, A. (2020). Sensitivity and interdependency analysis of the HBV conceptual model parameters in a semi-arid mountainous watershed. *Water*, 12(9), 2440. <https://doi.org/10.3390/w12092440>.
- Ouédraogo, W. A. A., Raude, J. M., & Gathenya, J. M. (2018). Continuous modeling of the Mkurumudzi River catchment in Kenya using the HEC-HMS conceptual model: Calibration, validation, model performance evaluation and sensitivity analysis. *Hydrology*, 5(3), 44. <https://doi.org/10.3390/hydrology5030044>.
- Palharini, R. S. A., Vila, D. A., Rodrigues, D. T., Quispe, D. P., Palharini, R. C., de Siqueira, R. A., & de Sousa Afonso, J. M. (2020). Assessment of the extreme precipitation by satellite estimates over South America. *Remote Sensing*, 12(13), 2085. <https://doi.org/10.3390/rs12132085>.
- Palomino-Ángel, S., Anaya-Acevedo, J. A., & Botero, B. A. (2019). Evaluation of 3B42V7 and IMERG daily-precipitation products for a very high-precipitation region in northwestern South America. *Atmospheric Research*, 217, 37-48. <https://doi.org/10.1016/j.atmosres.2018.10.012>.
- Pereira, D. R., Oliveira, A. R., Costa, M. S., Ramos, T. B., Rollnic, M., & Neves, R. J. (2024). Evaluation of precipitation products in a Brazilian watershed: Tocantins-Araguaia watershed case study. *Theoretical and Applied Climatology*, 155(8), 7845-7865. <https://doi.org/10.1007/s00704-024-05091-6>.
- Pereira Filho, A. J., Carbone, R. E., Janowiak, J. E., Arkin, P., Joyce, R., Hallak, R., & Ramos, C. G. (2010). Satellite rainfall estimates over South America— possible applicability to the water management of large watersheds 1. *JAWRA Journal of the American Water Resources Association*, 46(2), 344-360. <https://doi.org/10.1111/j.1752-1688.2009.00406.x>.
- Pereyra, F. X. (2003). Ecoregiones de la Argentina.

- Puricelli, M. M. (2003). *Estimación y distribución de parámetros del suelo para la modelación hidrológica* [Tesis doctoral]. Universidad Politécnica de Valencia. <https://doi.org/10.4995/Thesis/10251/2904>.
- Rawls, W. J., Brakensiek, D. L., & Saxton, K. E. (1982). Estimation of soil water properties. *Transactions of the ASAE*, 25(5), 1316-1320. <https://doi.org/10.13031/2013.33720>.
- Roy, T., Serrat-Capdevila, A., Gupta, H., & Valdes, J. (2017a). A platform for probabilistic multimodel and multiproduct streamflow forecasting. *Water Resources Research*, 53(1), 376-399. <https://doi.org/10.1002/2016WR019752>.
- Roy, T., Serrat-Capdevila, A., Valdes, J., Durcik, M., & Gupta, H. (2017b). Design and implementation of an operational multimodel multiproduct real-time probabilistic streamflow forecasting platform. *Journal of Hydroinformatics*, 19(6), 911-919. <https://doi.org/10.2166/hydro.2017.111>.
- Rusticucci, M., & Penalba, O. (2000). Interdecadal changes in the precipitation seasonal cycle over Southern South America and their relationship with surface temperature. *Climate Research*, 16(1), 1-15. doi:10.3354/cr016001.
- Salio, P., Hobouchian, M. P., Skabar, Y. G., & Vila, D. (2015). Evaluation of high-resolution satellite precipitation estimates over southern South America using a dense rain gauge network. *Atmospheric Research*, 163, 146-161. <https://doi.org/10.1016/j.atmosres.2014.11.017>.
- Sheikh, M. R., & Coulibaly, P. (2024). Review of Recent Developments in Hydrologic Forecast Merging Techniques. *Water*, 16(2), 301. <https://doi.org/10.3390/w16020301>.
- Singh, W. R., & Jain, M. K. (2015). Continuous hydrological modeling using soil moisture accounting algorithm in Vamsadhara River basin, India. *Journal of Water Resource and Hydraulic Engineering*, 4(4), 398-408. <https://doi.org/10.5963/JWRHE0404011>.
- Sobrino, J. A., Raissouni, N., Kerr, Y., Oliso, A., López-García, M.J., Belaid, A., El Kharraz, M. H., Cuenca, J., & Dempere, L., (2000). *Teledetección* (Sobrino, J. A. Ed.). Servicio de Publicaciones, Universidad de Valencia.
- Soil Science Division Staff. (2017). *Soil Survey Manual*. C. Ditzler, K. Scheffe, and H.C. Monger (eds.). USDA Handbook 18. Government Printing Office, Washington, D.C.
- Solomatine, D. P., & Shrestha, D. L. (2009). A novel method to estimate model uncertainty using machine learning techniques. *Water Resources Research*, 45(12), W00B11. <https://doi.org/10.1029/2008WR006839>.

- Tan, M. L., & Duan, Z. (2017). Assessment of GPM and TRMM precipitation products over Singapore. *Remote Sensing*, 9(7), 720. <https://doi.org/10.3390/rs9070720>.
- Tan, M. L., & Santo, H. (2018). Comparison of GPM IMERG, TMPA 3B42 and PERSIANN-CDR satellite precipitation products over Malaysia. *Atmospheric Research*, 202, 63-76. <https://doi.org/10.1016/j.atmosres.2017.11.006>.
- Tang, L., Hossain, F., & Huffman, G. J. (2010). Transfer of satellite rainfall uncertainty from gauged to ungauged regions at regional and seasonal time scales. *Journal of Hydrometeorology*, 11(6), 1263-1274. <https://doi.org/10.1175/2010JHM1296.1>.
- Tang, L., & Hossain, F. (2009). Transfer of satellite rainfall error from gaged to ungaged locations: How realistic will it be for the Global Precipitation Mission?. *Geophysical Research Letters*, 36(10), L10405. <https://doi.org/10.1029/2009GL037965>.
- Themeßl, M. J., Gobiet, A., & Heinrich, G. (2012). Empirical-statistical downscaling and error correction of regional climate models and its impact on the climate change signal. *Climatic Change*, 112, 449-468. <https://doi.org/10.1007/s10584-011-0224-4>.
- Thies, B., & Bendix, J. (2011). Satellite based remote sensing of weather and climate: recent achievements and future perspectives. *Meteorological Applications*, 18(3), 262-295. <https://doi.org/10.1002/met.288>.
- Thompson, P. D. (1977). How to improve accuracy by combining independent forecasts. *Monthly Weather Review*, 105(2), 228-229. [https://doi.org/10.1175/1520-0493\(1977\)105<0228:HTIABC>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0493(1977)105<0228:HTIABC>2.0.CO;2).
- Troin, M., Arsenault, R., Wood, A. W., Brissette, F., & Martel, J. L. (2021). Generating ensemble streamflow forecasts: A review of methods and approaches over the past 40 years. *Water Resources Research*, 57 (7), e2020WR02839. <https://doi.org/10.1029/2020WR028392>.
- Turner, N. (1784). *An Essay on Draining and Improving Peat Bogs; in which Their Nature and Properties are Fully Considered. By Mr. Nicholas Turner, of Bignor, Sussex.* R. Baldwin, and J. Bew, Paternoster-Row. And sold.
- United States Army Corps of Engineers, Hydrologic Engineering Center (USACE). (2000). *HEC-HMS Hydrologic Modeling System, Technical Reference Manual (CPD-74B)*. Hydrologic Engineering Center, Davis, CA.
- USDA. (1986). Urban hydrology for small watershed, 210-VI-TR-55, Segunda Ed., Junio 1986.

- Valdés-Pineda, R., Valdés, J. B., Wi, S., Serrat-Capdevila, A., & Roy, T. (2021). Improving operational short-to medium-range (SR2MR) streamflow forecasts in the upper Zambezi basin and its sub-basins using variational ensemble forecasting. *Hydrology*, 8(4), 188. <https://doi.org/10.3390/hydrology8040188>.
- Valencia, S., Marín, D. E., Gómez, D., Hoyos, N., Salazar, J. F., & Villegas, J. C. (2023). Spatio-temporal assessment of Gridded precipitation products across topographic and climatic gradients in Colombia. *Atmospheric Research*, 285, 106643. <https://doi.org/10.1016/j.atmosres.2023.106643>.
- Vargas, W. M., Minetti, J. L., & Poblete, A. G. (2002). Low-frequency oscillations in climatic and hydrological variables in southern South America's tropical-subtropical regions. *Theoretical and applied climatology*, 72, 29-40. <https://doi.org/10.1007/s007040200010>.
- Viglizzo, E. F., & Frank, F. C. (2005). Land-use options for Del Plata Basin in South America: Tradeoffs analysis based on ecosystem service provision. *Ecological Economics*, 57(1), 140-151. <https://doi.org/10.1016/j.ecolecon.2005.03.025>.
- Viglizzo, E. F., & Frank, F. C. (2006). Ecological interactions, feedbacks, thresholds and collapses in the Argentine Pampas in response to climate and farming during the last century. *Quaternary International*, 158(1), 122-126.
- Villarini, G., Mandapaka, P. V., Krajewski, W. F., & Moore, R. J. (2008). Rainfall and sampling uncertainties: A rain gauge perspective. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 113(D11), D11102. <https://doi.org/10.1029/2007JD009214>.
- Viney, N. R., Bormann, H., Breuer, L., Bronstert, A., Croke, B. F. W., Frede, H., Gräff, T., Hubrechts, L., Huisman, J.A., Jakeman, A.J., Kite, G.W., Lanini, J., Leavesley, G., Lettenmaier, D.P., Lindström, G., Seibert, J., Sivapalan, M., & Willems, P. (2009). Assessing the impact of land use change on hydrology by ensemble modelling (LUCHEM) II: Ensemble combinations and predictions. *Advances in Water Resources*, 32(2), 147-158. <https://doi.org/10.1016/j.advwatres.2008.05.006>.
- Volante, J. N. et al. (2009). "Cobertura del suelo de la República Argentina. Año 2006-2007", LCCS-FAO, INTA. Disponible en <<http://inta.gob.ar/documentos/cobertura-del-suelo-de-la-republica-argentina>>.
- Wang, J., Wang, G., Elmahdi, A., Bao, Z., Yang, Q., Shu, Z., & Song, M. (2021). Comparison of hydrological model ensemble forecasting based on multiple members and ensemble methods. *Open Geosciences*, 13(1), 401-415. <https://doi.org/10.1515/geo-2020-0239>.

- Wałęga, A., Rutkowska, A., & Policht-Latawiec, A. (2014). Sensitivity of Beta and Weibull Synthetic Unit Hydrographs to Input Parameter Changes. *Polish Journal of Environmental Studies*, 23(1), 221-229.
- Wheater, H. S. (2007). Modelling hydrological processes in arid and semi-arid areas: an introduction. In H. Wheater, S. Sorooshian, & K. D. Sharma (Eds.), *Hydrological Modelling in Arid and Semi-Arid Areas* (pp. 1–20). chapter, Cambridge: Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/CBO9780511535734.002>.
- Winter, C. L., & Nychka, D. (2010). Forecasting skill of model averages. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 24, 633-638. <https://doi.org/10.1007/s00477-009-0350-y>.
- Xiang, Y., Peng, T., Qi, H., Yin, Z., & Shen, T. (2024). Improving Flood Forecasting Skill by Combining Ensemble Precipitation Forecasts and Multiple Hydrological Models in a Mountainous Basin. *Water*, 16(13), 1887.
- Xie, P., Joyce, R., Wu, S., Yoo, S., Yarosh, Y., Sun, F., & Lin, R. (2017). Reprocessed, Bias-Corrected CMORPH Global High-Resolution Precipitation Estimates from 1998. *Journal of Hydrometeorology*, 18(6), 1617-1641. <https://doi.org/10.1175/JHM-D-16-0168.1>.
- Yilmaz, K. K., Hogue, T. S., Hsu, K. L., Sorooshian, S., Gupta, H. V., & Wagener, T. (2005). Intercomparison of rain gauge, radar, and satellite-based precipitation estimates with emphasis on hydrologic forecasting. *Journal of Hydrometeorology*, 6(4), 497-517. <https://doi.org/10.1175/JHM431.1>.
- Zambrano-Bigiarini, M., Nauditt, A., Birkel, C., Verbist, K., & Ribbe, L. (2017). Temporal and spatial evaluation of satellite-based rainfall estimates across the complex topographical and climatic gradients of Chile. *Hydrology and Earth System Sciences*, 21(2), 1295-1320. <https://doi.org/10.5194/hess-21-1295-2017>, 2017.
- Zhu, Q., Gao, X., Xu, Y. P., & Tian, Y. (2019). Merging multi-source precipitation products or merging their simulated hydrological flows to improve streamflow simulation. *Hydrological Sciences Journal*, 64(8), 910-920. <https://doi.org/10.1080/02626667.2019.1612522>.

Anexos

Anexo 1 Síntesis de periodos de datos utilizados en este estudio

Tabla A.1.1 Síntesis de datos utilizados en la corrección de los PPS y en la calibración y validación de los modelos hidrológicos. Convenciones utilizadas: X indica años sin datos, ✓ indica años con datos disponibles, ✓ representa el periodo de corrección PPS, el fondo amarillo el periodo de calibración y el fondo verde el de validación de los modelos hidrológicos.

	1991	1992	1993	1994	1995	1996	1997	1998	1999	2000	2001	2002	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019
SMN	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	X	X
TMPA	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
CMORPH	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
IMERGH	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
HL 1020	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	X	X	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
RP51	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	✓	✓	✓	✓
HL 1045	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	X	✓	✓	✓	✓	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
RP 41	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	✓	✓	✓	✓

Anexo 2 Gráficos de análisis de sensibilidad HydroBID

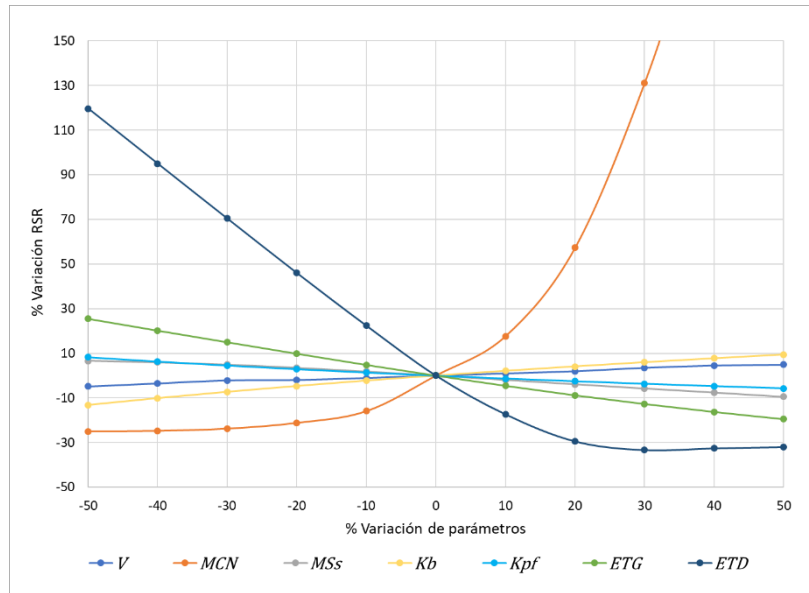


Figura A.2.1 Porcentaje de cambio en el RSR simulado con el HydroBID respecto a la variación porcentual de cada parámetro hasta la estación HL 1020.

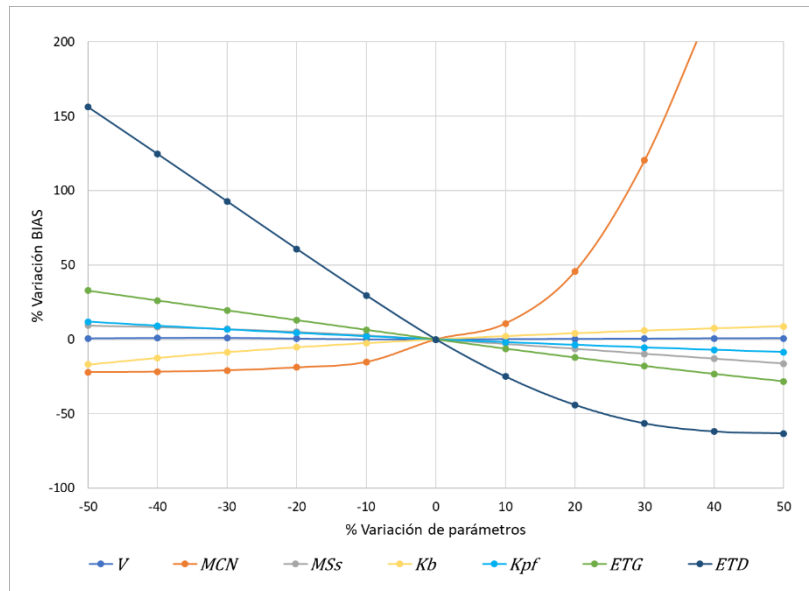


Figura A.2.2 Porcentaje de cambio en el BIAS simulado con el HydroBID respecto a la variación porcentual de cada parámetro hasta la estación HL 1020.

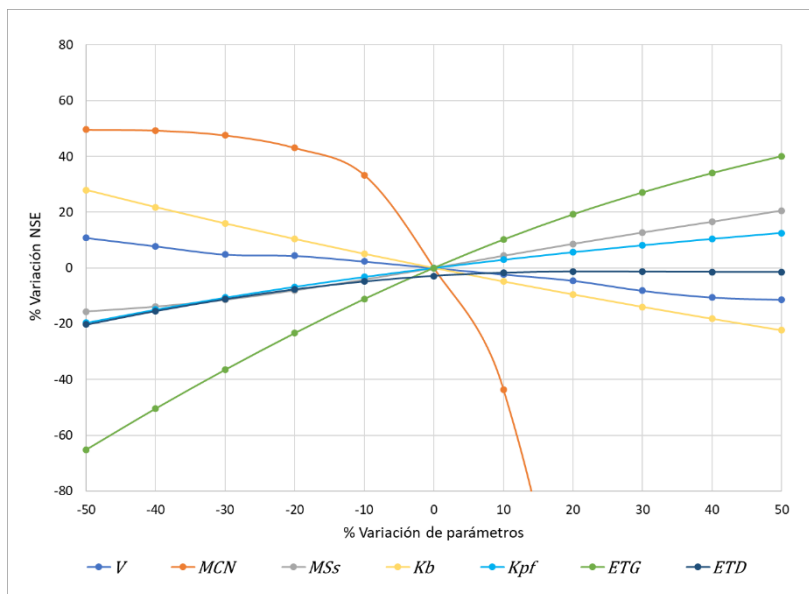


Figura A.2.3 Porcentaje de cambio en el NSE simulado con el HydroBID respecto a la variación porcentual de cada parámetro hasta la estación HL 1020.

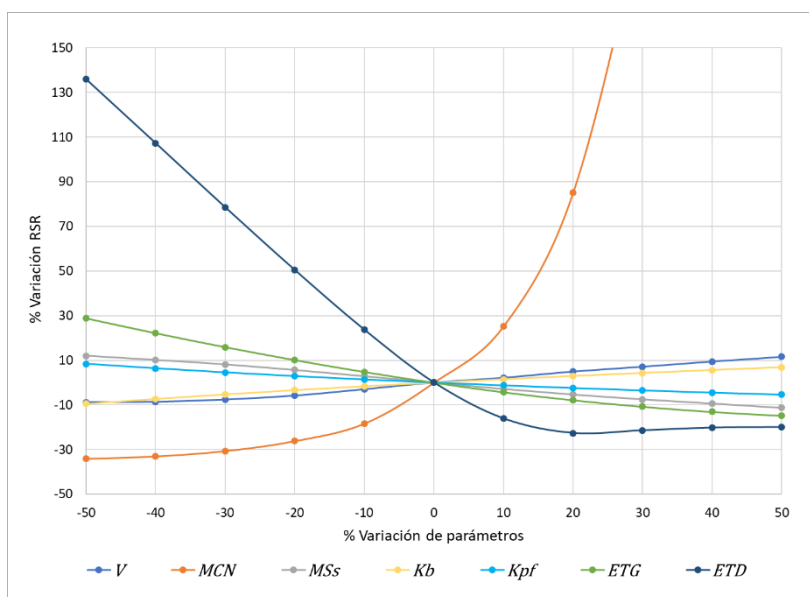


Figura A.2.4 Porcentaje de cambio en el RSR simulado con el HydroBID respecto a la variación porcentual de cada parámetro hasta la estación HL 1045.

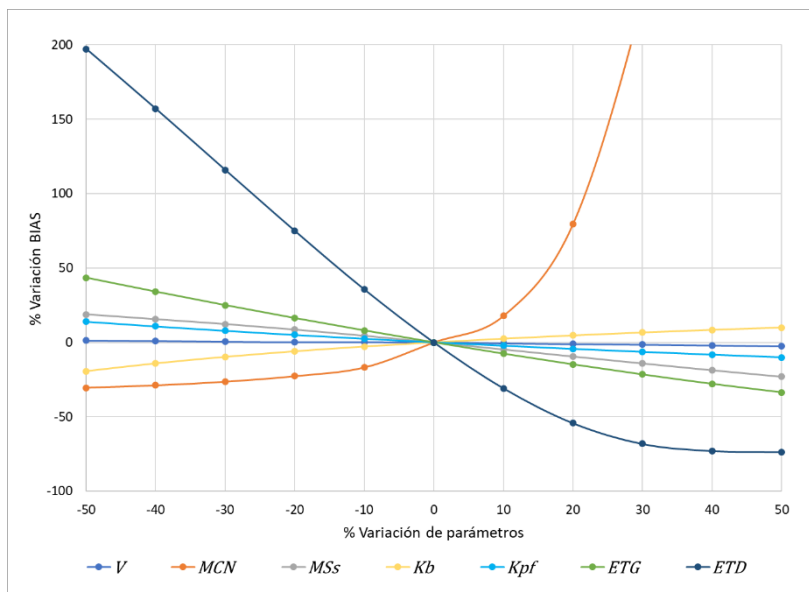


Figura A.2.5 Porcentaje de cambio en el BIAS simulado con el HydroBID respecto a la variación porcentual de cada parámetro hasta la estación HL 1045.

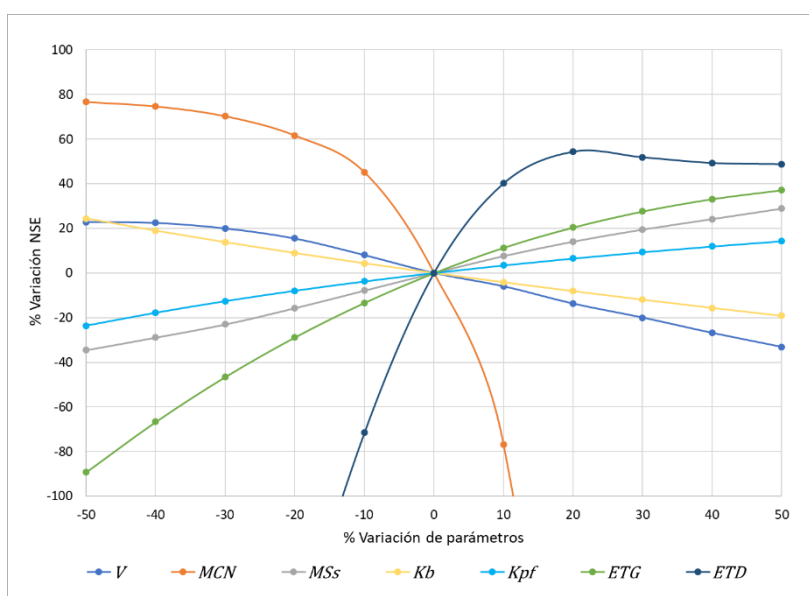


Figura A.2.6 Porcentaje de cambio en el NSE simulado con el HydroBID respecto a la variación porcentual de cada parámetro hasta la estación HL 1045.

Anexo 3. Gráficos de análisis de sensibilidad HBV

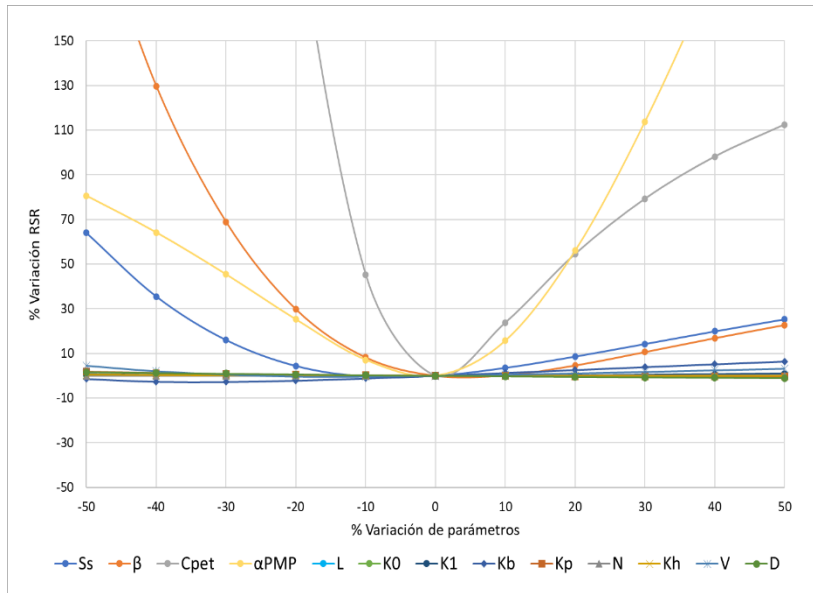


Figura A.3.1 Porcentaje de cambio en el RSR simulado con el HBV respecto a la variación porcentual de cada parámetro hasta la estación HL 1020

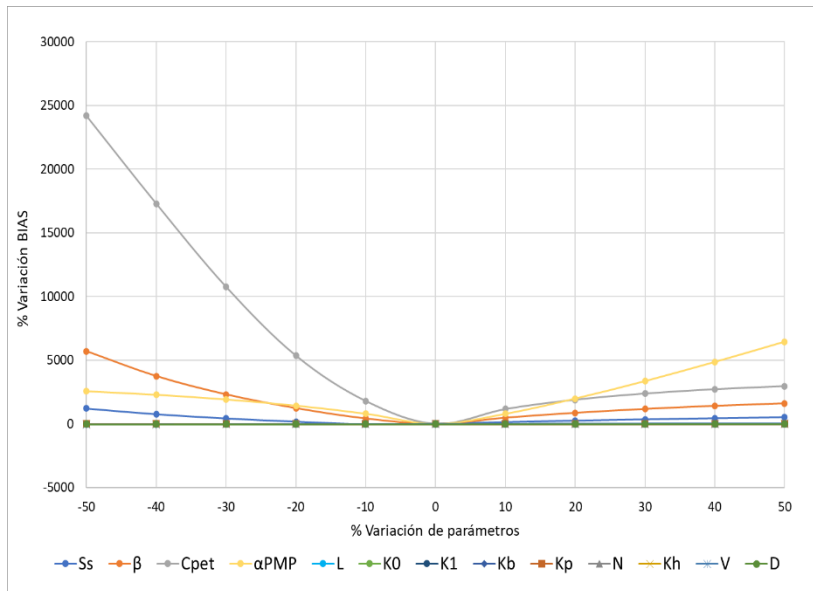


Figura A.3.2 Porcentaje de cambio en el BIAS simulado con el HBV respecto a la variación porcentual de cada parámetro hasta la estación HL 1020.

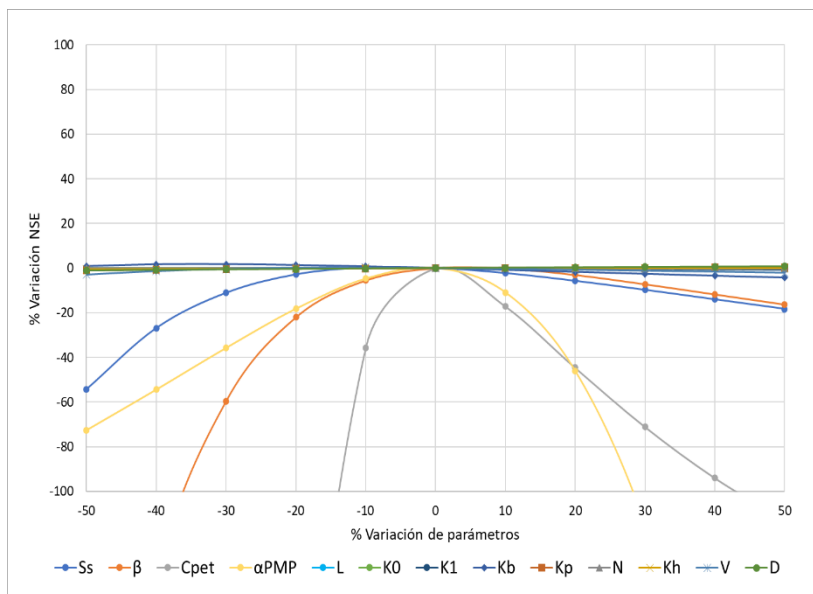


Figura A.3.3 Porcentaje de cambio en el NSE simulado con el HBV respecto a la variación porcentual de cada parámetro hasta la estación HL 1020.

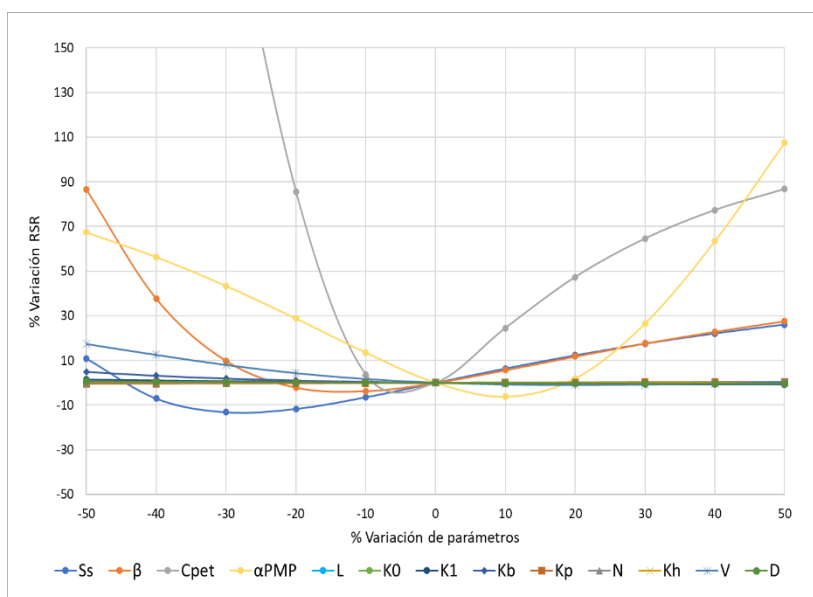


Figura A.3.4 Porcentaje de cambio en el RSR simulado con el HBV respecto a la variación porcentual de cada parámetro hasta la estación HL 1045.

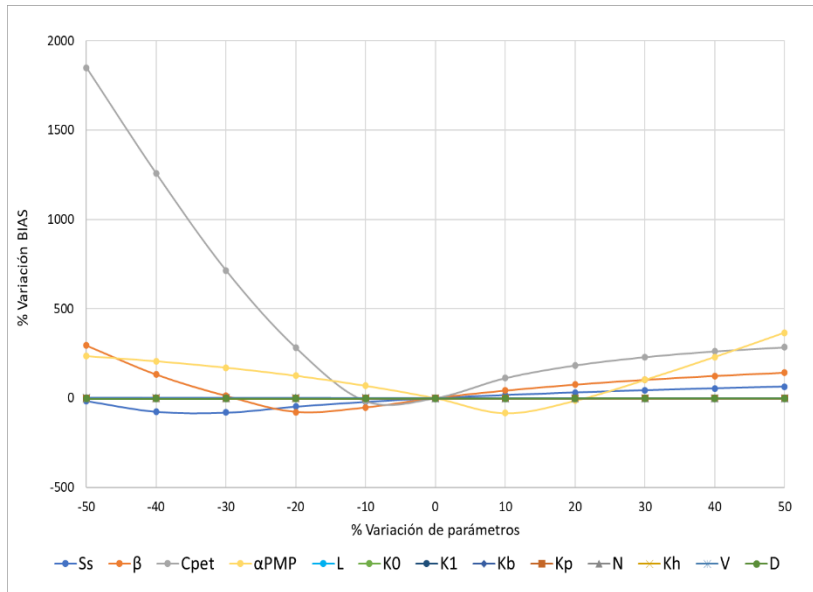


Figura A.3.5 Porcentaje de cambio en el BIAS simulado con el HBV respecto a la variación porcentual de cada parámetro hasta la estación HL 1045.

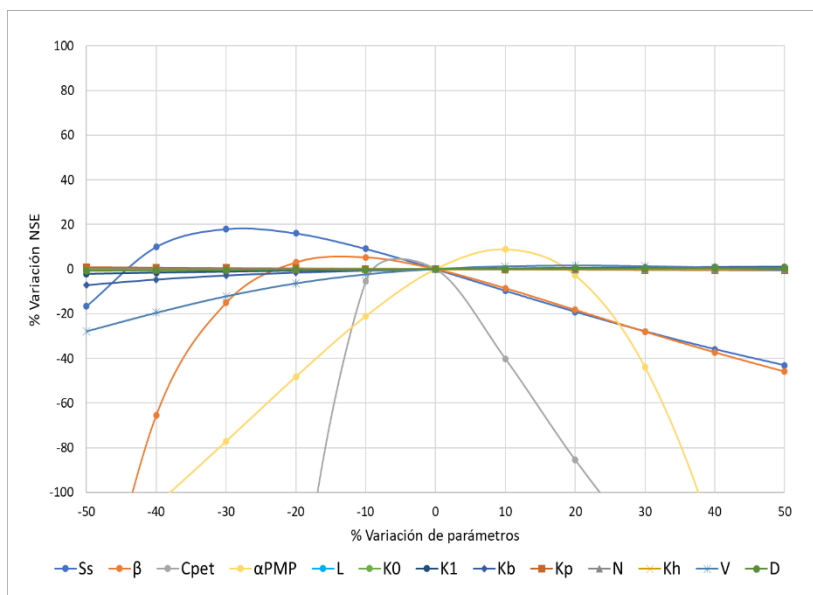


Figura A.3.6 Porcentaje de cambio en el NSE simulado con el HBV respecto a la variación porcentual de cada parámetro hasta la estación HL 1045.

Anexo 4. Gráficos de análisis de sensibilidad HEC-HMS

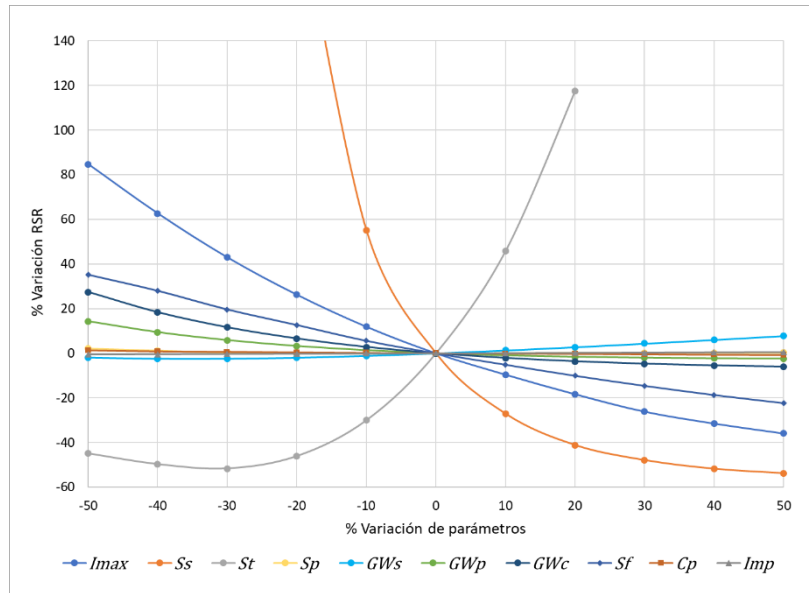


Figura A.4.1 Porcentaje de cambio en el RSR simulado con el HEC-HMS respecto a la variación porcentual de cada parámetro hasta la estación HL 1020.

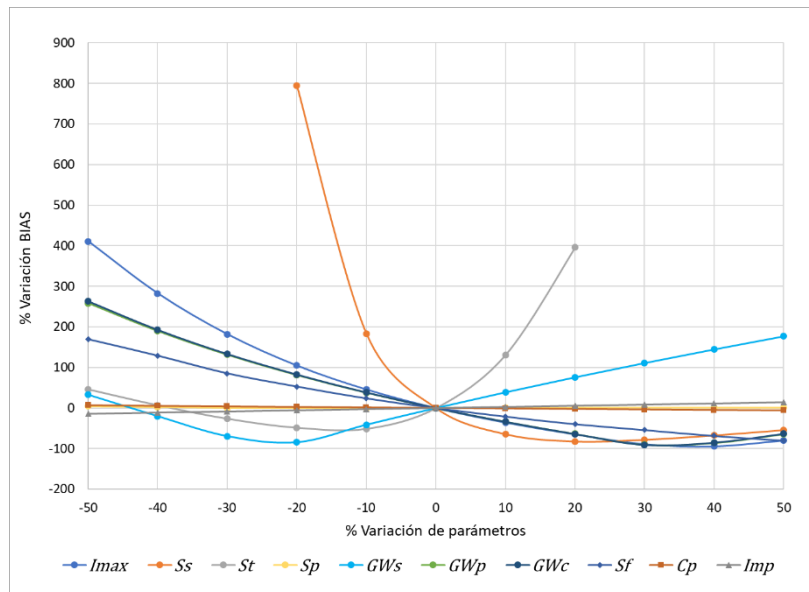


Figura A.4.2 Porcentaje de cambio en el BIAS simulado con el HEC-HMS respecto a la variación porcentual de cada parámetro hasta la estación HL 1020.

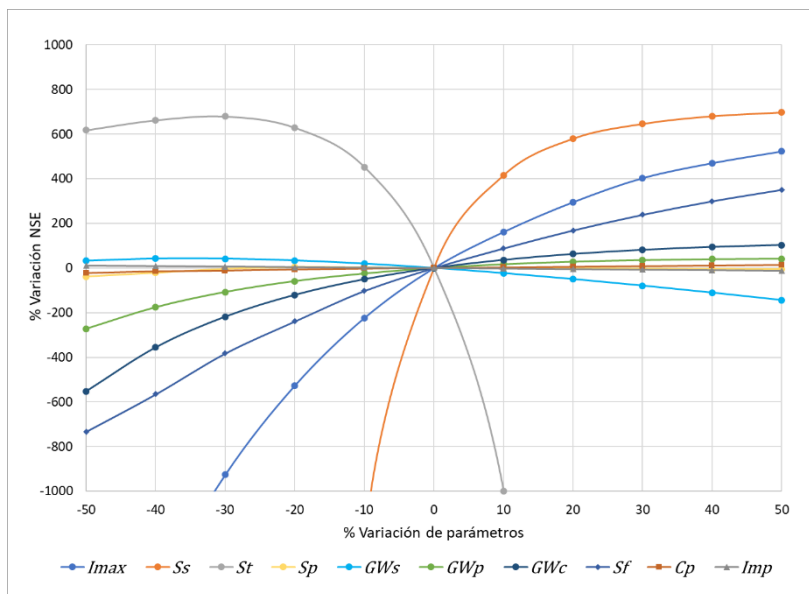


Figura A.4.3 Porcentaje de cambio en el NSE simulado con el HEC-HMS respecto a la variación porcentual de cada parámetro hasta la estación HL 1020.

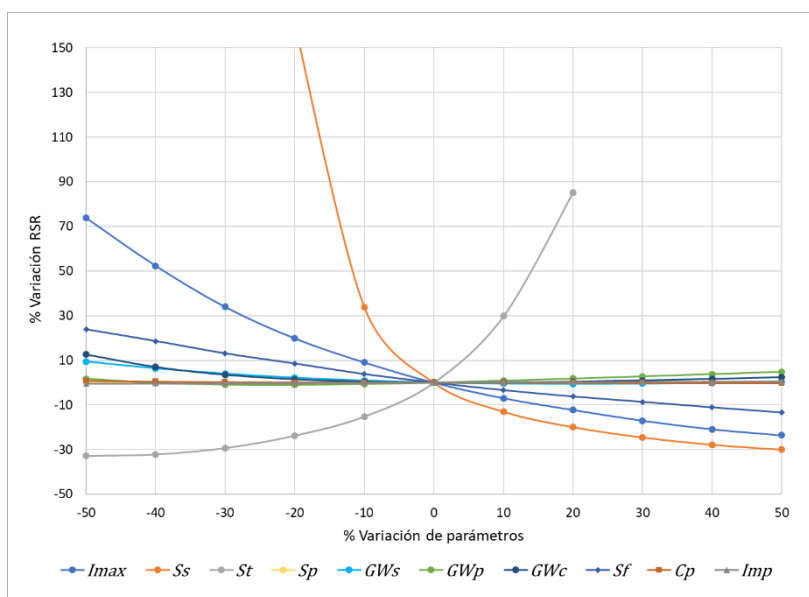


Figura A.4.4 Porcentaje de cambio en el RSR simulado con el HEC-HMS respecto a la variación porcentual de cada parámetro hasta la estación HL 1045.

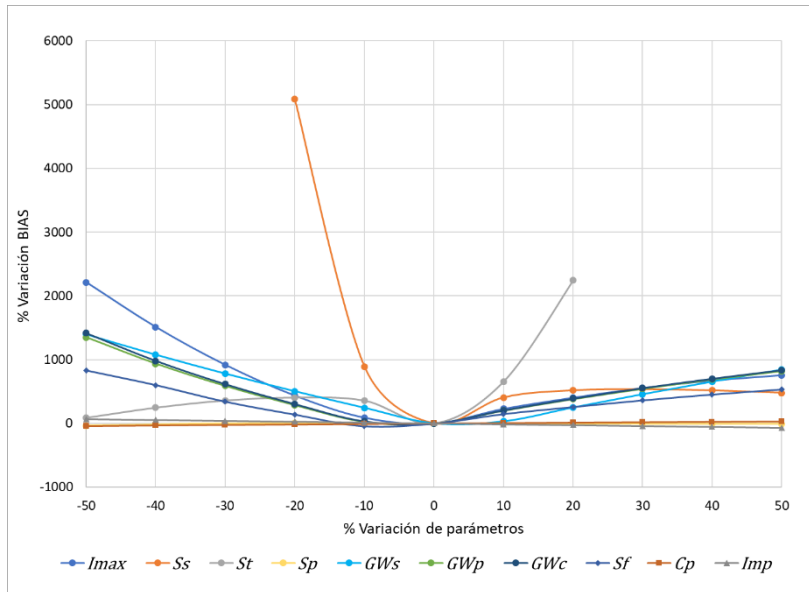


Figura A.4.5 Porcentaje de cambio en el BIAS simulado con el HEC-HMS respecto a la variación porcentual de cada parámetro hasta la estación HL 1045.

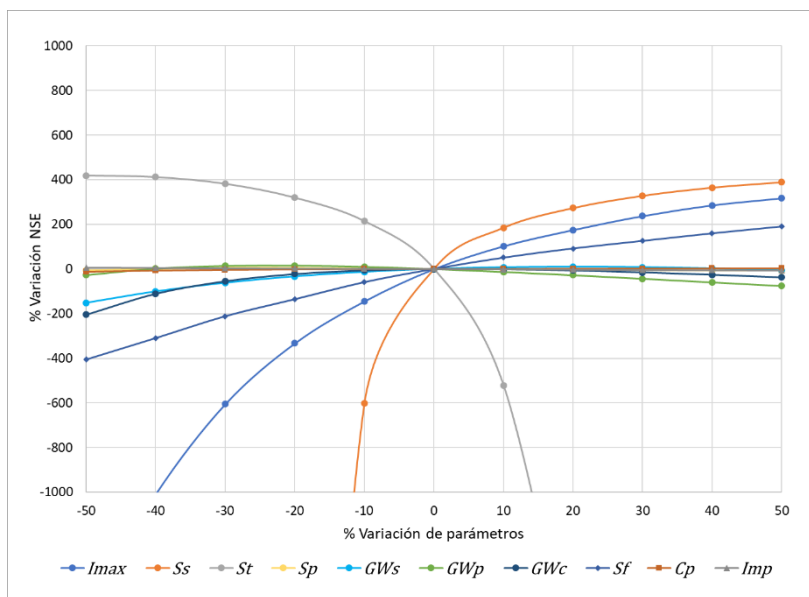


Figura A.4.6 Porcentaje de cambio en el NSE simulado con el HEC-HMS respecto a la variación porcentual de cada parámetro hasta la estación HL 1045.

Anexo 5. Gráficos de la simulación de los modelos HydroBID, HBV y HEC-HMS.

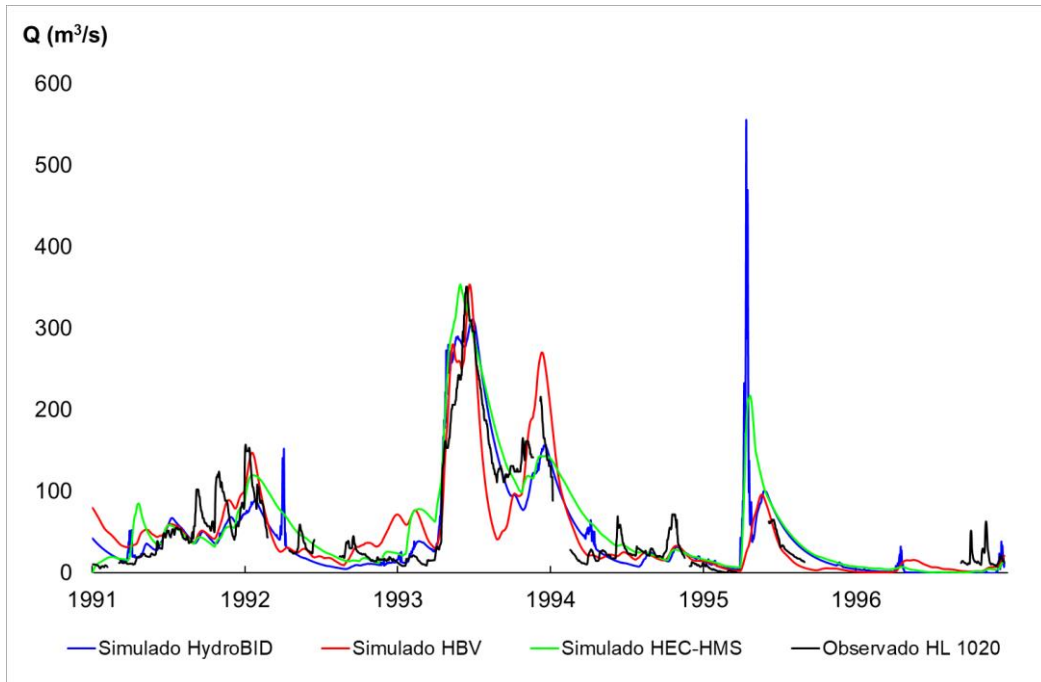


Figura A.5.1 Caudales diarios simulados y observado hasta la estación HL 1020. Periodo: 1 de enero 1991 al 31 de diciembre 1996.

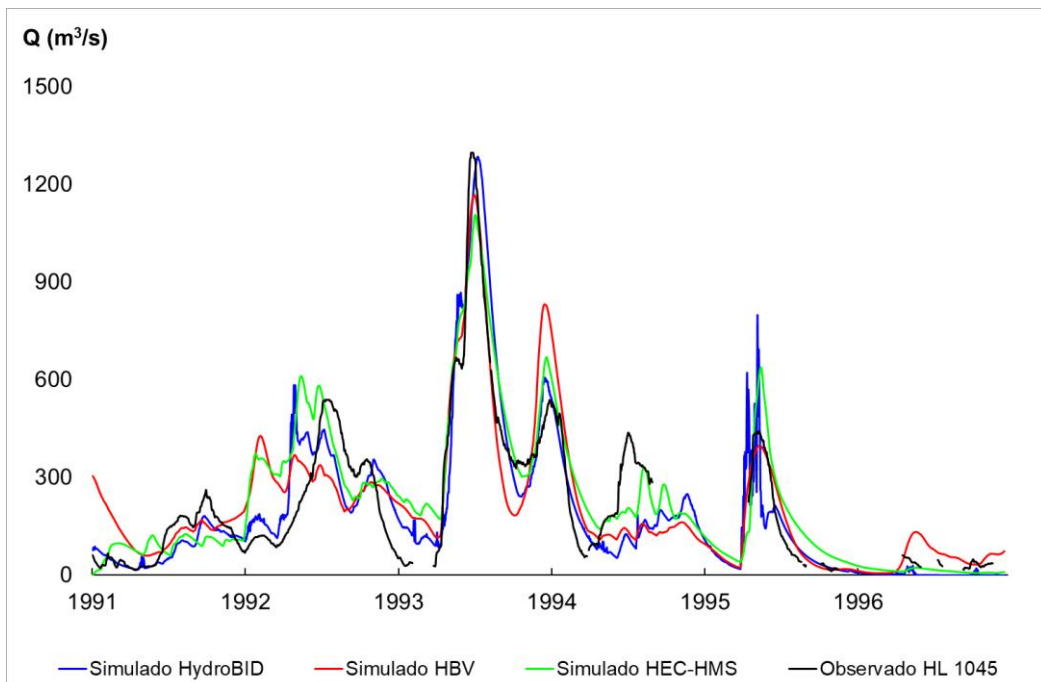


Figura A.5.2 Caudales diarios simulados y observado hasta la estación HL 1045. Periodo: 1 de enero 1991 al 31 de diciembre 1996.

Anexo 6. Publicaciones en las cuales el autor ha participado con aportes surgidos de la presente Tesis

Artículos en revistas con referato

1. **Blanco, M., Demaria, E., Cazenave, G., y Zimmermann, E. (2023).** Validación y corrección de estimaciones de precipitación satelital utilizando observaciones en superficie en la región Pampeana argentina. *Instituto Mexicano de Tecnología del Agua*, e-ISSN 2007-2422. <http://dx.doi.org/10.24850/j-tyca-14-02-04>
2. **Guevara Ochoa, C., Briceño, N., Zimmermann, E., Vives, L., Blanco, M. y Cazenave, G., Ares, G. (2018).** Relleno de series de precipitación diaria para largos periodos de tiempo en zonas de llanura. Caso de estudio cuenca superior del arroyo del Azul. *Geoacta*, 42: 38 - 62. ISSN: 0326-7237 - e-ISSN: 1852-774

Trabajos en actas de reuniones científicas

1. **Blanco, M., Demaria, E., Cazenave, G. (2020).** Evaluación de productos satelitales de precipitación en tiempo cuasi real en la región Pampeana argentina. *XVIII Reunión Argentina y IX Latinoamericana de Agrometeorología: Agrometeorología inteligente para una producción sustentable*. RALDA 2020. Paraná, Argentina. Artículo Breve.
2. **Briceño, N., Entraigas, I., Scioli, C. y Blanco, M. (2020).** Evaluación de métodos para estimar el tiempo de concentración en una zona de llanura. *INOVAGRI meeting virtual 2020*. Estado Do Ceará, Brasil. Artículo Completo.
3. **Collazos, G., Villanueva, I., Briceño, N., Cazenave, G., Blanco, M. y Guevara, C. (2019).** Modelo bidimensional de inundación urbana de la ciudad de Azul (Argentina) con herramientas de uso libre. *XXVIII Congreso Latinoamericano de Hidráulica*. Buenos Aires, Argentina. Artículo Completo.