



**UNIVERSIDAD DE LA FRONTERA
FACULTAD DE INGENIERÍA Y CIENCIAS
DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA EN OBRAS CIVILES**

"Creación de un prototipo de sistema de alerta temprana para inundaciones a escala diaria para la subcuenca del Río Trancura en Curarrehue, región de La Araucanía."

CRISTIAN RENATO CHIGUAILAF CHIGUAILAF

2019



**UNIVERSIDAD DE LA FRONTERA
FACULTAD DE INGENIERÍA Y CIENCIAS
DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA EN OBRAS CIVILES**

"Creación de un prototipo de sistema de alerta temprana para inundaciones a escala diaria para la subcuenca del Río Trancura en Curarrehue, región de La Araucanía"

**TRABAJO PARA OPTAR AL TÍTULO
DE INGENIERO CIVIL**

Profesor Guía: Dr. Mauricio Zambrano Bigiarini
Profesor Co-guía: Dr. Ivo Fustos Toribio
Académico Evaluador: Dr. Angel Monsalve Sepúlveda

CRISTIAN RENATO CHIGUAILAF CHIGUAILAF

2019

**CREACIÓN DE UN PROTOTIPO DE SISTEMA DE ALERTA TEMPRANA PARA
INUNDACIONES A ESCALA DIARIA PARA LA SUBCUENCA DEL RÍO
TRANCURA EN CURARREHUE, REGIÓN DE LA ARAUCANÍA**

CRISTIAN RENATO CHIGUAILAF CHIGUAILAF

COMISIÓN EVALUADORA

MAURICIO ZAMBRANO BIGIARINI

Profesor Guía

IVO FUSTOS TORIBIO

Profesor Co-guía

ANGEL MONSALVE SEPÚLVEDA

Académico Evaluador

Calificación trabajo escrito:

Calificación examen:

Calificación final:

Dedicado a mi familia, en especial

a mis dos madres Elsa e Hilda

Agradecimientos

A mi familia por el apoyo incondicional durante mis 25 años de vida, en especial a mi madre Elsa y mi tía Hilda, a quienes debo todo lo que soy.

Al proyecto Conicyt-Fondecyt 11150861 por el apoyo financiero.

Al proyecto Fondecyt 11180500, que brindaron las simulaciones meteorológicas, fundamentales para el desarrollo de esta tesis.

A mi profesor guía: Mauricio Zambrano Bigiarini con quien he trabajado durante buena parte de mi paso por la universidad, y de quien he aprendido demasiado, por su buena disposición, paciencia, orientación y todo el apoyo brindado durante estos años.

A mi profesor Co-guía: Ivo Fustos Toribio, por proporcionar las modelaciones meteorológicas que hicieron posible este trabajo de título. También por cada uno de sus consejos, su buena disposición y todo el apoyo proporcionado.

A los docentes de la carrera de Ingeniería Civil de la Universidad de La Frontera, por la formación entregada durante estos 6 años.

Finalmente, agradecer a mis amigos y compañeros durante este proceso universitario. Sin ustedes este proceso no habría sido lo mismo.

Resumen

Durante las últimas décadas las zonas aledañas al Río Trancura se han visto afectadas por inundaciones en diversas oportunidades, ocasionando importantes daños de infraestructura y de conectividad vial. Debido a esto, resulta de vital importancia poder anticipar los eventos de inundación con un tiempo tal que permita una gestión eficiente del riesgo y una disminución de los impactos sociales, económicos y ambientales en la zona.

Este trabajo presenta *WRF – TUWmodel*, una *prueba de concepto* de un prototipo de sistema de alerta temprana para inundaciones en la comuna de Curarrehue, región de la Araucanía. Este prototipo acopla un modelo de pronósticos meteorológicos con un modelo hidrológico de precipitación-escorrentía para obtener pronósticos de caudales con 24, 48 y 72 horas de anticipación. Los pronósticos meteorológicos fueron generados con el modelo *Weather Research and Forecasting (WRF)*, con una resolución espacial de 4 km y una resolución temporal horaria. La transformación de las forzantes meteorológicas en caudales a la salida de la cuenca estudiada (Río Trancura en Curarrehue) se realizó con el modelo hidrológico *TUWmodel*, agregado a nivel de cuenca y con una resolución temporal diaria. Las variables de precipitación y temperatura del aire entregadas por WRF fueron comparadas contra los valores registrados en 7 estaciones meteorológicas mediante una comparación *punto-píxel*. Los parámetros del modelo hidrológico se obtuvieron mediante calibración automática para un período de 11 años (01 enero de 1979 a 31 diciembre de 1989), utilizando la versión estándar 2011 del algoritmo de optimización global *Particle Swarm Optimization (PSO)*, y la eficiencia de Kling-Gupta modificada como función objetivo. Los resultados del modelo hidrológico fueron posteriormente verificados durante un período de 27 años (01 enero de 1990 a 31 diciembre de 2016). Esta prueba de concepto fue utilizada para simular 2 eventos ocurridos entre el 26 de julio y el 30 de noviembre del 2019.

Los resultados obtenidos confirman la dificultad de WRF para reproducir la distribución espacial de la precipitación en zonas de topografía compleja, pero también el buen desem-

peño que tiene para reproducir la temperatura del aire. Los resultados obtenidos por *WRF – TUWmodel* para los dos eventos analizados permiten concluir que este sistema acoplado, a pesar de no acertar en la magnitud exacta del caudal pronosticado, si es capaz de generar una alerta con 3 días de anticipación indicando que un evento importante va a ocurrir. Por esto, *WRF – TUWmodel* podría llegar a constituir una importante herramienta de apoyo a la toma de decisiones en la comuna de Currarehue, permitiendo contar con información 3 días antes de la ocurrencia de un evento de inundación. Esto permitiría tomar oportunamente medidas preventivas para resguardar tanto la vida de las personas, como la infraestructura local y servicios básicos.

Índice de contenidos

	Página
Capítulo 1: Introducción	1
1.1 Descripción del problema	1
1.2 Objetivos	3
1.2.1 Objetivo general	3
1.2.2 Objetivos específicos	3
Capítulo 2: Antecedentes generales	4
2.1 Zona de estudio	4
2.2 Geomorfología	5
2.3 Datos hidrometeorológicos	6
2.4 Características climáticas	6
2.5 Hidrología	8
Capítulo 3: Metodología	11
3.1 Pronósticos meteorológicos	12
3.1.1 <i>Weather Research and Forecasting</i> (WRF)	12
3.1.2 Evaluación de modelaciones WRF	13
3.1.3 Índices de bondad de ajuste	15
3.2 Modelación hidrológica	15
3.2.1 Modelo hidrológico	15
3.2.2 Calibración y validación	17
3.3 Acoplamiento de pronósticos meteorológicos con modelo hidrológico	18
3.3.1 Extracción de variables WRF	21
3.3.2 Evapotranspiración potencial pronosticada	22
3.3.3 Periodo de transiente para pronósticos de caudal	22
3.3.4 Series finales que ingresan al modelo hidrológico	23
3.4 Clasificación de los caudales simulados en niveles de alerta temprana	23
Capítulo 4: Resultados y discusión	24
4.1 Evaluación de valores espacialmente distribuidos WRF	24
4.1.1 Evaluación de simulaciones WRF históricas	24
4.1.2 Pronósticos de precipitación y temperatura	27

ÍNDICE DE CONTENIDOS

4.1.3	Resumen de evaluación y discusión	32
4.2	Representación del comportamiento de caudales diarios	34
4.2.1	Parámetros del modelo hidrológico	34
4.2.2	Desempeño del modelo hidrológico calibrado	35
4.3	Clasificación de caudales pronosticados respecto a umbral	37
4.3.1	Cuantiles 97, 98 y 99 %	37
4.3.2	Elección de umbrales de alerta	37
4.4	Comportamiento del sistema acoplado <i>WRF-TUWmodel</i>	38
4.4.1	Evento del 31 de julio del 2019	39
4.4.2	Evento del 28 de agosto del 2019	41
4.4.3	Discusión del comportamiento del sistema <i>WRF-TUWmodel</i>	43
Capítulo 5: Conclusiones		45
Nomenclatura		47
Bibliografía		48
Anexos		54
Anexo A:		55
A.1	Índices de bondad de ajuste utilizados	55
A.1.1	Coeficiente de correlación producto-momento de Pearson (r)	55
A.1.2	Coeficiente de determinación (R^2)	56
A.1.3	Gamma (γ)	57
A.1.4	Eficiencia de Kling Gupta (KGE)	57
A.1.5	Eficiencia de Nash-Sutcliffe (NSE)	58
Anexo B:		60
B.1	Resultados de evaluación de WRF	60
B.1.1	Valores de estadísticos para evaluación de modelaciones históricas WRF	60
B.1.2	Valores de estadísticos para evaluación de pronósticos WRF	61

Índice de tablas

	Página
3.1 Descripción de estaciones meteorológicas utilizadas	14
3.2 Descripción y rango de variación de los parámetros del modelo TUWmodel. Fuente: adaptado de Sleziak et al. (2016).	16
4.1 Parámetros obtenidos para el modelo hidrológico TUWmodel	34
4.2 Elección de umbrales de alerta	38
A.1 Valores de interpretación del coeficiente de correlación lineal de Pearson . .	56
A.2 Clasificación de rendimiento de la eficiencia de Kling Gupta	58
A.3 Clasificación de rendimiento de la eficiencia de Nash-Sutcliffe	59
B.1 Valores de estadísticos para la evaluación de modelaciones históricas de precipitación a escala temporal horaria	60
B.2 Valores de estadísticos para la evaluación de modelaciones históricas de precipitación a escala temporal diaria	60
B.3 Valores de estadísticos para la evaluación de modelaciones históricas de temperatura a escala temporal horaria	60
B.4 Valores de estadísticos para la evaluación de modelaciones históricas de temperatura a escala temporal diaria	61
B.5 Valores de estadísticos para la evaluación de pronósticos horarios de preci- pitación con 24h de anticipación	61

B.6	Valores de estadísticos para la evaluación de pronósticos horarios de precipitación con 48h de anticipación	61
B.7	Valores de estadísticos para la evaluación de pronósticos horarios de precipitación con 72h de anticipación	62
B.8	Valores de estadísticos para la evaluación de pronósticos diarios de precipitación con 24h de anticipación	62
B.9	Valores de estadísticos para la evaluación de pronósticos diarios de precipitación con 48h de anticipación	62
B.10	Valores de estadísticos para la evaluación de pronósticos diarios de precipitación con 72h de anticipación	62
B.11	Valores de estadísticos para la evaluación de pronósticos horarios de temperatura con 24h de anticipación	63
B.12	Valores de estadísticos para la evaluación de pronósticos horarios de temperatura con 48h de anticipación	63
B.13	Valores de estadísticos para la evaluación de pronósticos horarios de temperatura con 72h de anticipación	63
B.14	Valores de estadísticos para la evaluación de pronósticos diarios de temperatura con 24h de anticipación	63
B.15	Valores de estadísticos para la evaluación de pronósticos diarios de temperatura con 48h de anticipación	64
B.16	Valores de estadísticos para la evaluación de pronósticos diarios de temperatura con 72h de anticipación	64

Índice de figuras

	Página
2.1 Ubicación zona de estudio	4
2.2 Composición geomorfológica de la zona de estudio	5
2.3 Clasificación de Köppen-Geiger propuesta por Beck et al. (2018)	7
2.4 Climograma zona de estudio para el periodo (1979-2016)	8
2.5 Precipitaciones mensuales y anuales zona de estudio	9
2.6 Diagrama de cajas para precipitaciones mensuales	9
2.7 Curva de variación estacional de caudales para las estación Río Trancura en Curarrehue	10
3.1 Diagrama con la metodología general utilizada	11
3.2 Ubicación espacial de estaciones utilizadas	14
3.3 Diagrama conceptual del sistema acoplado	20
4.1 Índices de bondad de ajuste obtenidos para simulaciones históricas de pre- cipitación generadas por el modelo meteorológico WRF	25
4.2 Índices de bondad de ajuste obtenidos para simulaciones históricas de tem- peratura del aire generadas por el modelo meteorológico WRF	26
4.3 Índices de bondad de ajuste obtenidos para pronósticos horarios de preci- pitación generados por el modelo meteorológico WRF	27
4.4 Índices de bondad de ajuste obtenidos para pronósticos diarios de precipi- tación generados por el modelo meteorológico WRF	28

4.5	Índices de bondad de ajuste obtenidos para pronósticos horarios de temperatura del aire generados por el modelo meteorológico WRF	30
4.6	Índices de bondad de ajuste obtenidos para pronósticos diarios de temperatura del aire generados por el modelo meteorológico WRF	31
4.7	Topografía general donde se emplazan las estaciones meteorológicas utilizadas para evaluar WRF	33
4.8	Reproducción de caudales para el periodo de calibración (1979-1989)	35
4.9	Reproducción de caudales para el periodo de validación (1990-2016)	36
4.10	Caudales observados desde el 26 de julio hasta el 30 de noviembre del 2019	38
4.11	Pronóstico generado el día 28 de julio, 3 días antes del evento	39
4.12	Pronóstico generado el día 29 de julio, 2 días antes del evento.	40
4.13	Pronóstico generado el día 30 de julio, día del evento	41
4.14	Pronóstico generado el día 26 de agosto, 3 días antes del evento	42
4.15	Pronóstico generado el día 27 de agosto, 2 días antes del evento	42
4.16	Pronóstico generado el día 28 de agosto, día del evento	43

CAPÍTULO 1

INTRODUCCIÓN

1.1. Descripción del problema

El peligro de inundación se considera, en todo el mundo, como una amenaza natural importante debido a su frecuencia, intensidad y daños asociados a la vida humana y al desarrollo económico de los pueblos (Hamid et al., 2019; Cannon et al., 2019). Los daños han aumentado desde la década de 1970, debido en gran parte a la mayor exposición de las personas y los activos (IPCC, 2014). En el período 1900-2006 las inundaciones representaron el 30 % del total de los desastres naturales ocurridos en el mundo, pero ocasionaron más del 48 % del total de personas afectadas y el 26 % del total de daños económicos generados por desastres naturales (Adikari & Yoshitani, 2009). Por otra parte, el calentamiento global parece estar positivamente correlacionado con el riesgo futuro de inundación a escala global: un aumento de 4°C aumentará drásticamente el riesgo de inundación en varios países que representan aproximadamente el 70 % de la población mundial (Alfieri et al., 2017)

Durante el siglo XX en Chile se registraron 502 eventos de inundaciones, mientras que en lo que va de siglo XXI han ocurrido 252 eventos, lo que sumado a las proyecciones de cambio climático señaladas, nos sugiere que los eventos extremos durante este siglo serán más frecuentes que en el siglo pasado (Fundación Chile, 2018). A modo de ejemplo, en el año 2015 un temporal afectó el norte de Chile, generando inundaciones en las regiones de Antofagasta, Atacama y Coquimbo, siendo la más afectada la región de Atacama, donde las inundaciones generaron 31 muertos, 16 desaparecidos, 35.000 damnificados, más de 2.000 casas completamente destruidas y la interrupción del suministro de agua y electricidad durante semanas, con un costo económico total estimado de US \$1,5 mil millones (Izquierdo et al., 2016; Otarola et al., 2016). En 2017 se produjo otro evento que afectó nuevamente las regiones de Atacama y Coquimbo, causando un total de 2 muertos, 1.207 damnificados, 13 viviendas destruidas y un centenar de casas dañadas (Cooperativa, 2017).

Un estudio reciente realizado por la Fundación Chile reveló que las regiones del Bio-Bio y la Araucanía serán las regiones más afectadas por el aumento en la frecuencia de los eventos hidrometeorológicos extremos durante este siglo (Fundación Chile, 2018). A modo de ejemplo, durante todo el siglo XX se reportaron 9 y 11 eventos en las regiones del Bío-Bío y La Araucanía respectivamente, mientras que durante este siglo ya se han registrado 38 y 24 eventos, respectivamente (Fundación Chile, 2018). En particular, durante las últimas décadas las zonas pobladas aledañas al Río Trancura (Región de La Araucanía) se han visto afectadas por inundaciones con importantes daños a la infraestructura local y la conectividad vial en los años 1992, 2001, 2004 (Municipalidad de Curarrehue, 2015). El evento más reciente ocurrió el 31 de julio de 2019, cuando el desborde del Río Trancura dejó cerca de 8.000 personas aisladas en la comuna de Curarrehue (Tele13, 2019). De esta forma, resulta de vital importancia poder representar el comportamiento de los caudales de una cuenca frente a eventos de precipitación extrema, para poder anticipar estos eventos con un tiempo tal que permita una gestión eficiente del riesgo, y disminuir el impacto en la vida de las personas y el desarrollo socio-económico de una determinada zona geográfica.

Pronosticar inundaciones es uno de los problemas más difíciles y desafiantes de la hidrología, sin embargo, el avance en la integración de modelos meteorológicos e hidrológicos durante los últimos años ha permitido aumentar la confianza en los pronósticos de inundaciones (Jain et al., 2018). La literatura revisada durante el presente trabajo indica la necesidad de un sistema de alerta temprana operacional para Chile, que permita pronosticar una inundación con más de un día de anticipación. Lo anterior representa un gran desafío para toda la comunidad de profesionales involucrados en la gestión del riesgo de desastres hidrometeorológicos. En consecuencia, este trabajo de título describe la creación de un prototipo de sistema de alerta temprana (SAT) para inundaciones en la comuna de Curarrehue en la región de La Araucanía.

1.2. Objetivos

1.2.1. Objetivo general

Crear un prototipo de sistema de alerta temprana de inundaciones a escala diaria para la subcuenca del Río Trancura en Curarrehue, región de La Araucanía.

1.2.2. Objetivos específicos

1. Evaluar valores de precipitación y temperatura del aire espacialmente distribuidas, para un periodo histórico.
2. Evaluar los valores de precipitación y temperatura del aire entregados por un modelo de pronóstico meteorológico.
3. Representar el comportamiento de los caudales diarios en la subcuenca del Río Trancura en Curarrehue.
4. Clasificar caudales pronosticados con respecto a un caudal umbral que define los niveles de alerta temprana.

CAPÍTULO 2

ANTECEDENTES GENERALES

2.1. Zona de estudio

Para este estudio se consideró como zona de estudio el área aportante a la estación fluvio-métrica Río Trancura en Curarrehue (Código BNA: 09412001-2) de la Dirección General de Aguas (DGA), pues esta estación se encuentra en el pueblo de Curarrehue, el cual se ha visto afectado por numerosas inundaciones en las últimas décadas (Municipalidad de Curarrehue, 2015). La Figura 2.1 muestra la zona de estudio, la cual se sitúa en la comuna de Curarrehue, sector cordillerano de la provincia de Cautín en la Región de la Araucanía, a una distancia aproximada de 152 kilómetros de la ciudad de Temuco y a 39 kilómetros de la ciudad de Pucón (Municipalidad de Curarrehue, 2018).

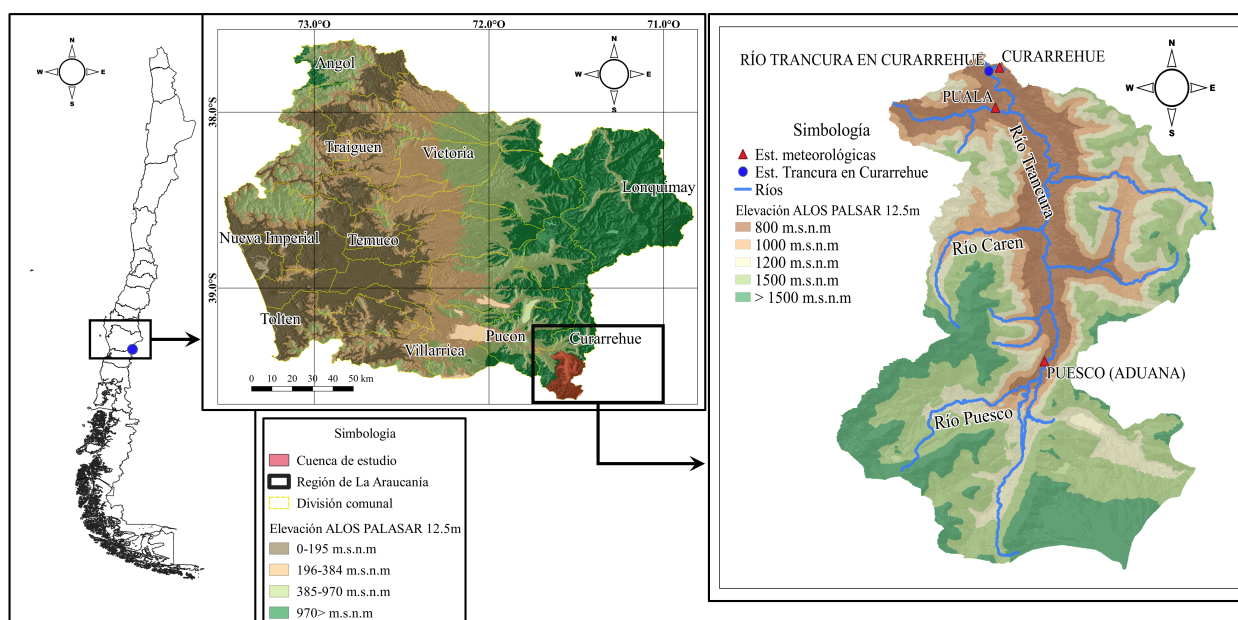


Figura 2.1: Ubicación zona de estudio. Fuente: elaboración propia.

2.2. Geomorfología

La zona de estudio se emplaza en un ambiente geomorfológico de abrupto relieve, con una morfología modelada por procesos tectónicos y volcánicos (Municipalidad de Curarrehue, 2015) controlados por el sistema de falla Liquiñe-Ofqui (LOFS), la cual se asocia al vulcanismo de superficie que genera zonas termales y edificios volcánicos que regulan la topografía de la zona (Muñoz Becker, 2016), donde destacan los volcanes Lanín y Quetrupillán (Municipalidad de Curarrehue, 2018). Por otro lado los procesos glaciales, fluviales y erosivos han moldeado laderas escarpadas y valles de desarrollo angosto que caracterizan a la zona (Municipalidad de Curarrehue, 2015). En la Figura 2.2 se muestra la composición geomorfológica de la cuenca de estudio.

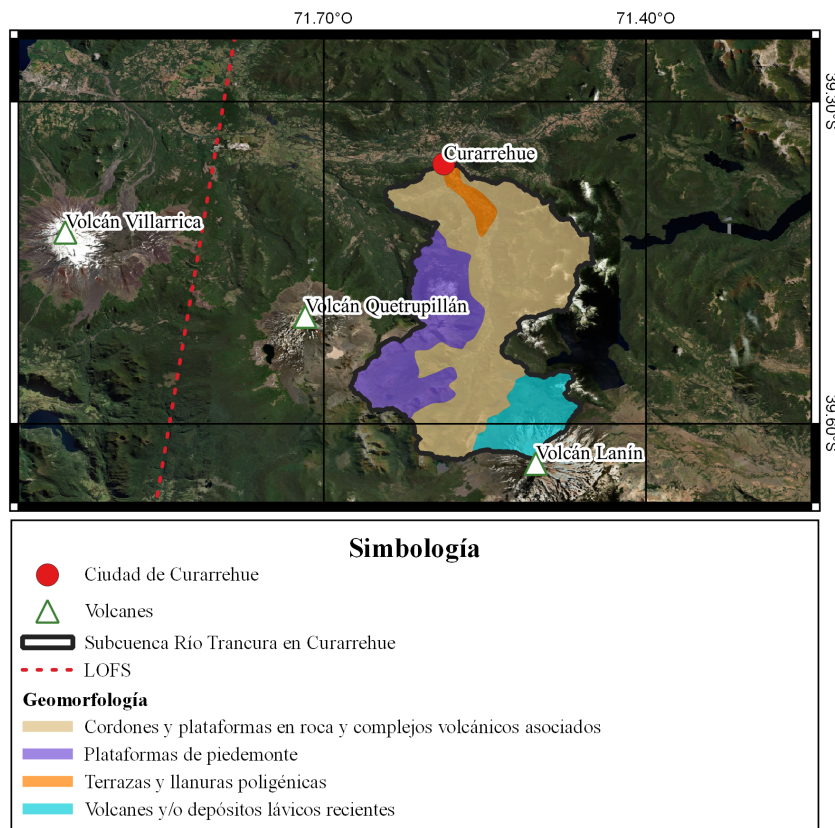


Figura 2.2: Composición geomorfológica de la zona de estudio.

Fuente: elaboración propia, adaptado de datos vectoriales generadas por Gobierno Regional de la Araucanía.

2.3. Datos hidrometeorológicos

Para caracterizar las condiciones hidrometeorológicas de la zona de estudio se utilizaron datos provenientes del *Catchment Attributes and Meteorology for Large Sample Studies - Chile Dataset* (CAMELS-CL, Alvarez-Garreton et al., 2018), la cual entrega información de 516 cuencas a lo largo de Chile utilizando múltiples fuentes de datos (observaciones *in situ*, productos de satelitales y reanálisis). Para cada cuenca, CAMELS-CL entrega el polígono que delimita el área aportante, valores de precipitación media diaria (derivada de un conjunto de datos nacionales y tres productos globales), caudales, temperatura del aire (máxima, mínima y media), evapotranspiración potencial (Hargreaves y Samani) y nieve (Alvarez-Garreton et al., 2018). Para mayor información se recomienda leer Alvarez-Garreton et al. (2018) y visitar www.cr2.cl/camels-cl/.

2.4. Características climáticas

Según la clasificación de Köppen-Geiger propuesta por Beck et al. (2018), en la zona de estudio se pueden encontrar 3 grupos principales de climas: C, D y E. Los climas tipo C, son climas templado con una temperatura media del mes más frío que oscila entre los 18 ° y -3 °C, los climas tipo D son climas fríos en los cuales la temperatura media del mes más frío es inferior a los -3 °C y la del mes más cálido es superior a los 10 °C, y los climas tipo E son climas polares en los que el mes más cálido tiene una temperatura media inferior a los 10 °C (Körner, 1998; Oxford-Complutense, 2000). La Figura 2.3 muestra los principales climas existentes en la zona de estudio, destacando el clima templado con veranos secos y frescos (*Csb*), el clima templado con veranos cortos, fríos y secos (*Csc*) y el clima templado con inviernos fríos o templados, veranos frescos y con precipitaciones bien distribuidas a lo largo del año (*Cfb*).

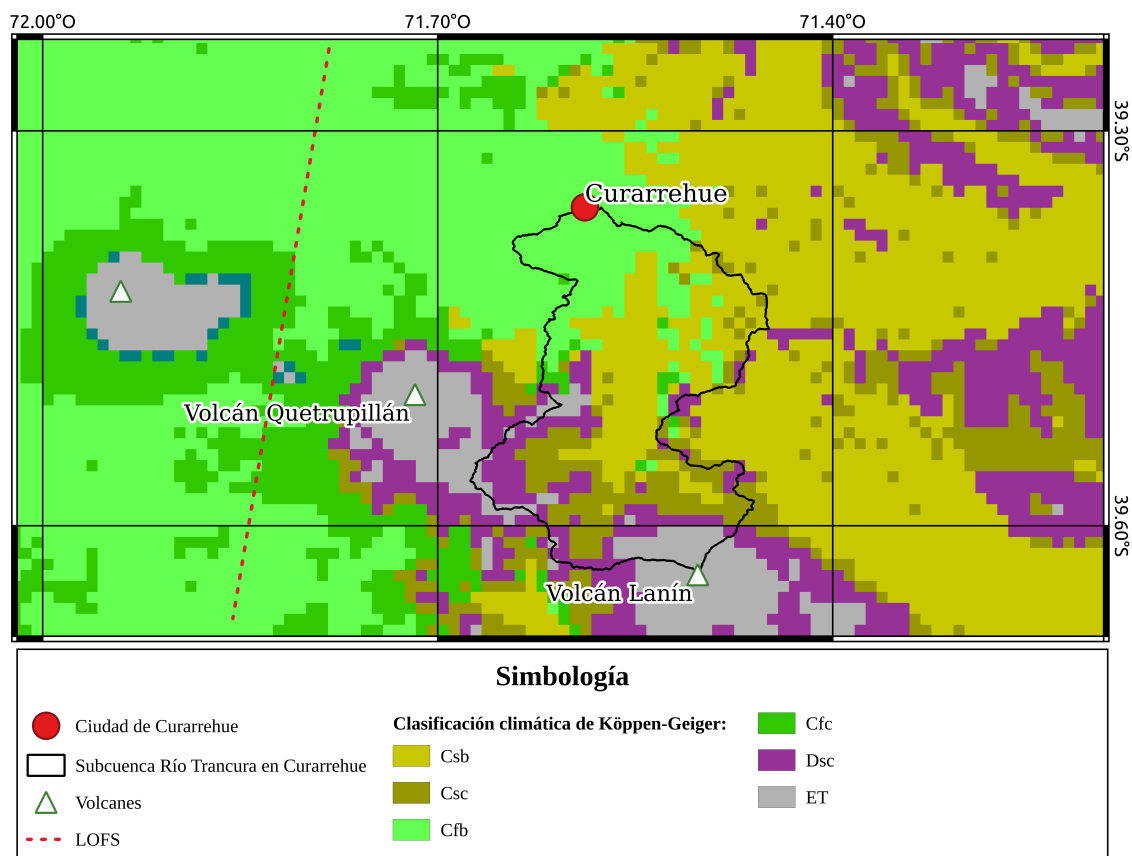


Figura 2.3: Clasificación de Köppen-Geiger propuesta por Beck et al. (2018).
Fuente: elaboración propia, adaptado de (Beck et al., 2018).

La Figura 2.4 muestra el climograma para la zona de estudio, obtenido en base a los datos de precipitación y temperatura diaria de la estación Río Trancura en Curarrehue (Código BNA: 09412001-2) para el periodo (1970-2016).

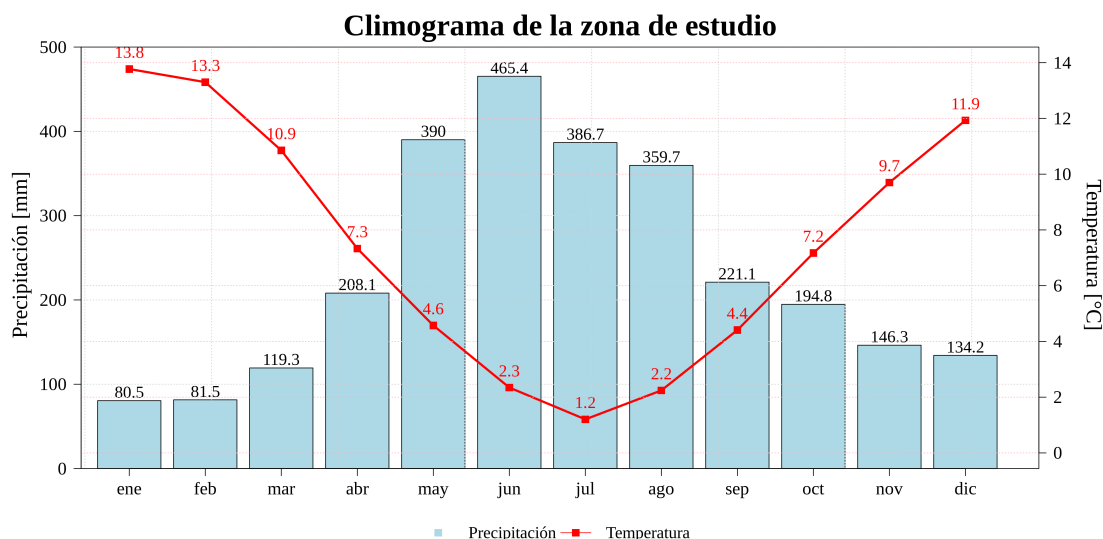


Figura 2.4: Climograma zona de estudio para el periodo (1979-2016)
Fuente: elaboración propia, datos obtenidos de CAMELS-CL
(Alvarez-Garreton et al., 2018).

2.5. Hidrología

La Figura 2.5 muestra la precipitación mensual y anual para el periodo que va desde el 01 de enero de 1979 hasta el 31 de diciembre de 2016 (37 años) en el área de estudio, con valores medios mensuales y anuales de 232.3 y 2788 mm, respectivamente. Adicionalmente, señalar que la precipitación media y máxima diarias fue de 7.6 y 121.3 mm, respectivamente (valores no mostrados en la Figura 2.5). Todos los valores anteriores fueron obtenidos directamente del conjunto de datos meteorológicos entregados por CAMELS-CL (Alvarez-Garreton et al., 2018), descritos en la Sección 2.3).

La Figura 2.6 muestra gráficos de caja con la distribución de las precipitaciones mensuales calculadas para el periodo 1979-2016 señalado anteriormente, donde se aprecia que los tres meses más lluviosos son mayo, junio y julio, con valores medios mensuales de 390, 465.4 y 386.7 mm, respectivamente.

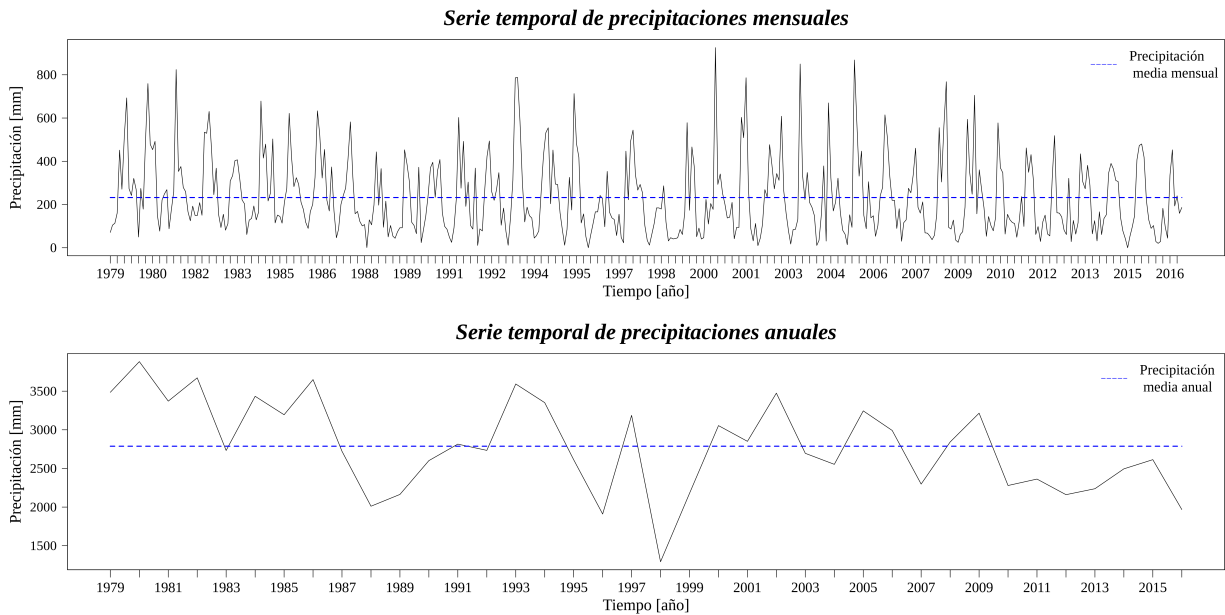


Figura 2.5: Precipitaciones mensuales y anuales para la subcuenca del Río Trancura en Curarrehue. Fuente: elaboración propia, datos obtenidos de CAMELS-CL (Alvarez-Garretón et al., 2018).

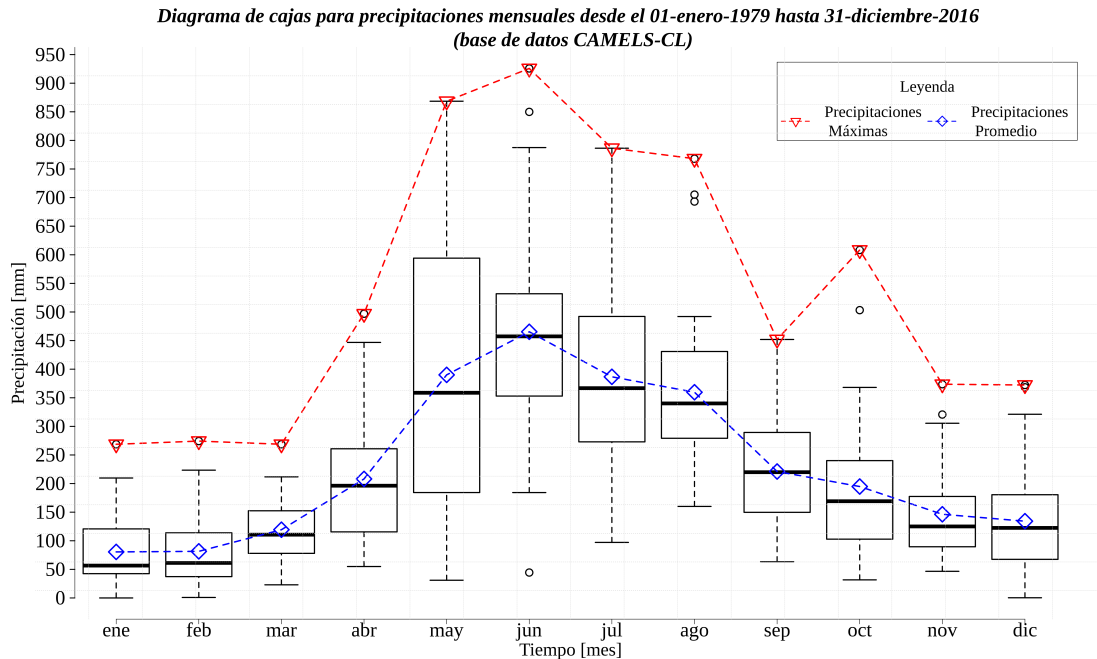


Figura 2.6: Diagrama de cajas para precipitaciones mensuales. Fuente: elaboración propia, datos obtenidos de CAMELS-CL.

La caracterización de los caudales se realizó en base a los datos de caudales diarios registrados en la estación fluviométrica Río Trancura en Curarrehue (Código BNA: 09412001-2) para el período que va desde el 01 de enero de 1979 hasta el 31 de diciembre de 2016, con un valor medio diario de $29.2 \text{ m}^3/\text{s}$. Por otra parte, la Figura 2.7 muestra las curvas de variación estacional de caudales diarios. Esta figura muestra que los valores máximos ocurren durante los meses de mayo, junio y julio, debido al efecto de las precipitaciones de invierno, mientras que un segundo máximo levemente marcado ocurre durante los meses de septiembre y octubre, debido al proceso de deshielo de primavera. Lo anterior indica que la zona de estudio tiene un régimen pluvionival.

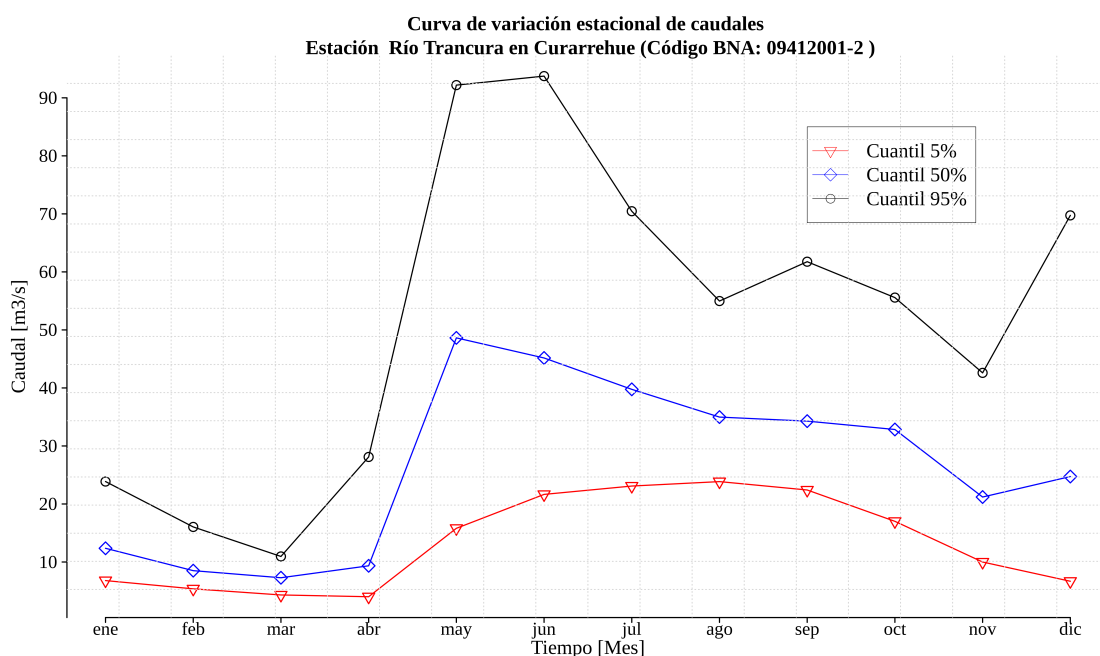


Figura 2.7: Curva de variación estacional de caudales para las estación Río Trancura en Curarrehue para el periodo (1979-2016). Fuente: elaboración propia.

CAPÍTULO 3

METODOLOGÍA

En términos generales, se forzó un modelo hidrológico con pronósticos meteorológicos para obtener de esta manera pronósticos de caudales, que posteriormente pueda ser clasificado en estados de alerta según un valor umbral.

La Figura 3.1 muestra un diagrama con la metodología general utilizada en este proyecto para crear el prototipo de sistema de alerta temprana en el área de estudio. Esta metodología consta de cuatro etapas: i) obtención y evaluación de simulaciones históricas y de pronósticos meteorológicos generados por WRF, ii) modelación hidrológica (calibración y verificación) de los caudales medios diarios a partir de datos meteorológicos medios diarios, iii) acoplamiento de los pronósticos meteorológicos con el modelo hidrológico y iv) determinación de niveles de alerta temprana.

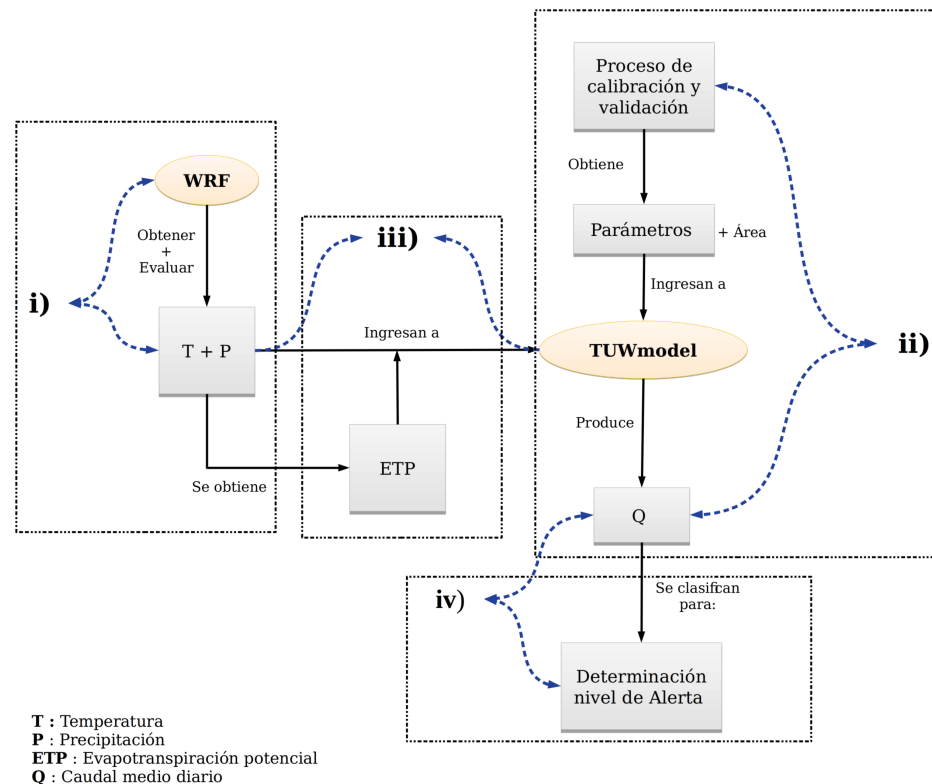


Figura 3.1: Diagrama con la metodología general utilizada.
Fuente: elaboración propia.

3.1. Pronósticos meteorológicos

3.1.1. *Weather Research and Forecasting* (WRF)

Para este estudio se utilizaron pronósticos meteorológicos con 24, 48 y 72 horas de anticipación generados por *Weather Research and Forecasting* (WRF), el cual es un sistema de modelación atmosférica de código abierto, diseñado tanto para la investigación como para la predicción numérica del tiempo atmosférico, y adoptado tanto por entidades privadas como gubernamentales. El modelo sirve para una amplia gama de aplicaciones meteorológicas, utilizando escalas espaciales que van desde las decenas de metros hasta miles de kilómetros (Skamarock et al., 2019). WRF contiene dos núcleos dinámicos, núcleo *Advanced Research WRF* (ARW) y núcleo *Nonhydrostatic Mesoscale Model* (NMM) (UCAR, 2006). Para este estudio se utilizó la versión 4.0 del núcleo ARW (Skamarock et al., 2019), mientras que WRF fue forzado con datos de reanálisis FNL (NCEP, 2000) para modelaciones históricas y *Global Forecast System* (GFS) para los pronósticos, utilizando un esquema de dominio padre/dominio anidado, con una razón padre/hijo 1:3, y con simulaciones horarias. WRF utilizó un modelo de microfísica atmosférica basado en el esquema de Lin et al. (1983), el cual es un sofisticado modelo que considera los intercambios entre hielo, nieve y granizo, muy adecuado para simulaciones de alta resolución espacial. Para optimizar la velocidad de procesamiento, se consideró un diseño de transferencia radiativa de onda larga constante, mientras que el modelo de transferencia radiativa para onda corta utilizó el esquema de Dudhia (1989). Se evaluó la transferencia de masa en el suelo a través de la formulación de Monin & Obukhov (1954) y el intercambio de atmósfera/suelo mediante *Noah Land Surface Model* (NOAH) (Mukul Tewari et al., 2004). Las condiciones de borde planetaria fueron configuradas bajo el esquema de Hong et al. (2006).

3.1.2. Evaluación de modelaciones WRF

Antes de utilizar los pronósticos meteorológicos WRF para forzar el modelo hidrológico, se realizó una evaluación de las variables de temperatura del aire y precipitación horaria entregada por estos pronósticos. Para esto, se consideraron dos conjuntos de datos: i) modelaciones históricas (i.e., "*hindcasting*") obtenidos para el período comprendido entre el 01 de enero de 2014 y el 26 de julio de 2019 (período anterior a los eventos analizados en este estudio), y ii) pronósticos generados (con 24, 48 y 72 h de anticipación) durante el periodo que va desde el 26 de julio hasta el 30 noviembre del 2019. Todas las modelaciones meteorológicas (incluidos los pronósticos) WRF tienen una extensión espacial comprendida entre los 70.23352° O y los 72.86334° O, y entre los 38.89332° S hasta los 39.96839° S, y una resolución espacial de 4 km.

La evaluación se realizó a escala temporal horaria y diaria, utilizando la modalidad *punto-píxel*, i. e., comparando los datos registrados en cada una de las estaciones meteorológicas descritas en la Sección 3.1.2 contra los valores entregados por la celda correspondiente del pronóstico WRF. Sin embargo, es necesario mencionar que los valores entregados por los pronósticos WRF son espacialmente distribuidos, mientras que los datos registrados en las estaciones terrestres solo representan el punto específico donde están localizadas (Lee et al., 2015; Thiemiig et al., 2013).

Observaciones terrestres utilizadas

La evaluación de todas las modelaciones meteorológicas (incluidos los pronósticos) WRF se realizó contra los valores de precipitación y temperatura del aire registrados en 7 estaciones meteorológicas administradas por el Instituto de Investigaciones Agropecuarias (INIA), debido a que sus datos son horarios y se encuentran disponibles en línea en <http://agromet.inia.cl/estaciones.php>. La Tabla 3.1 presenta una breve descripción de las estaciones utilizadas, mientras que la Figura 3.2 muestra la distribución espacial de las mismas.

Tabla 3.1: Descripción de estaciones meteorológicas utilizadas.

Fuente: elaboración propia.

Nombre	Organismo Adm.	Fecha habilitación	Altitud [ms.n.m]	Latitud*	Longitud*
Cuarta Faja	INIA	25-04-2011	115	39.115556° S	72.605278° O
Huiscapi	INIA	17-02-2015	266	39.263333° S	72.398889° O
La Paz	INIA	25-07-2017	86	39.428135° S	72.718521° O
Puala	INIA	02-03-2015	393	39.38194° S	71.57611° O
Radal	INIA	19-02-2018	168	38.98547° S	72.381617° O
San Enrique	INIA	19-07-2017	279	39.261711° S	71.868097° O
Santa Carla	INIA	01-04-2013	264	39.679571° S	72.611389° O

*En Coordenadas Geográficas WGS84 (EPSG: 4326)

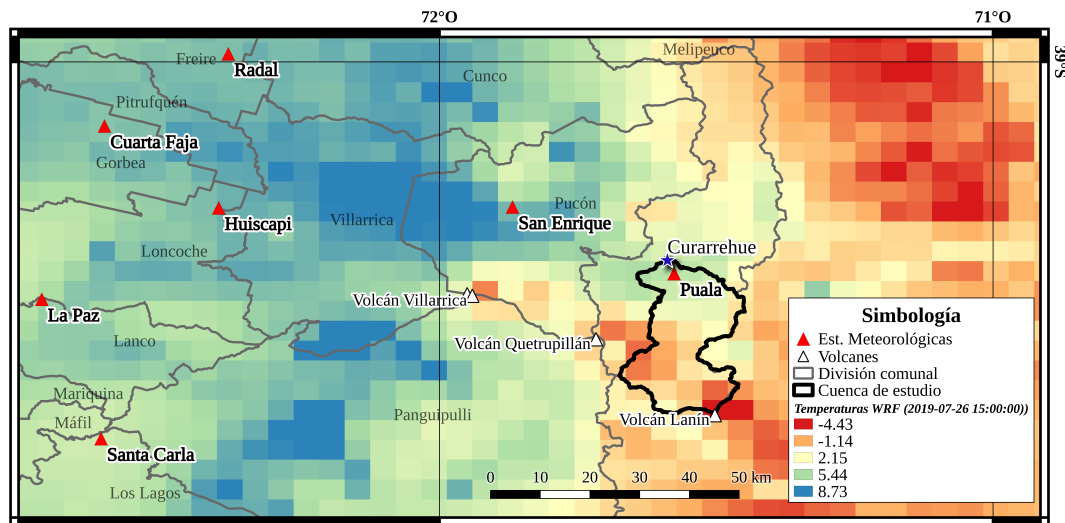


Figura 3.2: Ubicación espacial de estaciones utilizadas para evaluar los pronósticos WRF.

Fuente: elaboración propia.

Periodo de evaluación

En la Sección 3.1.2 se mencionó que las modelaciones históricas abarcaban el período entre el 01 de enero del 2014 y el 26 de julio del 2019, mientras que las estaciones presentadas en la Sección 3.1.2 presentan distintas fechas de inicio de registro de datos (ver Tabla 3.1). Con esta información se seleccionó como ventana temporal común para todas las estaciones el periodo comprendido entre el 01 de marzo del 2018 y el 26 de julio del 2019 para las modelaciones históricas, mientras que para los pronósticos (generados con 24, 48 y 72 h de anticipación) se seleccionó el período comprendido desde el 26 de julio hasta el 30 de noviembre de 2019.

3.1.3. Índices de bondad de ajuste

La comparación de los valores entregados por los pronósticos WRF contra los correspondientes valores registrados en las 7 estaciones meteorológicas descritas en la Sección 3.1.2 se realizó utilizando los siguientes índices de bondad de ajuste: eficiencia modificada de Kling-Gupta (KGE') y sus tres componentes (coeficiente de correlación lineal de Pearson (r), sesgo (β), y variabilidad (γ)), coeficiente de determinación (R^2) y eficiencia de Nash-Sutcliffe (NSE). Todos los índices anteriores se encuentran descritos en detalle en el Anexo A.1 y fueron implementados mediante en el paquete `hydroGOF` (Zambrano-Bigiarini, 2017) del ambiente estadístico R (R Core Team, 2019).

3.2. Modelación hidrológica

3.2.1. Modelo hidrológico

Para la transformación de los datos de precipitación y temperatura del aire en caudales diarios a la salida del area de estudio se utilizó el modelo hidrológico `TUWmodel v1.0-`

2 (Viglione & Parajka, 2019), implementado en el ambiente estadístico R (R Core Team, 2019). TUWmodel es un modelo conceptual agregado de precipitación-escorrentía desarrollado por la Universidad Técnica de Viena (Viglione & Parajka, 2019), y corresponde a una adaptación de la estructura del modelo Hydrologiska Byråns Vattenbalansavdelning (HVB) (Bergström, 1976; Lindström et al., 1997). Se ejecuta a una escala de tiempo diaria e incluye rutinas de nieve, humedad del suelo y tránsito de caudales (Merz & Blöschl, 2004). Para mayor detalle ver Merz & Blöschl (2004), Parajka et al. (2007) y Viglione & Parajka (2019).

Este modelo requiere como datos de entrada: series temporales diarias de precipitación, temperatura del aire, evapotranspiración potencial y el área de la cuenca estudiada. Además, utiliza 15 parámetros para representar los procesos hidrológicos a nivel de cuenca, los cuales se describen brevemente en la Tabla 3.2.

Tabla 3.2: Descripción y rango de variación de los parámetros del modelo TUWmodel.
Fuente: adaptado de Sleziak et al. (2016).

Parámetro del modelo	Descripción y unidad	Proceso asociado	Rango Mín.	Rango Max.
SCF	Factor de corrección de nieve (-)	Acumulación y derretimiento de nieve	0.9	1.5
DDF	Factor grado-día (mm/C día)		0	5
Tr	Límite de temperatura por sobre la cual la precipitación es lluvia (C)		1	3
Ts	Límite de temperatura por debajo la cual la precipitación es nieve (C)		-3	1
Tm	Límite de temperatura sobre la cual comienza el derretimiento (C)		-2	2
LP	Parámetro relativo a el límite de la evapotranspiración potencial (-)	Evapotranspiración	0	1
FC	Máxima capacidad de almacenamiento de humedad del suelo (mm)	Infiltración	0	600
BETA	Parámetro no lineal de la generación de escorrentía (-)		0	20
CP	Tasa de percolación constante (mm/-día)		0	8
K0	Coeficiente de almacenamiento de salida adicional (día)	Escorrentía	0	2
K1	Coeficiente de almacenamiento rápido (día)		2	30
K2	Coeficiente de almacenamiento lento (día)		30	250
Isuz	Umbral de estado de almacenamiento (mm)		1	100
Bmax	Parámetro base máximo de caudales bajos (día)		0	30
Croute	Parámetro de escala libre (mm/día)		0	50

3.2.2. Calibración y validación

Datos utilizados

Para la calibración y la validación del modelo hidrológico se utilizaron los valores diarios de precipitación, temperatura del aire, y evapotranspiración potencial de Hargreaves & Samani (1985) disponibles para el periodo que va desde 01 de enero de 1979 hasta el 31 diciembre de 2016 en la base de datos de CAMELS-CL (Alvarez-Garreton et al., 2018). Además, el área de la cuenca aportante se obtuvo del archivo vectorial con la delimitación de la cuenca disponible en CAMELS-CL.

Periodo calibración y validación

En base a los datos disponibles descritos anteriormente, se utilizó como período de calibración desde el 01 de enero de 1979 hasta el 31 diciembre de 1989 (i.e., 11 años), mientras que para la etapa de verificación se utilizó el período comprendido entre el 01 de enero de 1990 hasta el 31 de diciembre del 2016 (i.e., 27 años).

Algoritmo de calibración

Los parámetros del modelo hidrológico se obtuvieron utilizando el algoritmo de optimización global "*Particle Swarm Optimization*" (PSO; Kennedy & Eberhart, 1995), el cual permite resolver problemas de optimización no lineal, multimodales, con derivadas discontinuas, e interacción no lineal entre parámetros; entre otros problemas típicos de los modelos hidrológicos (Kennedy & Eberhart, 1995; Poli, 2008).

En particular, para este trabajo se utilizó la versión *Standard PSO 2011* (Clerc, 2012), implementada en el paquete hydroPSO (Zambrano-Bigiarini & Rojas, 2013) del ambiente estadístico R (R Core Team, 2019). El paquete hydroPSO fue especialmente diseñado para la

calibración de modelos hidrológicos, y ha sido utilizado por diversos modelos conceptuales (WALRUS), semidistribuidos (SWAT) y distribuidos (LISFLOOD), ya sea se ejecuten dentro del ambiente R como fuera de él (i.e., ejecutados directamente en la consola del sistema operativo). `hydroPSO` cuenta con diversas funciones que permiten la visualización de los resultados obtenidos y el cálculo de la incerteza asociada tanto a la estimación de parámetros como a los valores simulados por el modelo calibrado (Zambrano-Bigiarini & Rojas, 2013).

Función objetivo

La función objetivo utilizada para la calibración del modelo hidrológico fue la eficiencia de Kling-Gupta modificada (KGE') (Kling et al., 2012), mencionada en la Sección 3.1.3 y definida en detalle en el anexo A.1 (Ec. A.4). Este índice de bondad de ajuste facilita el análisis de la importancia relativa de sus diferentes componentes (correlación, sesgo y variabilidad) en el contexto de la modelación hidrológica (Gupta et al., 2009). Mizukami et al. (2019) demuestra el buen desempeño de KGE por sobre otras funciones clásicas (e.g., NSE) en calibraciones de modelos hidrológicos para la estimación de "flujos altos". Esta función objetivo fue implementada utilizando el paquete `hydroGOF` (Zambrano-Bigiarini, 2017) del ambiente estadístico R (R Core Team, 2019).

3.3. Acoplamiento de pronósticos meteorológicos con modelo hidrológico

Una vez verificada la capacidad del modelo hidrológico para reproducir los caudales diarios durante un período de tiempo independiente a aquel utilizado en la calibración (i.e., durante el periodo de verificación), fue necesario utilizar los valores de precipitación y temperatura del aire entregados por el pronóstico meteorológico como dato de entrada al modelo hidrológico, para de esta forma obtener pronósticos de caudales diarios con 24,

48 y 72 horas (1, 2 y 3 días) de anticipación. La Figura 3.3 muestra un esquema simplificado del acoplamiento realizado entre las variables meteorológicas entregadas por WRF y la generación de caudales diarios realizada por el modelo hidrológico TUWmodel, proceso descrito en las siguientes secciones.

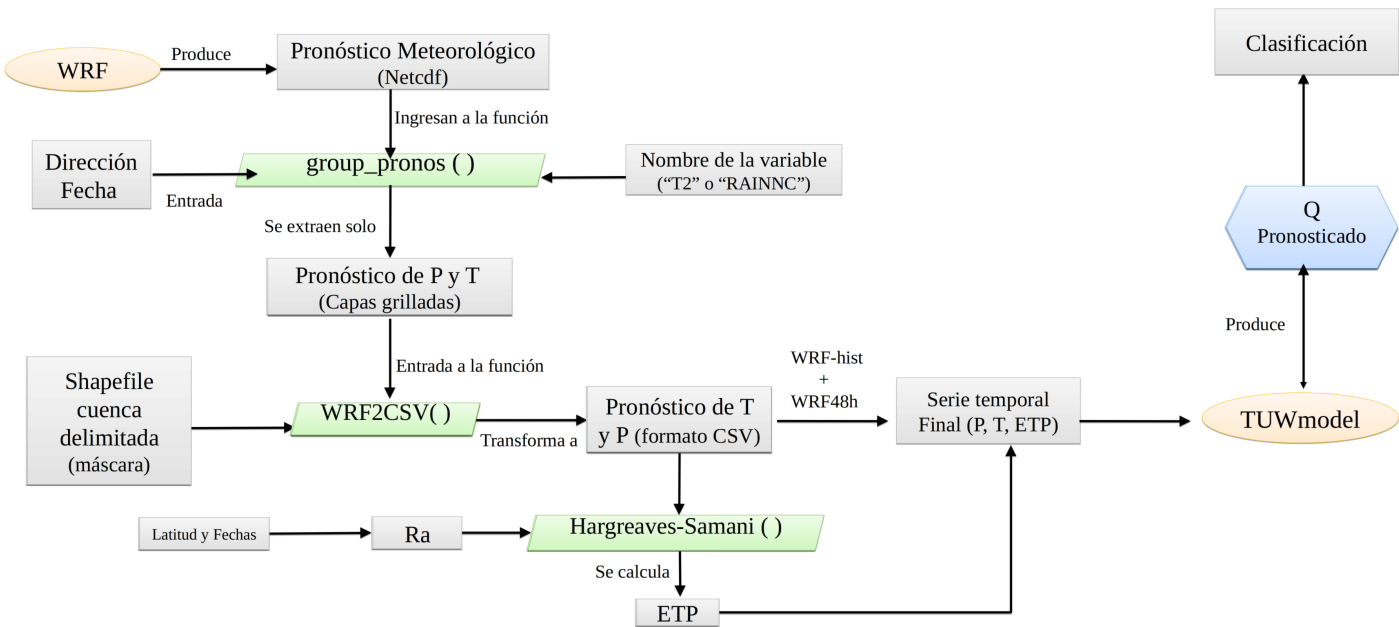


Figura 3.3: Diagrama conceptual del sistema acoplado. Fuente: Elaboración propia.

3.3.1. Extracción de variables WRF

Los valores de precipitación y temperatura del aire entregados por WRF son producidos diariamente con una resolución espacial de 4 km y una resolución temporal horaria, que inicia a las 18:00 UTC (14:00 CL) del día que se genera el pronóstico y se extiende por las 72 horas siguientes (una capa espacialmente distribuida para cada hora, por lo tanto son 72 capas para cada variable). Estos valores espacialmente distribuidos se generan en un solo archivo de formato *Network Common Data Form* (NetCDF).

Para obtener valores de precipitación y temperatura del aire que pudiesen ser ingresados como valores agregados (ya no espacialmente distribuido) al modelo hidrológico fue necesario transformar los datos grillados WRF desde su formato original (netCDF) hasta un formato que pudiese ser leído de manera eficiente por el modelo hidrológico durante cada simulación de caudales, debido a esto se utilizó un archivo serapado por comas (CSV).

Los archivos NetCDF entregados por WRF contienen variables adicionales que no son utilizadas por el modelo hidrológico, por lo cual en primer lugar se extrajeron solo las capas grilladas correspondientes a las variables de precipitación total acumulada (RAINNC) y temperatura del aire (T2). Para esto, se creó una función en el ambiente estadístico R (R Core Team, 2019) denominada `group_pronos`, la cual extrae las 72 capas para cada variable (una capa por hora pronosticada). En segundo lugar, se aplicó una máscara vectorial (obtenida desde CAMELS-CL Alvarez-Garreton et al., 2018) para obtener solo aquellas celdas ubicadas dentro de la zona de estudio. Finalmente, para cada variable se calculó un valor horario agregado representativo de la cuenca, el cual se obtuvo como el promedio de todas las celdas contenidas dentro de la zona de estudio (previamente delimitada con la máscara obtenida desde CAMELS-CL) para posteriormente calcular el valor diario (de 18:00 h UTC a 15:59 h UTC) correspondiente. Este último proceso se realizó mediante el desarrollo de la función `WRF2CSV`, implementada en el ambiente estadístico R (R Core Team, 2019).

3.3.2. Evapotranspiración potencial pronosticada

La evapotranspiración potencial requerida como dato de entrada para el modelo hidrológico se estimó a partir de los valores horarios de temperatura del aire entregados por WRF, utilizando la formula de Hargreaves-Samani (Hargreaves & Samani, 1985; Allen, 2006), la cual se presenta a continuación:

$$ETP = 0,0023 \cdot R_a \cdot (T_{media} + 17,8) \cdot (T_{max} - T_{min})^{(0,5)} \quad (3.1)$$

donde la ETP corresponde a la evapotranspiración potencial diaria en mm/día, R_a a la radiación extraterrestre en mm/día, T_{media} , T_{max} y T_{min} a la temperatura media, máxima y mínima en °C, respectivamente. Mayor información en Allen (2006).

3.3.3. Periodo de transiente para pronósticos de caudal

El periodo de calentamiento de un modelo hidrológico (i.e., *warmup*) es un proceso de ajuste por el cual las reservas internas (e.g., humedad del suelo, nieve) pasan desde una condición inicial estimada (generalmente cercana a cero) a un estado “estable” (Kim et al., 2018). Para el caso de estudio, el periodo de calentamiento utilizado para cada pronóstico de caudales abarcó desde el 01 de Enero de 2014 hasta el día anterior a la fecha pronosticada. Durante este periodo, el modelo hidrológico utilizó series temporales diarias (de 18:00 UTC a 17:59 UTC) de precipitación, temperatura del aire y evapotranspiración potencial obtenidas a partir de la unión secuencial de dos conjuntos de datos, primero los pronósticos históricos de WRF (desde el 01 enero de 2014 hasta el 26 julio de 2019) y posteriormente a falta de valores históricos se utilizó una serie temporal de valores pronosticados por WRF (desde el 27 de julio 2019 hasta el día anterior a la fecha pronosticada). Debido a los resultados de la evaluación punto-pixel descritos en la Sección 4.1, se utilizó la serie de valores pronosticados con 48 h de anticipación.

3.3.4. Series finales que ingresan al modelo hidrológico

Para producir cada pronóstico de caudales (a 24, 48 y 72 horas) es necesario combinar datos del periodo de calentamiento con datos correspondientes a los días que se desean pronosticar. De esta forma, a las series correspondientes al periodo de calentamiento descritas en la Sección 3.3.3 se le unen luego los valores pronosticados para las siguientes 72 h (en escala diaria), es decir, las series temporales finales que se utilizan como dato de entrada al modelo hidrológico corresponden a la unión sucesiva de 3 series temporales diarias (de 18:00 UTC a 17:59 UTC): simulaciones históricas de WRF (desde el 01 enero de 2014 hasta el 26 julio de 2016), pronósticos con 48 h de anticipación (desde el 27 de julio de 2019 hasta el día anterior a la fecha a pronosticar), y pronósticos de WRF para las siguientes 3 días.

3.4. Clasificación de los caudales simulados en niveles de alerta temprana

Los caudales pronosticados por el prototipo acoplado *WRF – TUWmodel* son clasificados en tres categorías asociadas al riesgo de inundación: i) bajo, ii) medio, y iii) alto. Para estimar los caudales umbrales se tuvo en cuenta: i) la alerta se genera en base a los caudales simulados por el modelo acoplado *WRF – TUWmodel* y ii) los resultados obtenidos en las secciones 4.2 y 4.3 (el modelo hidrológico tiende a subestimar los caudales observados y el sistema acoplado *WRF – TUWmodel* no predice la magnitud exacta del caudal en el evento). A falta de un periodo más extenso de modelaciones históricas de WRF (desde el 01 enero de 2014 hasta el 26 julio de 2019), se calcularon los percentiles 97 %, 98 % y 99 % de los caudales medios diarios simulados por el modelo hidrológico TUWmodel para la subcuenca del Río Trancura en Curarrehue durante el periodo que va desde el 01 enero de 1979 hasta el 31 de diciembre de 2016, utilizando como valores de entrada al modelo hidrológico los valores diarios de precipitación, temperatura y evapotranspiración potencial obtenidos de CAMELS-CL (Alvarez-Garreton et al., 2018).

CAPÍTULO 4

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

4.1. Evaluación de valores espacialmente distribuidos WRF

Esta sección responde a los objetivos específicos N°1 y N°2 (ver Sección 1.2), y presenta los resultados de la evaluación *punto-píxel* realizada para las simulaciones históricas y los pronósticos de precipitación y temperatura del aire generados por el modelo meteorológico WRF, aplicando la metodología descrita en la Sección 3.1 y los criterios señalados para cada índices de bondad de ajustes en Anexo A.1.

4.1.1. Evaluación de simulaciones WRF históricas

Precipitación

La Figura 4.1 presenta gráficos de caja que resumen los valores de siete índices de bondad de ajuste obtenidos al comparar las series temporales horarias y diarias de precipitación históricas (01 de marzo del 2018 y el 26 de julio del 2019, ver Subsección 3.1.2) generadas por WRF contra sus correspondientes valores medidos en las siete estaciones meteorológicas descritas en la Subsección 3.1.2. Esta figura muestra -en general- un desempeño insatisfactorio tanto de las precipitaciones horarias (valor promedio de $NSE \sim 0.05$ y de $KGE' \sim 0.34$) como diarias (valor promedio de $NSE \sim 0.43$ y de $KGE' \sim 0.49$). Lo anterior se explica tanto por una subestimación sistemática de los valores observados (valor promedio de $\beta \sim 0.79-0.80$) como por una sobreestimación de la variabilidad de los mismos (valor promedio de $\gamma \sim 1.24-1.26$). Además, los valores horarios simulados por WRF presentan una correlación positiva “media” con sus contrapartes observadas (valor promedio de $r \sim 0.52$), mientras que dicha correlación aumenta hasta la categoría de “considerable” al considerar los valores diarios (valor promedio de $r \sim 0.77$). Finalmente, los valores del coeficiente de determinación (R^2) muestran que los valores horarios y diarios simulados por WRF logran explicar el 28 y 60 %, respectivamente, de la varianza de los valores observados. Las tablas B.1 y B.2 del Anexo B muestra el detalle de los índices de

bondad de ajuste obtenidos para cada una de las estaciones meteorológicas utilizadas en esta evaluación.

Estadísticos de bondad de ajuste para modelaciones históricas de precipitación generados por WRF

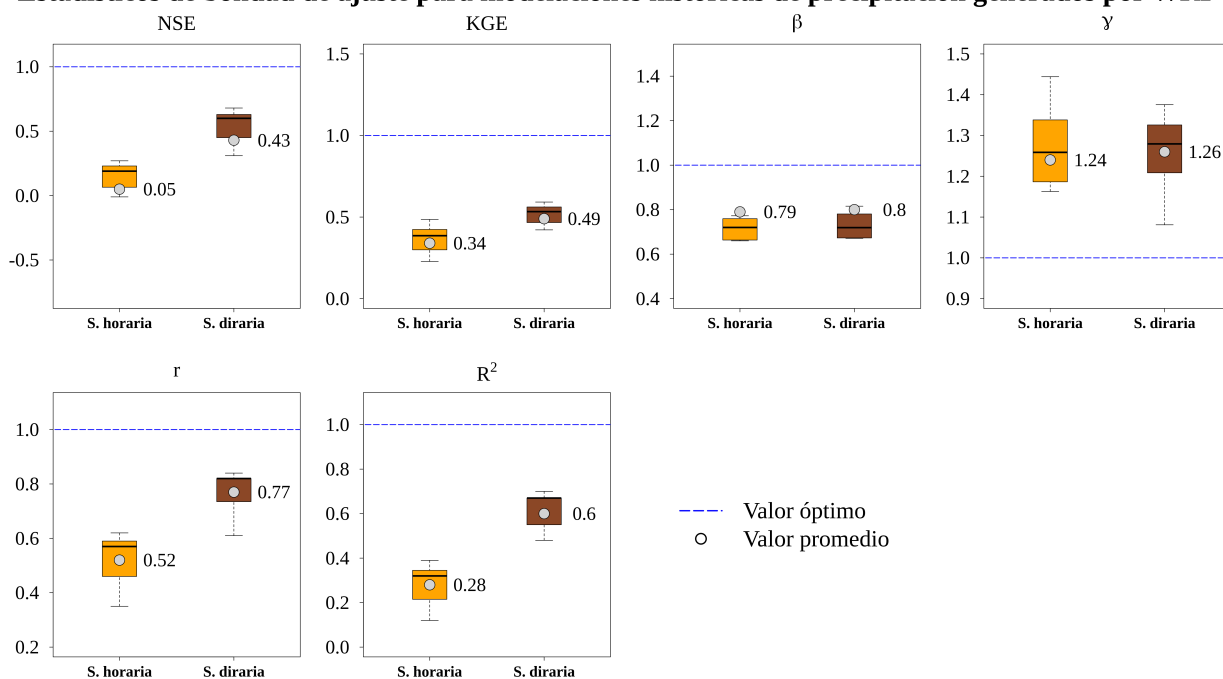


Figura 4.1: Índices de bondad de ajuste obtenidos para simulaciones históricas de precipitación generadas por el modelo meteorológico WRF.

Fuente: elaboración propia.

Temperatura del aire

La Figura 4.2 presenta gráficos de caja que resumen los valores de siete índices de bondad de ajuste obtenidos al comprar las series temporales horarias y diarias de temperatura históricas (01 de marzo del 2018 y el 26 de julio del 2019, ver Subsección 3.1.2) generadas por WRF contra sus correspondientes valores medidos en las siete estaciones meteorológicas descritas en la Subsección 3.1.2. Esta figura muestra -en general- un muy buen desempeño tanto de las temperaturas horarias (valor promedio de $NSE \sim 0.81$ y de $KGE' \sim 0.87$) como diarias (valor promedio de $NSE \sim 0.85$ y de $KGE' \sim 0.90$). Lo anterior se explica

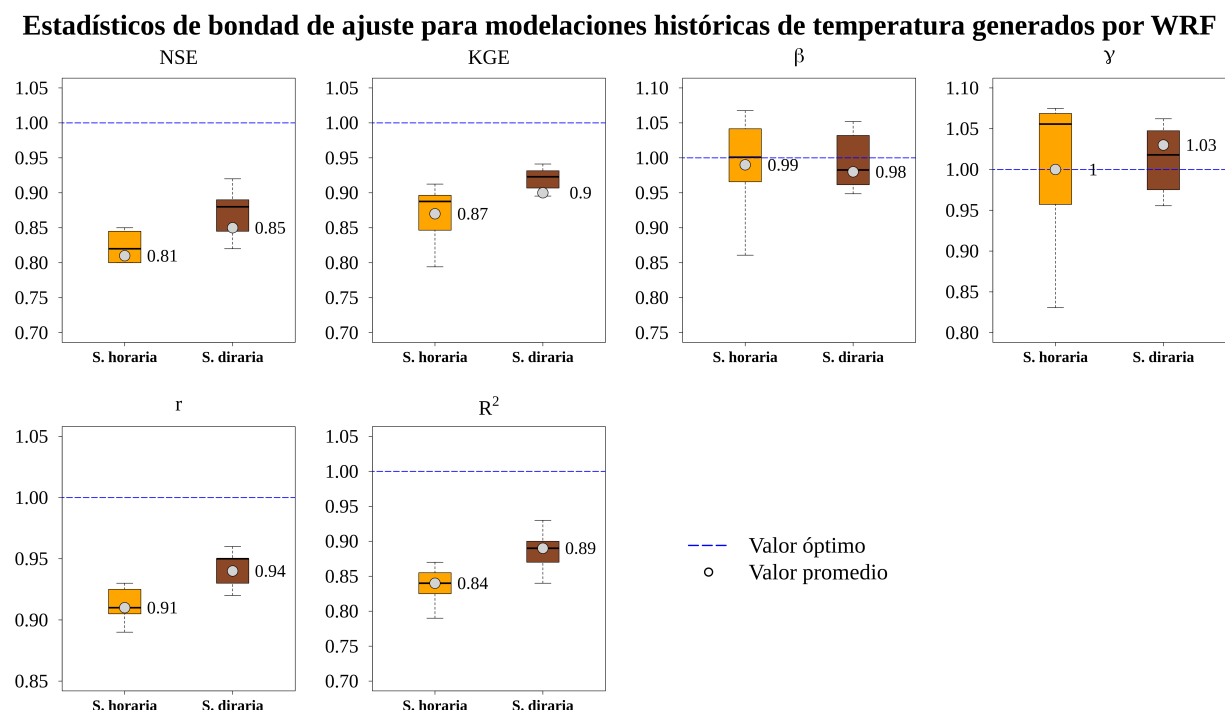


Figura 4.2: Índices de bondad de ajuste obtenidos para simulaciones históricas de temperatura del aire generadas por el modelo meteorológico WRF.

Fuente: elaboración propia.

tanto por el pequeño sesgo de los valores simulados (valor promedio de $\beta \sim 0.99$ – 0.98) como por la leve variabilidad de los mismos respecto a los observados (valor promedio de $\gamma \sim 1$ – 1.03). Además, los valores horarios y diarios simulados por WRF presentan una correlación positiva “muy fuerte” con sus contrapartes observadas (valor promedio de $r \sim 0.91$ – 0.94). Finalmente, los valores del coeficiente de determinación (R^2) muestran que los valores horarios y diarios simulados por WRF logran explicar el 84 y 89 %, respectivamente, de la varianza de los valores observados. Las tablas B.3 y B.4 del Anexo B muestra el detalle de los índices de bondad de ajuste obtenidos para cada una de las estaciones meteorológicas utilizadas en esta evaluación.

4.1.2. Pronósticos de precipitación y temperatura

Resultados para pronósticos de precipitación

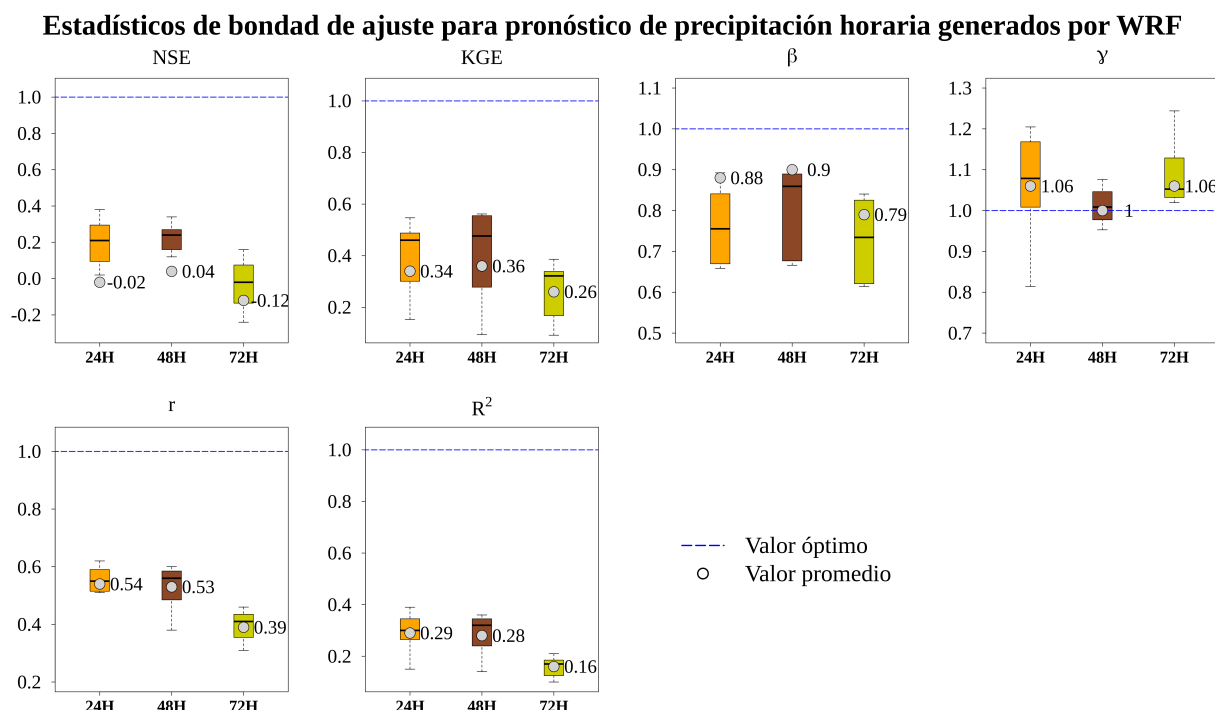


Figura 4.3: Índices de bondad de ajuste obtenidos para pronósticos horarios de precipitación generados por el modelo meteorológico WRF.

Fuente: elaboración propia.

La Figura 4.3 presenta gráficos de caja que resumen los valores de siete índices de bondad de ajuste obtenidos al comparar los pronósticos de precipitación horaria generados por WRF (desde el 26 de julio hasta el 30 de noviembre de 2019) para 24, 48 y 72 h contra sus correspondientes valores medidos en las siete estaciones meteorológicas descritas en la Sección 3.1.2. Esta figura muestra -en general- un desempeño insatisfactorio de las precipitaciones pronosticadas con 24 h (valor promedio de $NSE \sim -0.02$ y de $KGE' \sim 0.34$), 48 h (valor promedio de $NSE \sim 0.04$ y de $KGE' \sim 0.36$), y 72 h de anticipación (valor promedio de $NSE \sim -0.12$ y de $KGE' \sim 0.26$). Lo anterior se explica tanto por una subestimación sistemática de los valores observados (valor promedio de $\beta \sim 0.79-0.9$) como por una le-

ve sobreestimación de la variabilidad de los mismos (valor promedio de $\gamma \sim 1.00-1.06$). Además, los valores pronosticados por WRF con 24 h y 48 h presentan una correlación positiva “media” con sus contrapartes observadas (valor promedio de $r \sim 0.53-0.54$), mientras que dicha correlación disminuye al considerar los valores pronosticados con 72 h (valor promedio de $r \sim 0.39$). Finalmente, los valores del coeficiente de determinación (R^2) muestran que los valores pronosticados por WRF con 24, 48 y 72 h logran explicar en promedio el 29, 28 y 16 %, de la varianza de los valores observados, respectivamente, lo cual está en línea con los valores obtenidos para KGE' y NSE . Las tablas B.5, B.6 y B.7 del Anexo B muestra el detalle de los índices de bondad de ajuste obtenidos para cada una de las estaciones meteorológicas utilizadas en esta evaluación. Es necesario mencionar que tanto en términos de KGE' como NSE , los valores promedio obtenidos para 48 h son levemente mejores que los obtenidos con 24 h de anticipación, lo cual es contraintuitivo (Esto se discute en subsección 4.1.3).

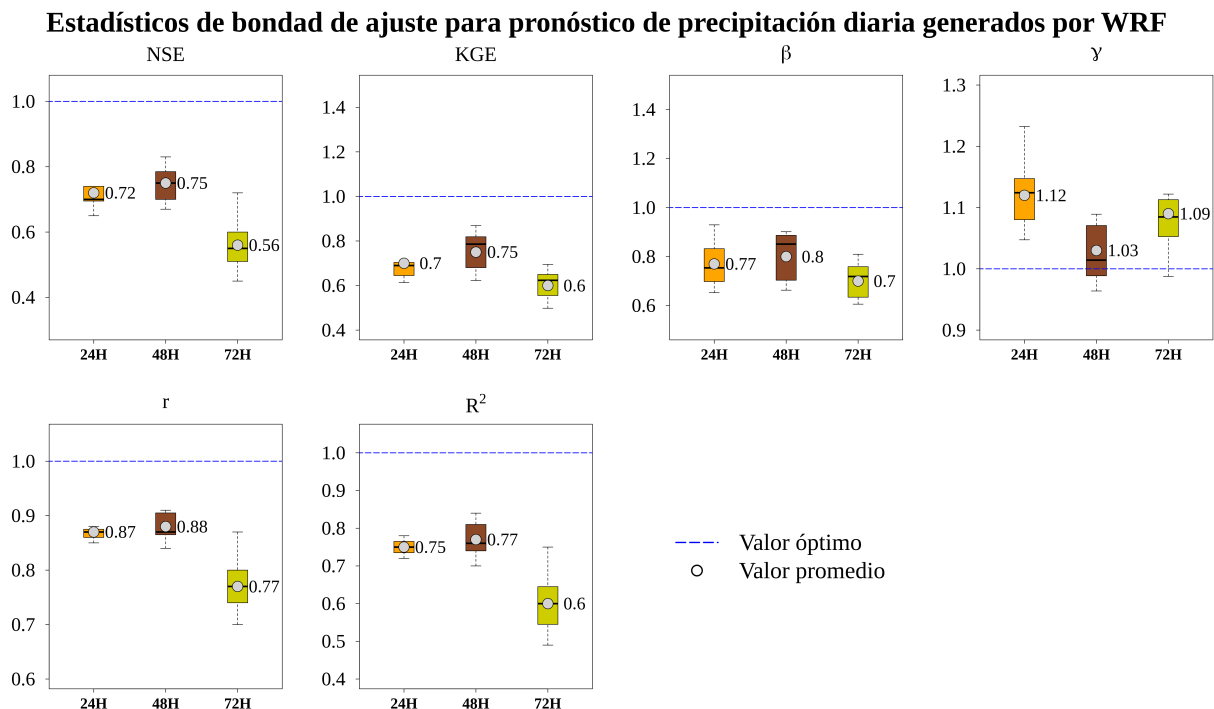


Figura 4.4: Índices de bondad de ajuste obtenidos para pronósticos diarios de precipitación generados por el modelo meteorológico WRF.

Fuente: elaboración propia.

La Figura 4.4 presenta gráficos de caja que resumen los valores de siete índices de bondad de ajuste obtenidos al comparar los pronósticos de precipitación diaria generados por WRF(desde el 26 de julio hasta el 30 de noviembre de 2019) para 24, 48 y 72 h contra sus correspondientes valores medidos en las siete estaciones meteorológicas descritas en la Sección 3.1.2. Esta figura muestra un buen desempeño de las precipitaciones pronosticadas con 24 h (valor promedio de $NSE \sim 0.72$ y de $KGE' \sim 0.70$) y 48 h de anticipación (valor promedio de $NSE \sim 0.75$ y de $KGE' \sim 0.75$), mientras que para los pronósticos con 72 h de anticipación un desempeño aceptable (valor promedio de $NSE \sim 0.56$ y de $KGE' \sim 0.26$). Lo anterior se explica tanto por una subestimación sistemática de los valores observados (valor promedio de $\beta \sim 0.70-0.80$) como por una sobreestimación de la variabilidad de los mismos (valor promedio de $\gamma \sim 1.03-1.12$). Además, los valores pronosticados por WRF con 24 h 48 h y 72 h presentan una correlación positiva “considerable” con sus contrapartes observadas (valor promedio de $r \sim 0.77-0.88$). Finalmente, los valores del coeficiente de determinación (R^2) muestran que los valores pronosticados por WRF con 24, 48 y 72 h logran explicar en promedio el 75, 77 y 60 %, de la varianza de los valores observados, respectivamente, lo cual está en línea con los valores obtenidos para KGE' y NSE . Las tablas B.8, B.9 y B.10 del Anexo B muestra el detalle de los índices de bondad de ajuste obtenidos para cada una de las estaciones meteorológicas utilizadas en esta evaluación. Es necesario mencionar que tanto en términos de KGE' como NSE , los valores promedio obtenidos para 48 h son levemente mejores que los obtenidos con 24 h de anticipación, lo cual es contraintuitivo (Esto se discute en subsección 4.1.3).

Resultados para pronósticos de temperatura

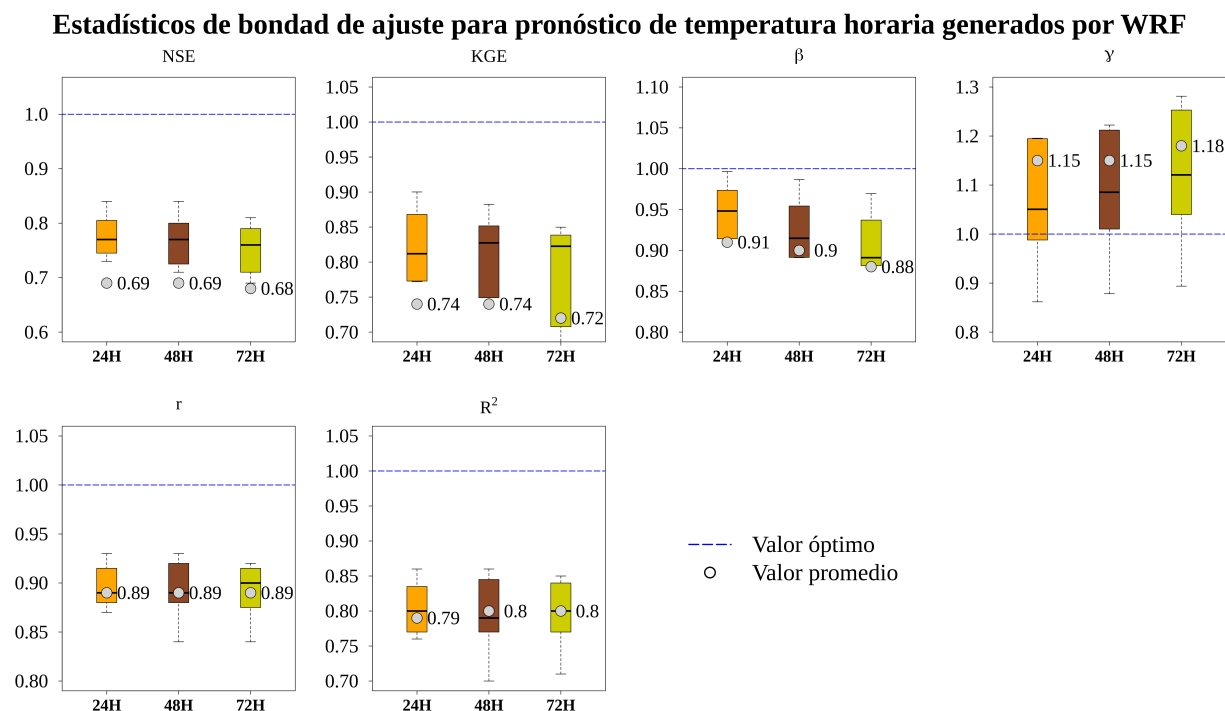


Figura 4.5: Índices de bondad de ajuste obtenidos para pronósticos horarios de temperatura del aire generados por el modelo meteorológico WRF.

Fuente: elaboración propia.

La Figura 4.5 presenta gráficos de caja que resumen los valores de siete índices de bondad de ajuste obtenidos al comparar los pronósticos de temperatura horaria generadas por WRF (desde el 26 de julio hasta el 30 de noviembre de 2019) para 24, 48 y 72 h contra sus correspondientes valores medidos en las siete estaciones meteorológicas descritas en la Sección 3.1.2. Esta figura muestra un buen desempeño de las temperaturas pronosticadas con 24 h, 48 h y 72 h (valor promedio de $NSE \sim 0.68-0.69$ y de $KGE' \sim 0.72-0.74$). Lo anterior se explica tanto por una subestimación sistemática de los valores observados (valor promedio de $\beta \sim 0.88-0.91$) como por una sobreestimación de la variabilidad de los mismos (valor promedio de $\gamma \sim 1.15-1.15$). Además, los valores pronosticados por WRF con 24 h 48 h y 72 h presentan una correlación positiva “considerable” con sus con-

trapartes observadas (valor promedio de $r \sim 0.89$). Finalmente, los valores del coeficiente de determinación (R^2) muestran que los valores pronosticados por WRF con 24, 48 y 72 h logran explicar en promedio el 79, 80 y 80 %, de la varianza de los valores observados, respectivamente, lo cual está en línea con los valores obtenidos para KGE' y NSE . Las tablas B.11, B.12 y B.13 del Anexo B muestra el detalle de los índices de bondad de ajuste obtenidos para cada una de las estaciones meteorológicas utilizadas en esta evaluación.

Estadísticos de bondad de ajuste para pronóstico de temperatura media diaria generados por WRF

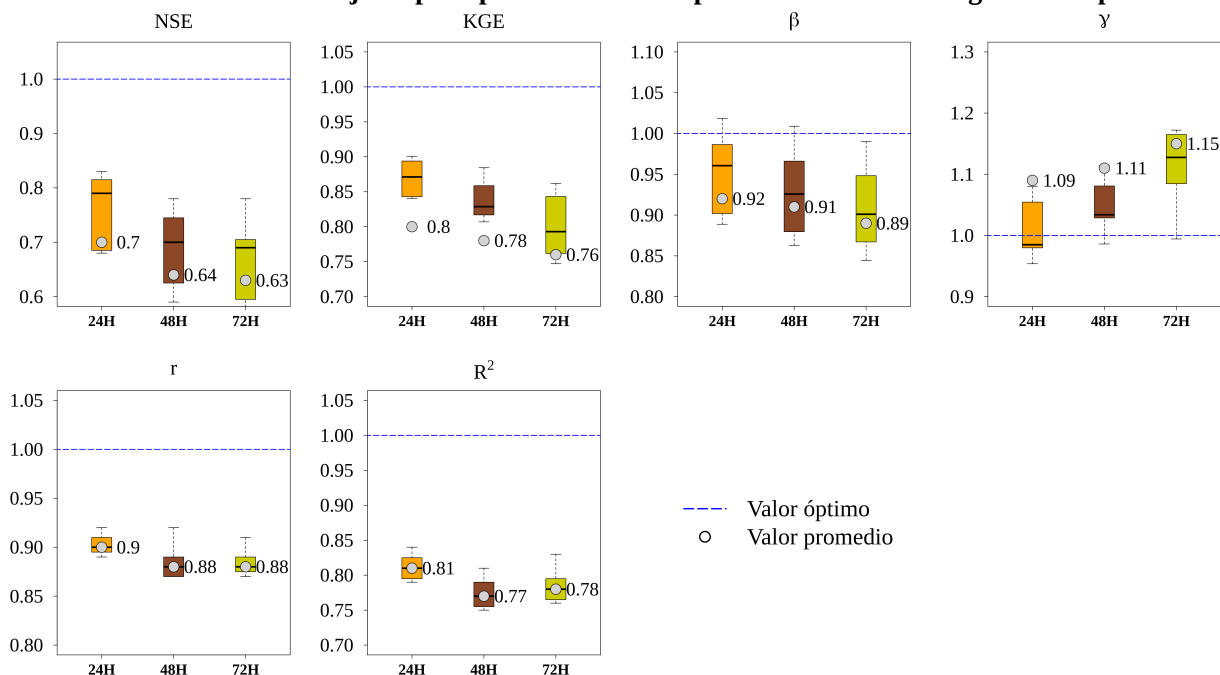


Figura 4.6: Índices de bondad de ajuste obtenidos para pronósticos diarios de temperatura del aire generados por el modelo meteorológico WRF.

Fuente: elaboración propia.

La Figura 4.6 presenta gráficos de caja que resumen los valores de siete índices de bondad de ajuste obtenidos al comparar los pronósticos de temperatura diarias generadas por WRF (desde el 26 de julio hasta el 30 de noviembre de 2019) para 24, 48 y 72 h contra sus correspondientes valores medidos en las siete estaciones meteorológicas descritas en la Sección 3.1.2. Esta figura muestra un buen desempeño de las temperaturas pronosticadas con 24 h, 48 h y 72 h (valor promedio de $NSE \sim 0.63$ – 0.70 y de $KGE' \sim 0.76$ – 0.80). Lo

anterior se explica tanto por una subestimación sistemática de los valores observados (valor promedio de $\beta \sim 0.89-0.92$) como por una sobreestimación de la variabilidad de los mismos (valor promedio de $\gamma \sim 1.09-1.15$). Además, los valores pronosticados por WRF con 24 h 48 h y 72 h presentan una correlación positiva “considerable” con sus contrapartes observadas (valor promedio de $r \sim 0.88-0.9$). Finalmente, los valores del coeficiente de determinación (R^2) muestran que los valores pronosticados por WRF con 24, 48 y 72 h logran explicar en promedio el 81, 77 y 78 %, de la varianza de los valores observados, respectivamente, lo cual está en línea con los valores obtenidos para KGE' y NSE . Las tablas B.14, B.15 y B.16 del Anexo B muestra el detalle de los índices de bondad de ajuste obtenidos para cada una de las estaciones meteorológicas utilizadas en esta evaluación.

4.1.3. Resumen de evaluación y discusión

Tanto las simulaciones históricas como los pronósticos de precipitación horaria realizadas por WRF poseen un desempeño insatisfactorio ($-0.41 \leq KGE' < 0.5$ y $NSE < 0.50$). Sin embargo, al agregar estos valores hasta una escala diaria (18:00 hrs a 17:59 hrs UTC), solo las modelaciones de pronósticos mejoraron a rangos aceptables ($0.50 \leq KGE' < 0.75$ y $0.50 < NSE \leq 0.65$). El bajo rendimiento de las simulaciones de precipitación era un resultado esperado, debido a que diversos autores han reportado la dificultad de WRF para simular adecuadamente las precipitaciones en zonas de topografía compleja (Saavedra Murrugarrá, 2016; Vallejo Bernal et al., 2017; Yáñez-Morroni et al., 2018). Particularmente, Yáñez-Morroni et al. (2018) señala que WRF tiene problemas para pronosticar eventos de lluvia sobre los terrenos montañosos como aquellos que caracterizan la precordillera y cordillera de Chile (características que se pueden observar en la Figura 4.7). Por otra parte, se obtuvo un mejor desempeño de los pronósticos a 48H frente a los de 24H, tanto a escala horaria (valor promedio de $NSE \sim 0.04$ y de $KGE' \sim 0.36$ frente a $NSE \sim -0.02$ y de $KGE' \sim 0.34$) como diaria (valor promedio de $NSE \sim 0.75$ y de $KGE' \sim 0.75$ frente a $NSE \sim 0.72$ y de $KGE' \sim 0.70$), lo cual es un resultado inesperado, pues se esperaba que el desempeño

disminuyera a medida que los valores pronosticados se alejaban al tiempo de origen del pronóstico, ya que los pronósticos de precipitación son sensible a la escala temporal y espacial utilizada, y empeoran con plazos de entrega de más de cinco a seis días (Siddique et al., 2015). Sin embargo, este singular resultado permitió identificar un aspecto importante en la generación de los pronósticos de precipitación. Estos estaban siendo generados utilizando condiciones de borde por defecto en WRF, por lo tanto se produce un periodo de transiente en el cual el modelo tarda en llegar a su “óptimo”, lo cual genera como consecuencia que los pronósticos a 24H sean afectados en su rendimiento.

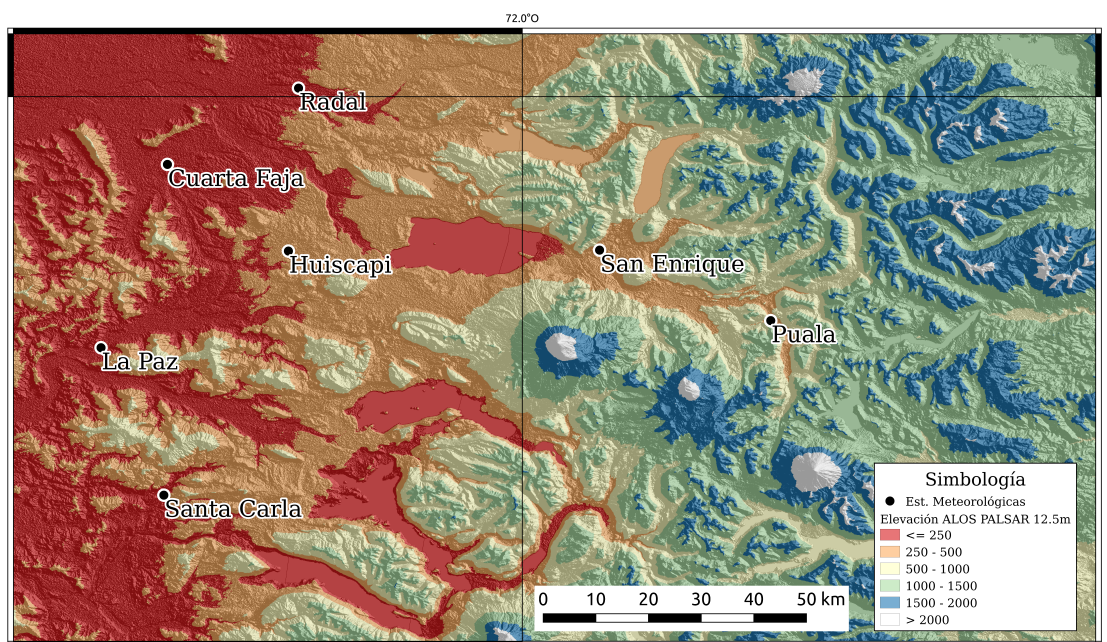


Figura 4.7: Topografía general donde se emplazan las estaciones meteorológicas utilizadas para evaluar WRF. Fuente: elaboración propia.

Las modelaciones de temperatura (históricas y pronósticos) tanto horarias como diarias tiene un buen rendimiento ($KGE' \geq 0.75$ y $0.65 < NSE < 0.70$), en consecuencia se considera que las modelaciones realizadas por WRF reproducen exitosamente las temperaturas, estos resultados concuerdan con los trabajos realizados por otros autores a nivel nacional e internacional (Montes, 2010; Saavedra Murrugarra, 2016; Fekih & Mohamed, 2017; Gaete, 2018; Machado et al., 2018). También cabe destacar que en este caso si se ob-

serva un desempeño descendente con el paso del tiempo (24H mejor que 48H y este mejor que 72H).

4.2. Representación del comportamiento de caudales diarios

Esta sección responde al Objetivos Específicos N°3 (ver Sección 1.2), y presenta los resultados obtenidos para la modelación hidrológica realizada, aplicando la metodología descrita en la Sección 3.2.

4.2.1. Parámetros del modelo hidrológico

Como resultado del proceso de calibración y validación descrito en la sección 3.2 del capítulo metodología, se obtuvieron los parámetros para el modelo hidrológico TUWmodel que se muestran en la tabla 4.1.

Tabla 4.1: Parámetros obtenidos para el modelo hidrológico TUWmodel aplicado en la subcuenca del Río Trancura en Curarrehue.

Parámetro del modelo	Descripción y unidad	Proceso asociado	Valor
SCF	Factor de corrección de nieve (-)	Acumulación y derretimiento de nieve	1.4999
DDF	Factor grado-día (mm/C día)		1.5952
Tr	Límite de temperatura por sobre la cual la precipitación es lluvia (C)		2.9889
Ts	Límite de temperatura por debajo la cual la precipitación es nieve (C)		-2.3498
Tm	Límite de temperatura sobre la cual comienza el derretimiento (C)		0.9870
LP	Parámetro relativo a el límite de la evapotranspiración potencial (-)	Evapotranspiración	0.1231
FC	Máxima capacidad de almacenamiento de humedad del suelo (mm)	Infiltración	34.6099
BETA	Parámetro no lineal de la generación de escorrentía (-)		0.5491
CP	Tasa de percolación constante (mm/día)	Escorrentía	6.3000
K0	Coefficiente de almacenamiento de salida adicional (día)		0.4457
K1	Coefficiente de almacenamiento rápido (día)		12.8626
K2	Coefficiente de almacenamiento lento (día)		33.0000
Isuz	Umbral de estado de almacenamiento (mm)		76.3750
Bmax	Parámetro base máximo de caudales bajos (día)		2.6932
Croute	Parámetro de escala libre (mm/día)		0.0122

4.2.2. Desempeño del modelo hidrológico calibrado

En las figuras 4.8 y 4.9 se muestran las reproducciones de los caudales medios diarios para los periodos de calibración y validación, respectivamente.

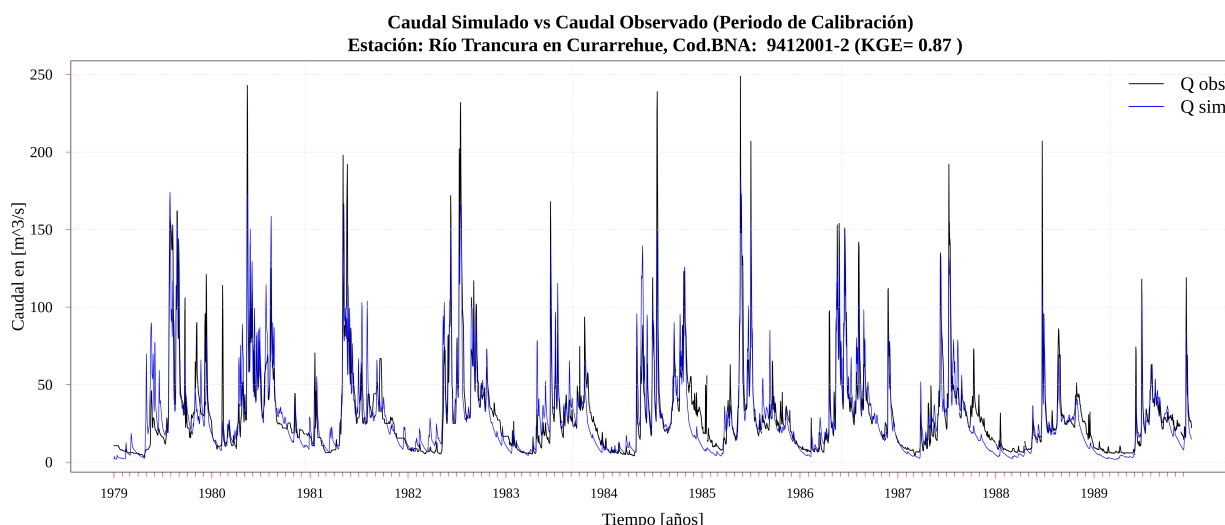


Figura 4.8: Reproducción de caudales para el periodo de calibración (1979-1989). Fuente: elaboración propia con datos de CAMELS-CL.

Para el periodo de calibración (entre el 01 de enero de 1979 y el 31 de diciembre de 1989), las simulaciones de caudales diarios realizadas por el modelo hidrológico obtuvieron un valor de $KGE' = 0.87$, lo cual señala un buen desempeño (ver figura 4.8). Adicionalmente, se calcularon otros estadísticos: $NSE = 0.75$ (bueno), $r = 0.87$ (correlación lineal “considerable”), $R^2 = 0.76$ (el modelo explica el 76 % de la varianza de los valores observado para el periodo de calibración) y $\beta = 0.96$ (i.e. subestimación del 4 %). De la misma manera, para el periodo de validación (entre el 01 de enero de 1990 y el 31 de diciembre de 2016) las simulaciones de caudales diarios obtuvieron un valor de $KGE' = 0.82$, lo cual señala nuevamente un buen desempeño (ver figura 4.9). Para este periodo también, se calcularon los estadísticos: $NSE = 0.77$ (bueno), $r = 0.88$ (correlación lineal “considerable”), $R^2 = 0.78$ (el modelo explica el 78 % de la varianza de los valores observado para el periodo de validación) y $\beta = 0.87$ (i.e., subestimación del 13 %).

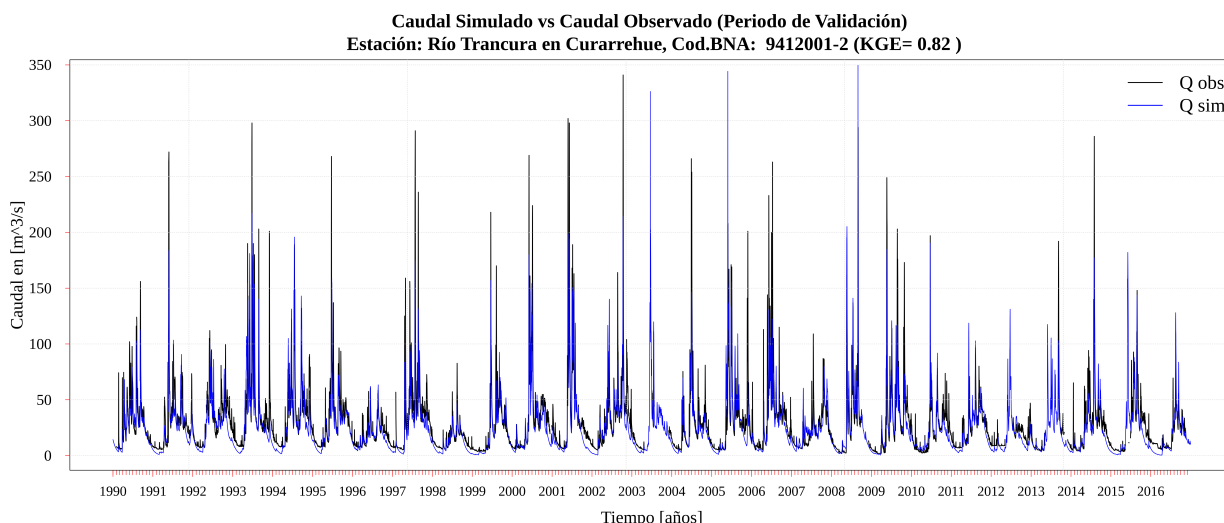


Figura 4.9: Reproducción de caudales para el periodo de validación (1990-2016). Fuente: elaboración propia con datos de CAMELS-CL.

Discusión sobre el desempeño del modelo hidrológico calibrado

Los parámetros obtenidos para el modelo hidrológico TUWmodel presenta una tendencia a subestimar los caudales ($\beta \sim 0.91$, i.e., subestimación $\sim 9\%$) y algunas dificultades para reproducir los deshielos de primavera, cuestión que no es observable en todos los años evaluados (ver figuras 4.8 y 4.9). Por otro lado, el modelo hidrológico TUWmodel reproduce de buena manera los caudales altos (caudales de interés para este trabajo) durante el periodo que va desde el 01 de enero de 1979 hasta el 31 de diciembre de 2016 para la subcuenca del Río Trancura en Curarrehue.

4.3. Clasificación de caudales pronosticados respecto a umbral

Esta sección responde al Objetivos Específicos N°4 (ver Sección 1.2), y presenta los resultados obtenidos para la determinación de los caudales umbrales que definen los niveles de alerta, aplicando la metodología descrita en la Sección 4.3.

4.3.1. Cuantiles 97, 98 y 99 %

Para el periodo que va desde el 01 de enero de 1970 hasta el 30 de noviembre del 2019, los cuantiles 97, 98 y 99 % para la series de caudales medios diarios simulados son respectivamente: 99.3, 115 y 140 m³/s.

4.3.2. Elección de umbrales de alerta

Todos los antecedentes expuestos indican que el modelo hidrológico tiende a subestimar los caudales simulados, por lo tanto existe una alta posibilidad de que el modelo no prediga el caudal exacto que produce el evento de inundación no obstante el modelo si puede generar la alarma. Para ello, se consideró una alerta roja con umbral igual a al valor del cuantil 99 % (1 % probabilidad de excedencia, i.e. periodo de retorno de 100 años) de los caudales medios diarios simulados, que tiene un valor igual a 140 m³/s. Así mismo el caudal que define la aleta amarilla será el caudal obtenido para cuantil 98 % (2 % probabilidad de excedencia, i.e. periodo de retorno de 50 años) de los caudales medios diarios simulados, que tiene un valor igual a 115 m³/s. El resumen de los caudales umbrales se muestra en la Tabla 4.2.

Tabla 4.2: Elección de umbrales de alerta.

Rango [m ³ /s]	Clasificación de alerta	Riesgo de inundación
$Q < 115$	Verde	Baja
$115 \leq Q < 140$	Amarilla	Media
$Q \geq 140$	Roja	Alto

4.4. Comportamiento del sistema acoplado WRF-TUWmodel

Esta sección presenta el comportamiento del prototipo creado (propuesto como objetivo general en la sección 1.2). Se comparó gráficamente el comportamiento de WRF – TUWmodel frente a los 2 únicos eventos ocurridos durante el periodo que va desde el 26 de julio hasta el 30 noviembre de 2019 (periodo que se tuvo pronósticos).

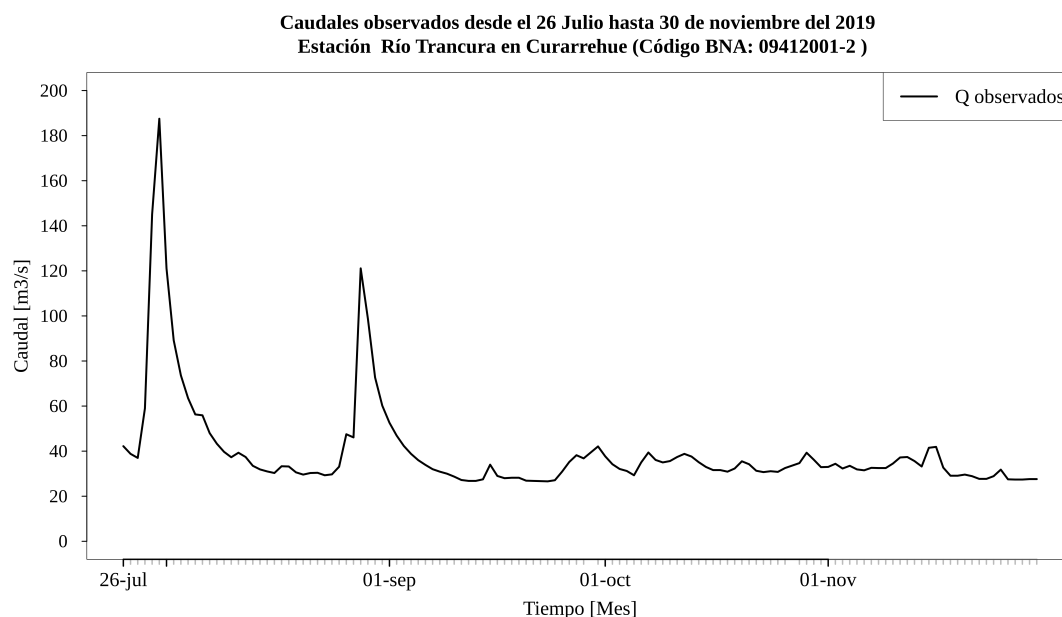


Figura 4.10: Caudales observados desde el 26 de julio hasta el 30 de noviembre del 2019.
Fuente: elaboración propia con datos DGA.

En la figura 4.10 se muestra la serie temporal de caudales observados para el periodo que va desde el 26 de julio hasta el 30 de noviembre del 2019. En este periodo se registraron 2 eventos importantes. El primer *peak* de izquierda a derecha ocurrió el día 31 de julio

y causo desbordes en el Río Trancura que dejaron a más de 8000 mil personas aisladas (Tele13, 2019), mientras que el segundo evento de izquierda a derecha fue el día 28 de agosto y no provoco desbordes.

4.4.1. Evento del 31 de julio del 2019

En las figuras 4.11, 4.12 y 4.13 se presenta el comportamiento del sistema *WRF – TUWmodel* para el evento del 31 de julio a las 2 am. Tener en cuenta que los pronósticos son generados a las 18:00 UTC (14:00 h. CL), debido a esto el día se consideró de 18:00 h a 17:59 h UTC (14:00 h a 13:00 h CL) (ver subsección 3.3.3), por lo cual el evento del 31 de julio a las 2 am se considera en el día 30 de julio.

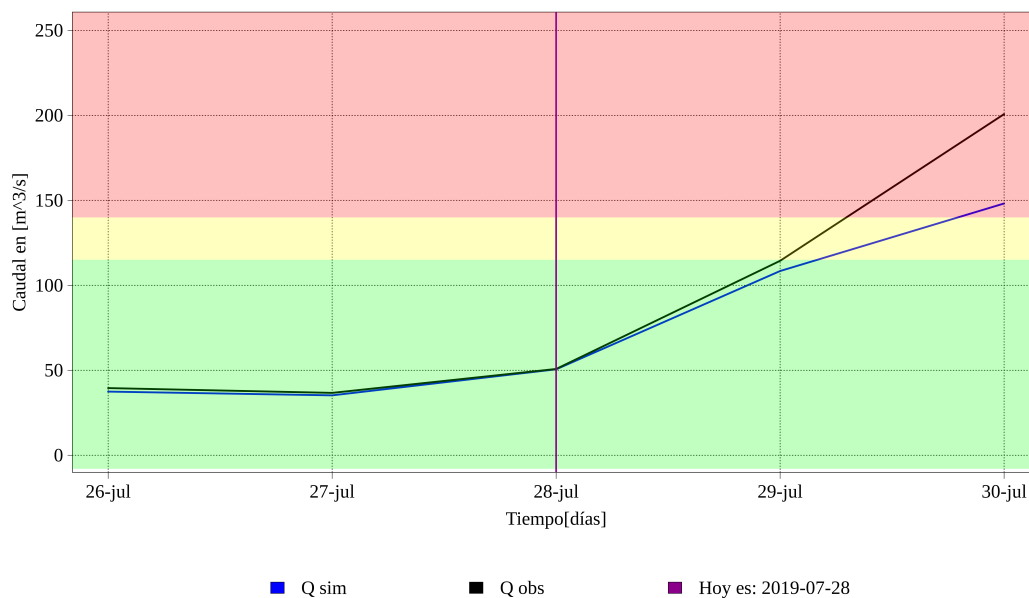


Figura 4.11: Pronóstico generado el día 28 de julio, 3 días antes del evento.
Fuente: elaboración propia.

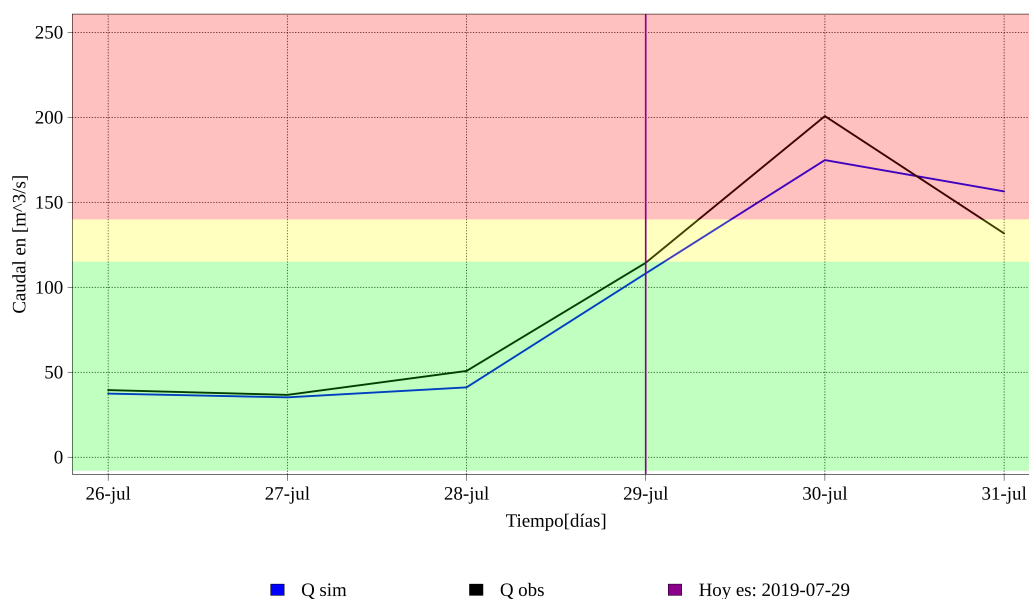


Figura 4.12: Pronóstico generado el día 29 de julio, 2 días antes del evento.
Fuente: elaboración propia.

En la Figura 4.11 se aprecia el pronóstico para el día 30 de julio (considerar desde el 30 de julio a las 14:00 h CL hasta el 31 de julio a las 13:59 h CL) con un caudal aproximado de $150 \text{ m}^3/\text{s}$ lo cual indica una alerta roja con 3 días de anticipación, posteriormente en la Figura 4.12 se muestra un aumento en el caudal pronosticado a $175 \text{ m}^3/\text{s}$, por lo tanto, se mantiene la alerta roja con 2 días de anticipación, finalmente en la Figura 4.13 se presenta el pronóstico para el día del evento con un caudal pronosticado levemente mayor a $140 \text{ m}^3/\text{s}$, por lo cual se mantiene la alerta roja.

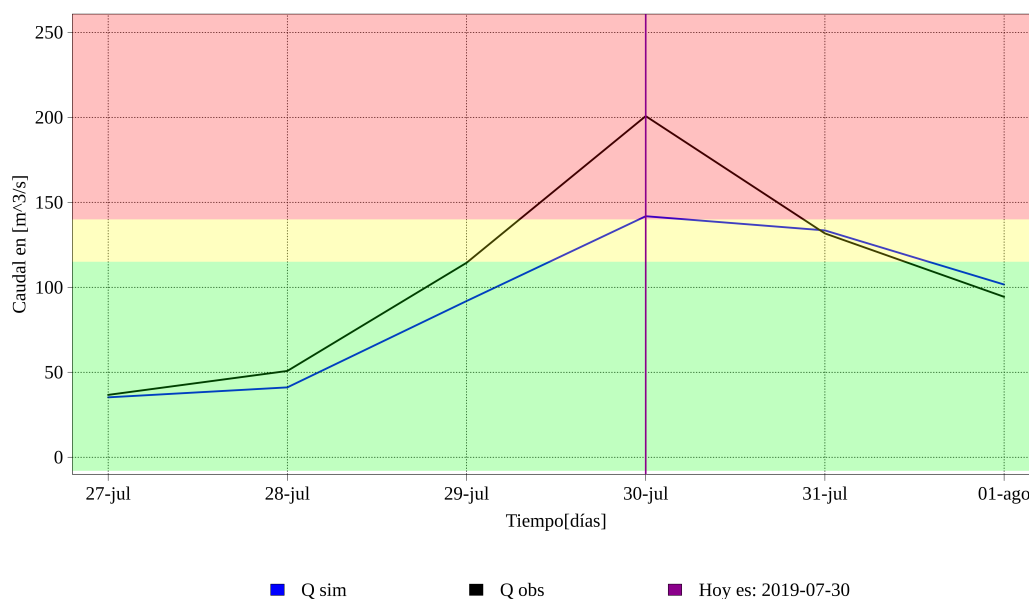


Figura 4.13: Pronóstico generado el día 30 de julio, día del evento.
Fuente: elaboración propia.

4.4.2. Evento del 28 de agosto del 2019

En las figuras 4.14, 4.15 y 4.16 se presenta el comportamiento del sistema *WRF – TUWmodel* para el evento del día 28 de agosto (que no causo desbordes). La Figura 4.14 muestra que el modelo pronostica un caudal de aproximadamente $125 \text{ m}^3/\text{s}$ lo cual indica una alerta amarilla 3 días antes del evento, luego la Figura 4.15 señala que el caudal pronosticado sufre un aumento a $160 \text{ m}^3/\text{s}$ lo cual provoca un cambio de alerta de amarilla a roja 2 días antes del evento y finalmente el día del evento el caudal pronosticado disminuyen a $125 \text{ m}^3/\text{s}$ indicando una alerta amarilla.

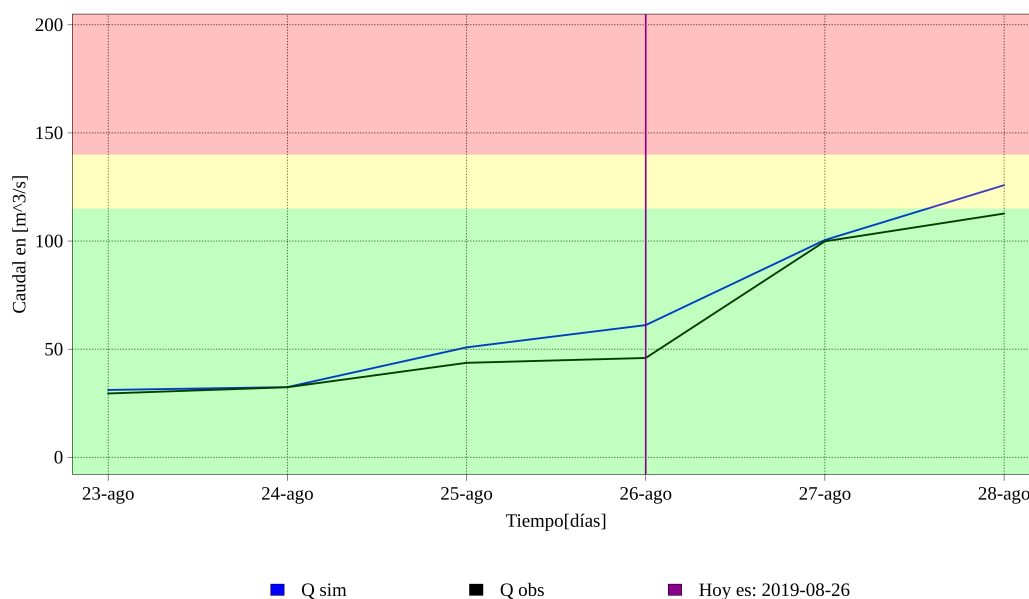


Figura 4.14: Pronóstico generado el día 26 de agosto, 3 días antes del evento.
Fuente: elaboración propia.

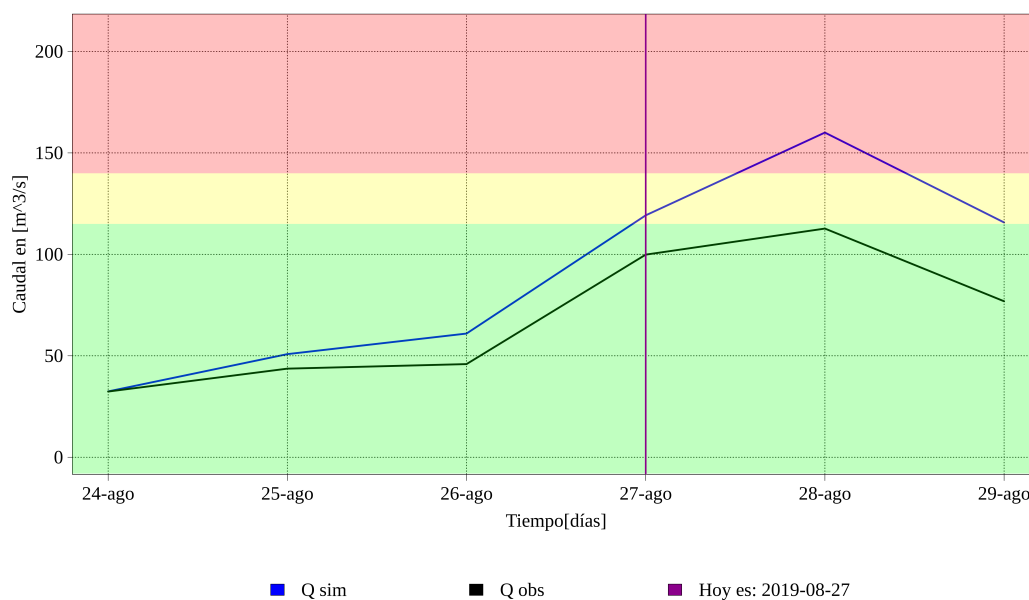


Figura 4.15: Pronóstico generado el día 27 de agosto, 2 días antes del evento.
Fuente: elaboración propia.

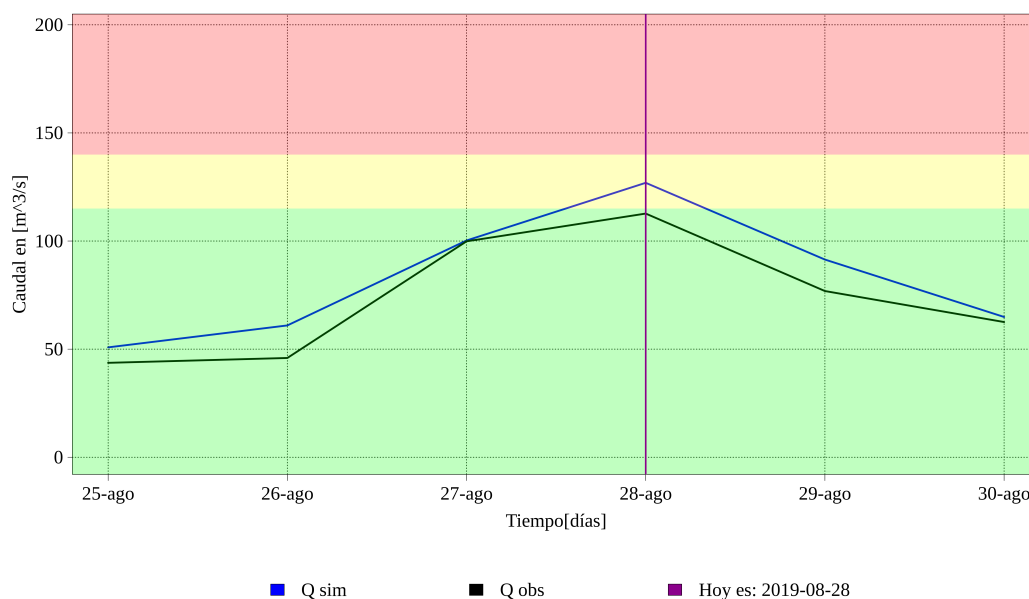


Figura 4.16: Pronóstico generado el día 28 de agosto, día del evento.
Fuente: elaboración propia.

4.4.3. Discusión del comportamiento del sistema *WRF-TUWmodel*

El sistema acoplado reproduce de buena manera la señal de los caudales observados, pero no predice con exactitud la magnitud del evento, aun así es capaz de generar la alerta. por otra lado, no se puede afirmar que el modelo siempre vaya a subestimar los eventos, cuestión que se deduce al contrastar los resultados para los eventos del 31 de julio (donde se subestimó en todo momento) y el 28 agosto (donde se sobrestimó en todo momento). Si bien los resultados para el 31 de julio son bastante alentadores, los del 28 de agosto abren la discusión a si el modelo pudiera generar de manera recurrente falsos positivos, debido a que este pronosticó: una alerta amarilla 3 días antes, una roja 2 días antes y posteriormente descendió a una alerta amarilla un día antes. Este punto es muy difícil discutirlo con tan solo 2 eventos observados, pero este resultado tampoco permite indicar un mal comportamiento del sistema acoplado, dado que este reproduce de buena manera la señal y en todos los casos mostrados genera la alerta de aumento de caudal.

La certeza del modelo acoplado *WRF-TUWmodel* principalmente se basa en la calidad de las simulaciones meteorológicas de WRF (históricas y pronósticos). Por lo tanto, para futuros desarrollos es necesario mejorar el desempeño de las modelaciones (históricas y pronósticos) de precipitación producidas por WRF. Además, contar con modelaciones históricas para un periodo mayor (al menos 10 años), que idealmente se proyecten hasta el día anterior al día que se genera el pronóstico, de tal forma que se produzca una serie temporal continua entre valores históricos y pronosticados, esto podría brindar una mayor certeza al modelo acoplado. Finalmente, se podría implementar un modelo hidrológico semidistribuido o distribuido con una resolución temporal horaria.

CAPÍTULO 5

CONCLUSIONES

Las modelaciones históricas de precipitación realizadas por WRF tienen dificultades para reproducir las precipitaciones a escala horarias (valores promedio de $NSE \sim 0.05$ y $KGE' \sim 0.34$), y al ser transformada a series diarias experimentan una mejora considerable (valores promedio de $NSE \sim 0.43$ y $KGE' \sim 0.49$), pero que sin embargo se mantiene con un desempeño insatisfactorio para NSE ($NSE < 0.5$) y pobre para KGE' ($-0.41 \leq KGE' < 0.5$). Por otro lado, las modelaciones históricas de temperatura del aire realizadas por WRF tiene un buen desempeño tanto a escala horaria (valores promedio de $NSE \sim 0.81$ y $KGE' \sim 0.87$) como diaria (valores promedio de $NSE \sim 0.85$ y $KGE' \sim 0.90$).

Las modelaciones de pronóstico de precipitación para 24, 48 y 72 horas de anticipación realizadas por WRF tienen dificultades para reproducir las precipitaciones a escala horarias (valores promedio de $NSE \sim -0.12-0.04$ y $KGE' \sim 0.26-0.36$), y al ser transformada a series diarias experimentan una mejora considerable (valores promedio de $NSE \sim 0.56-0.75$ y $KGE' \sim 0.26-0.75$), que permiten en general decir que las modelaciones de pronóstico de precipitación a escala horaria son aceptables ($0.5 \leq NSE < 0.65$ y $0.5 \leq KGE' < 0.75$). Por otro lado, las modelaciones de pronóstico de temperatura del aire para 24, 48 y 72 horas de anticipación realizadas por WRF tiene un buen desempeño tanto a escala horaria (valores promedio de $NSE \sim 0.68-0.69$ y $KGE' \sim 0.72-0.74$) como diaria (valores promedio de $NSE \sim 0.63-0.70$ y $KGE' \sim 0.76-0.80$). También es necesario señalar que los pronósticos de 48 horas resultaron mejores que los de 24 y 72 horas, este resultado anómalo permitió descubrir que las modelaciones estaban siendo realizadas con forzantes de borde por defecto (*default*).

El modelo TUWmodel es capaz de representar de el comportamiento de los caudales y pese a ser un modelo conceptual, agregado y a escala diaria, demostró ser una potente herramienta de modelación hidrológica para zona de estudio (Subcuenca del Río Trancura en Curarrehue).

La calibración automática mediante el algoritmo de optimización global por enjambre de partícula y la eficiencia de Kling-Gupta modificada 2012 permite la obtención rápida y eficiente de parámetros para la modelación hidrológica.

El sistema acoplado *WRF – TUWmodel* si bien no predice la magnitud del caudal observado, reproduce de buena manera el aumento del caudal en todos los casos evaluados, por lo tanto si genera la alarma con los umbrales de alerta seleccionados.

Si bien *WRF – TUWmodel* requiere ser observado en el tiempo, podría llegar a constituir una importante herramienta de apoyo a la toma de decisiones en la comuna de Curarrehue, permitiendo contar con información 3 días antes de la ocurrencia de un evento de inundación. Esto permitiría tomar oportunamente medidas preventivas para resguardar tanto la vida de las personas, como la infraestructura local y servicios básicos.

La metodología aplicada para crear el sistema acoplado *WRF – TUWmodel* fue posible gracias al trabajo previo realizado por diferentes investigadores, y gracias a sus diferentes aportes, esta metodología es replicable en otras cuencas de la región de La Araucanía.

Finalmente, a modo de recomendaciones para futuros desarrollos es necesario mejorar el desempeño de las modelaciones (históricas y pronósticos) de precipitación producidas por WRF. Además, contar con modelaciones históricas para un periodo mayor (al menos 10 años), que idealmente se proyecten hasta el día anterior al día que se genera el pronóstico, de tal forma que se produzca una serie temporal continua entre valores históricos y pronosticados, esto podría brindar una mayor certeza al modelo acoplado. Finalmente, se podría implementar un modelo hidrológico semidistribuido o distribuido con una resolución temporal horaria.

NOMENCLATURA

β	Coeficiente de sesgo de Kling-Gupta
γ	Coeficiente de variabilidad de Kling-Gupta
ARW	núcleo <i>Advanced Research WRF</i>
BNB	Banco Nacional de Aguas (base de datos para gestionar el territorio bajo el punto de vista hídrico)
CAMELS – CL	<i>Catchment Attributes and Meteorology for Large Sample Studies - Chile Dataset</i>
CL	Tiempo local de Chile
DGA	Dirección General de Aguas
ETP	Evapotranspiración potencial en mm
h	Abreviación de la palabra horas
INIA	Instituto de Investigaciones Agropecuarias
KGE'	Eficiencia modificada de Kling-Gupta
NSE	Eficiencia de Nash-Sutcliffe
P	Precipitación en mm
r	Coeficiente de correlación lineal de Pearson
R ²	Coeficiente de determinación
SAT	sistema de alerta temprana
T	Temperatura en °C
UTC	Tiempo universal coordinado
WRF	Modelo meteorológico <i>Weather Research and Forecasting</i>

BIBLIOGRAFÍA

- Adikari, Y. and Yoshitani, J. (2009). Global trends in water-related disasters: an insight for policymakers. *World Water Assessment Programme Side Publication Series, Insights. The United Nations, UNESCO. International Centre for Water Hazard and Risk Management (ICHARM)*.
- Alfieri, L., Bisselink, B., Dottori, F., Naumann, G., de Roo, A., Salamon, P., Wyser, K., and Feyen, L. (2017). Global projections of river flood risk in a warmer world. *Earth's Future*, 5(2):171–182.
- Allen, R. G. (2006). *Evapotranspiración del cultivo: guías para la determinación de los requerimientos de agua de los cultivos*, volume 56. Food & Agriculture Org.
- Alvarez-Garreton, C., Mendoza, P. A., Boisier, J. P., Addor, N., Galleguillos, M., Zambrano-Bigiarini, M., Lara, A., Cortes, G., Garreaud, R., McPhee, J., et al. (2018). The camels-cl dataset: catchment attributes and meteorology for large sample studies-chile dataset. *Hydrology and Earth System Sciences*, 22(11):5817–5846.
- Beck, H. E., Zimmermann, N. E., McVicar, T. R., Vergopolan, N., Berg, A., and Wood, E. F. (2018). Present and future köppen-geiger climate classification maps at 1-km resolution. *Scientific data*, 5:180214.
- Bergström, S. (1976). *Development and Application of a Conceptual Runoff Model for Scandinavian Catchments*, volume 134 pp.
- Canavos, G., Meyer, P., Spiegel, M., and Mendenhall, S. (1988). Probabilidad y estadística. *Licenciatura en Ingeniería en Informática*.
- Cannon, C., Gotham, K. F., Lauve-Moon, K., and Powers, B. (2019). The climate change double whammy: flood damage and the determinants of flood insurance coverage, the case of post-katrina new orleans. *Climate Risk Management*, page 100210.
- Clerc, M. (2012). Beyond standard particle swarm optimisation. In *Innovations and Developments of Swarm Intelligence Applications*, pages 1–19. IGI Global.
- Cooperativa (2017). Las cifras que dejaron las inundaciones en el norte. <https://www.cooperativa.cl/noticias/pais/tiempo/las-cifras-que-dejaron-las-inundaciones-en-el-norte/2017-05-15/130344.html>. Visitada el 5 de agosto del

- 2019.
- Dagnino, J. (2014). Coeficiente de correlacion lineal de pearson. *Chil Anest*, 43:150–153.
- Dudhia, J. (1989). Numerical study of convection observed during the winter monsoon experiment using a mesoscale two-dimensional model. *Journal of the atmospheric sciences*, 46(20):3077–3107.
- Fekih, A. and Mohamed, A. (2017). Evaluation of the wrf model on simulating the vertical structure and diurnal cycle of the atmospheric boundary layer over bordj badji mokhtar (southwestern algeria). *Journal of King Saud University-Science*.
- Fundación Chile (2018). Radiografía del agua brecha y riesgo hídrico en chile. <https://fch.cl/wp-content/uploads/2018/07/radiografia-del-agua.pdf>.
- Gaete, K. (2018). Analisis de desempeño de un modelo climático regional para las variables precipitación y temperatura en fuego-patagonia. Trabajo para optar por el Título de Geofísico. Universidad de Concepción, Concepción.
- Gupta, H. V., Kling, H., Yilmaz, K. K., and Martinez, G. F. (2009). Decomposition of the mean squared error and nse performance criteria: Implications for improving hydrological modelling. *Journal of hydrology*, 377(1-2):80–91.
- Hamid, B., Bouhadad, Y., and Guettouche, M. S. (2019). Flood hazard mapping in urban area using the hydrogeomorphological approach: case study of the bumerzoug and rhumel alluvial plains (constantine city, ne algeria). *Journal of African Earth Sciences*, 160:103602.
- Hargreaves, G. H. and Samani, Z. A. (1985). Reference crop evapotranspiration from temperature. *Applied engineering in agriculture*, 1(2):96–99.
- Hernández, R., Fernández, C., and Baptista, P. (1998). Metodología de la investigación.
- Hong, S.-Y., Noh, Y., and Dudhia, J. (2006). A new vertical diffusion package with an explicit treatment of entrainment processes. *Monthly weather review*, 134(9):2318–2341.
- IPCC (2014). Climate change 2014: synthesis report. contribution of working groups i, ii and iii to the fifth assessment report of the intergovernmental panel on climate change. [Core Writing Team, R.K. Pachauri and L.A. Meyer (eds.)]. IPCC, Geneva, Switzerland,

- 151 pp.
- Izquierdo, T., Abad, M., Lilian, N., Araya, C., and Delgada, P. (2016). Mapas de peligrosidad por inundaciones y flujos de fangos en zonas urbanas. el caso del 25 de marzo de 2015 de Copiapó (desierto de Atacama, Chile). *Geo-Temas*, 16:673–676.
- Jain, S. K., Mani, P., Jain, S. K., Prakash, P., Singh, V. P., Tullos, D., Kumar, S., Agarwal, S., and Dimri, A. (2018). A brief review of flood forecasting techniques and their applications. *International journal of river basin management*, 16(3):329–344.
- Kennedy, J. and Eberhart, R. (1995). Particle swarm optimization (pso). In *Proc. IEEE International Conference on Neural Networks, Perth, Australia*, pages 1942–1948.
- Kim, K. B., Kwon, H.-H., and Han, D. (2018). Exploration of warm-up period in conceptual hydrological modelling. *Journal of Hydrology*, 556:194–210.
- Kling, H., Fuchs, M., and Paulin, M. (2012). Runoff conditions in the upper Danube basin under an ensemble of climate change scenarios. *Journal of Hydrology*, 424:264–277.
- Knoben, W. J., Freer, J. E., and Woods, R. A. (2019). Inherent benchmark or not? comparing Nash–Sutcliffe and Kling–Gupta efficiency scores. *Hydrology and Earth System Sciences*, 23(10):4323–4331.
- Körner, A. M. E. (1998). *Manual de geografía de Chile*. Andres Bello.
- Laguna, C. (2014). Correlación y regresión lineal. *Aragón: Instituto Aragonés de Ciencias de la Salud*.
- Lahura, E. et al. (2003). *El coeficiente de correlación y correlaciones espúreas*, volume 218. Pontificia Universidad Católica del Perú, Departamento de Economía.
- Lee, H., Zhang, Y., Seo, D.-J., and Xie, P. (2015). Utilizing satellite precipitation estimates for streamflow forecasting via adjustment of mean field bias in precipitation data and assimilation of streamflow observations. *Journal of Hydrology*, 529:779–794.
- Legendre, L. and Legendre, P. (1983). Numerical ecology. first english edition.
- Lin, Y.-L., Farley, R. D., and Orville, H. D. (1983). Bulk parameterization of the snow field in a cloud model. *Journal of climate and applied meteorology*, 22(6):1065–1092.
- Lindström, G., Johansson, B., Persson, M., Gardelin, M., and Bergström, S. (1997). Deve-

- lopment and test of the distributed hbv-96 hydrological model. *Journal of Hydrology*, 201:272–288.
- Machado, J., Quadro, M., Cardoso, C., Araújo, C., Rodrigues, G., Costa, N., Rodrigues, T., and Paula, L. (2018). Evaluación preliminar de las parametrizaciones físicas del modelo wrf para un caso de helada en el sur de brasil. 43:3–23.
- Merz, R. and Blöschl, G. (2004). Regionalisation of catchment model parameters. *Journal of hydrology*, 287(1-4):95–123.
- Mizukami, N., Rakovec, O., Newman, A., Clark, M., Wood, A., Gupta, H., and Kumar, R. (2019). Sobre la elección de las métricas de calibración para la estimación de “ alto flujo ” utilizando modelos hidrológicos. *Hidrología y Ciencias del Sistema Terrestre*, 23:2601–2614.
- Monin, A. S. and Obukhov, A. M. (1954). Basic laws of turbulent mixing in the surface layer of the atmosphere. *Contrib. Geophys. Inst. Acad. Sci. USSR*, 151(163):e187.
- Montes, C. (2010). Temperaturas mínimas en el valle de casablanca: Descripción de su variabilidad y comparación con resultados del modelo wrf. Trabajo para optar al grado de magíster en meteorología y climatología. Universidad de Chile, Santiago.
- Moriasi, D., Arnold, J., Van Liew, M., Bingner, R., Harmel, R., and Veith, T. (2007). Model evaluation guidelines for systematic quantification of accuracy in watershed simulations. *Transactions of the ASABE*, 50.
- Mukul Tewari, N., Tewari, M., Chen, F., Wang, W., Dudhia, J., LeMone, M., Mitchell, K., Ek, M., Gayno, G., Wegiel, J., et al. (2004). Implementation and verification of the unified noah land surface model in the wrf model (formerly paper number 17.5). In *20th Conference on Weather Analysis and Forecasting/16th Conference on Numerical Weather Prediction*, pages 11–15.
- Municipalidad de Curarrehue (2015). Plan municipal de inversiones del riesgo de desastres orientado al desarrollo. Disponible en: <http://www.grdmunicipal.cl/site/wp-content/uploads/2017/06/Plan-RRD-Curarrehue.pdf>. Visitado el 26-07-2019.
- Municipalidad de Curarrehue (2018). Plan de desarrollo comunal(pladeco2018-2022). Disponible en: <https://www.curarrehue.cl/pladeco.pdf>. Visitado el 25-07-2019.

- Muñoz Becker, K. P. (2016). Origen de las fallas mesoscópicas de los depósitos piroclásticos asociados a los cenobios (39 s), región de la araucanía, Chile.
- Nash, J. E. and Sutcliffe, J. V. (1970). River flow forecasting through conceptual models part i—a discussion of principles. *Journal of hydrology*, 10(3):282–290.
- NCEP (2000). NCEP FNL Operational Model Global Tropospheric Analyses, continuing from July 1999. <https://rda.ucar.edu/datasets/ds083.2/>. Research Data Archive at the National Center for Atmospheric Research, Computational and Information Systems Laboratory, Boulder, Colo.
- Nkonya, E., Mirzabaev, A., and Von Braun, J. (2016). *Economics of land degradation and improvement: a global assessment for sustainable development*. Springer Open Cham, Germany.
- Otarola, S., Dimitrova, R., Leo, L., Alcañiz, R., Escarriaza, C., Yáñez, G., and Fernando, H. (2016). On the role of the Andes on weather patterns and related environmental hazards in Chile.
- Oxford-Complutense, D. (2000). Ciencias de la tierra. *Editorial Complutense*. Madrid.
- Parajka, J., Merz, R., and Blöschl, G. (2007). Uncertainty and multiple objective calibration in regional water balance modelling: case study in 320 Austrian catchments. *Hydrological Processes: An International Journal*, 21(4):435–446.
- Poli, R. (2008). Analysis of the publications on the applications of particle swarm optimisation. *Journal of Artificial Evolution and Applications*, 2008.
- R Core Team (2019). R: A language and environment for statistical computing. Vienna, Austria: R Foundation for Statistical Computing; 2019.
- Ritter, A. and Muñoz-Carpena, R. (2013). Performance evaluation of hydrological models: Statistical significance for reducing subjectivity in goodness-of-fit assessments. *Journal of Hydrology*, 480:33–45.
- Saavedra Murrugarra, Y. M. (2016). Validación del modelo WRF en el valle de Cajamarca, región Cajamarca, Perú.
- Sabadías, A. V. (1995). *Estadística descriptiva e inferencial*, volume 8. Univ de Castilla La Mancha.

- Salazar, M. E. R. e. a. (2000). *Coeficientes de asociación*. Plaza y Valdes.
- Schaefli, B. and Gupta, H. V. (2007). Do nash values have value? *Hydrological Processes: An International Journal*, 21(15):2075–2080.
- Siddique, R., Mejia, A., Brown, J., Reed, S., and Ahnert, P. (2015). Verification of precipitation forecasts from two numerical weather prediction models in the Middle Atlantic Region of the USA: A precursory analysis to hydrologic forecasting. *Journal of Hydrology*, 529:1390–1406.
- Skamarock, W. C., Klemp, J. B., Dudhia, J., Gill, D. O., Barker, D., Duda, M., et al. (2019). A description of the advanced research wrf model version 4. *Natl. Ctr. Atmos. Res., Boulder, CO*.
- Sleziak, P., Szolgay, J., Hlavčová, K., and Parajka, J. (2016). The impact of the variability of precipitation and temperatures on the efficiency of a conceptual rainfall-runoff model. *Slovak Journal of Civil Engineering*, 24(4):1–7.
- Spalding-Fecher, R., Chapman, A., Yamba, F., Walimwipi, H., Kling, H., Tembo, B., Nyambe, I., and Cuamba, B. (2016). The vulnerability of hydropower production in the zambezi river basin to the impacts of climate change and irrigation development. *Mitigation and Adaptation Strategies for Global Change*, 21(5):721–742.
- Spigel, M. R. (1976). *Teoria y problemas de probabilidad y estadística*. MG RAWHILL.
- Tele13 (2019). Desborde de río truncura deja cerca de ocho mil personas aisladas en curarrehue. <https://www.t13.cl/noticia/nacional/desborde-río-truncura-deja-cerca-ocho-mil-personas-aisladas-curarrehue>. Visitada el 6 de agosto del 2019.
- Thiemig, V., Rojas, R., Zambrano-Bigiarini, M., and De Roo, A. (2013). Hydrological evaluation of satellite-based rainfall estimates over the volta and baro-akobo basin. *Journal of Hydrology*, 499:324–338.
- Vallejo Bernal, S., Yepes, J., Poveda, G., and Mejia, J. (2017). Validación de la precipitación modelada con wrf mediante información del satélite trmm sobre el trópico americano.
- Viglione, A. and Parajka, P. (2019). Tuwmodel: Lumped hydrological model for educational purposes. *Version 0.1-2*.

- Walpole, R. E., Myers, R. H., Myers, S. L., and Ye, K. (2007). Probabilidad y estadística para ingeniería y ciencias. *Norma*, 162:157.
- Yáñez-Morróni, G., Gironás, J., Caneo, M., Delgado, R., and Garreaud, R. (2018). Using the weather research and forecasting (wrf) model for precipitation forecasting in an andean region with complex topography. *Atmosphere*, 9(8):304.
- Zambrano-Bigiarini, M. (2017). Package ‘hydrogof’. *Goodness-of-fit Functions for Comparison of Simulated and Observed*.
- Zambrano-Bigiarini, M. and Rojas, R. (2013). A model-independent particle swarm optimisation software for model calibration. *Environmental Modelling & Software*, 43:5–25.

ANEXO A

A.1. Índices de bondad de ajuste utilizados

A.1.1. Coeficiente de correlación producto-momento de Pearson (r)

Es también llamado coeficiente de correlación lineal de Pearson y proporciona una medida del grado de aproximación de la recta de regresión a la nube de puntos evaluados, es decir, se trata de un índice que mide si los puntos tienen tendencia a disponerse en una línea recta (Sabadías, 1995; Laguna, 2014). Se define como la covarianza estandarizada por la desviación estándar de las dos variables comparadas (Legendre & Legendre, 1983; Salazar, 2000).

$$r_{xy} = \frac{S_{xy}}{S_x S_y} = \frac{\sum_{i=1}^N (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (X_i - \bar{X})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^N (Y_i - \bar{Y})^2}} \quad (\text{A.1})$$

Donde: r_{xy} es el coeficiente de correlación lineal de Pearson y oscila entre -1 y $+1$, la magnitud de la relación viene especificada por el valor numérico del coeficiente, reflejando el signo la dirección de tal valor (Lahura et al., 2003). Un r_{xy} igual a 0 indica ausencia de relación lineal, mientras que un valor más cerca de 1 , sin importar el signo, indica una mayor fuerza de la asociación entre X e Y (Dagnino, 2014). S_{xy} corresponde a la covarianza entre X e Y , S_x y S_y son las desviaciones típicas de cada variable. X_i y Y_i corresponden a cada uno de los valores de una muestra de tamaño N , mientras que $\bar{X}$ y $\bar{Y}$ son los promedios de las series de datos X_i y Y_i respectivamente (la interpretación de este estadístico se puede resumir en la tabla A.1).

Tabla A.1: Valores de interpretación del coeficiente de correlación lineal de Pearson.
Fuente: Hernández et al. (1998).

Valor r_{xy}	Interpretación
0.00	No existe correlación alguna entre las variables
+/-0.10	Correlación positiva o negativa muy débil
+/-0.25	Correlación positiva o negativa débil
+/-0.50	Correlación positiva o negativa media
+/-0.75	Correlación positiva o negativa considerable
+/-0.90	Correlación positiva o negativa muy fuerte
+/-1.00	Correlación positiva o negativa perfecta

A.1.2. Coeficiente de determinación (R^2)

El coeficiente de determinación es una medida de la proporción de la variabilidad explicada por el modelo ajustado, por lo tanto refleja la bondad del ajuste de un modelo a la variable que pretender explicar (Walpole et al., 2007).

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (Y_i - \hat{Y}_i)^2}{\sum_{i=1}^N (Y_i - \bar{Y})^2} \quad (\text{A.2})$$

Donde: R^2 es el coeficiente de determinación que varia entre 0 y 1, cuanto más cerca de 1 sea su valor, mayor será el ajuste del modelo a la variable que se pretende explicar (Spigel, 1976; Canavos et al., 1988). Y_i corresponde a valores observados, $\hat{Y}$ a valores simulados o predichos, $\bar{Y}$ a la media aritmética de los valores observados y N es el número de valores de cada variable.

A.1.3. Gamma (γ)

Gamma es la relación entre el coeficiente de variación de los valores simulados y el coeficiente de variación de los valores observados (Kling et al., 2012; Zambrano-Bigiarini, 2017).

$$\gamma = \frac{CV_s}{CV_o} = \frac{\sigma_s/\mu_s}{\sigma_o/\mu_o} \quad (A.3)$$

Donde: γ es la relación de variabilidad (sin dimensión) y su valor óptimo es la unidad, CV es el coeficiente de variación (sin dimensión), σ es la desviación estándar, μ es la media, y los índices s y o hacen referencia a los valores simulados y observados, respectivamente (Kling et al., 2012; Spalding-Fecher et al., 2016).

A.1.4. Eficiencia de Kling Gupta (KGE)

La eficiencia de Kling Gupta es una medida de bondad de ajuste pseudo-multiobjetivo que descompone el error de los valores simulados con respecto a los observados en tres componente (Gupta et al., 2009)(ver ecuaciones A.5, A.6, A.7). Se utilizó la versión modificada de kling Gupta propuesta por Kling et al. (2012) que se presenta a continuación:

$$KGE' = 1 - \sqrt{(r - 1)^2 + (\beta - 1)^2 + (\gamma - 1)^2} \quad (A.4)$$

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})(S_i - \bar{S})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (S_i - \bar{S})^2}} \quad (A.5)$$

$$\beta = \frac{\mu_s}{\mu_o} \quad (A.6)$$

$$\gamma = \frac{CV_s}{CV_o} = \frac{\sigma_s/\mu_s}{\sigma_o/\mu_o} \quad (A.7)$$

Donde: KGE' es la eficiencia del Kling-Gupta modificada (adimensional), r es el coeficiente de correlación lineal de Pearson entre los valores simulados y observados (adimensional), β es la relación entre el promedio de los valores simulados y el promedio de los valores observados (adimensional), γ es la relación entre la variabilidad de los valores simulados y la variabilidad de los valores observados (adimensional); μ , CV y σ representan la media, coeficiente de variación y desviación estándar de los caudales diarios, respectivamente; s y o son índices que representan valores simulados y observados, respectivamente. KGE', r , β y γ tienen su óptimo en la unidad (Gupta et al., 2009; Kling et al., 2012) (la interpretación de este estadístico se puede resumir en la tabla A.2).

Tabla A.2: Clasificación de rendimiento de la eficiencia de Kling Gupta.
Fuente: Thiémig et al. (2013); Knoben et al. (2019).

Valor KGE	Clasificación de Rendimiento
<-0.41	Desempeño insatisfactorio
-0.41 a 0.5	Desempeño pobre
0.5 a 0.75	desempeño aceptable
$\geq 0,75$	Buen desempeño

A.1.5. Eficiencia de Nash-Sutcliffe (NSE)

La eficiencia de Nash-Sutcliffe (NSE) es una estadística normalizada que determina la magnitud relativa de la varianza residual en comparación con la varianza de datos medida (Nash & Sutcliffe, 1970) e indica qué tan bien la gráfica de datos observados versus simulados se ajusta a la línea 1: 1 (Nkonya et al., 2016; Ritter & Muñoz-Carpena, 2013).

$$NSE = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (S_i - O_i)^2}{\sum_{i=1}^N (O_i - \bar{O})^2} \quad (A.8)$$

Donde: NSE es la eficiencia de Nash-Sutcliffe, S_i los valores simulados, O_i valores observados, $\bar{O}$ la media de los valores observados y N el número de valores de cada variable. Un valor de $NSE = 1$ indica una correspondencia perfecta entre las simulaciones y las observaciones; $NSE = 0$ indica que las simulaciones del modelo tienen la misma potencia explicativa que la media de las observaciones; y $NSE < 0$ indica que el modelo es un predictor peor que la media de las observaciones (Schaeffli & Gupta, 2007)(la interpretación de este estadístico se puede resumir en la tabla A.3).

Tabla A.3: Clasificación de rendimiento de la eficiencia de Nash-Sutcliffe.
Fuente: Moriasi et al. (2007).

Valor NSE	Clasificación de Rendimiento
$\leq 0,5$	Desempeño insatisfactorio
0.5 a 0.65	Desempeño aceptable
0.65 a 0.75	Buen desempeño
0.75 a 1.00	Muy buen desempeño

ANEXO B

B.1. Resultados de evaluación de WRF

B.1.1. Valores de estadísticos para evaluación de modelaciones históricas WRF

Tabla B.1: Valores de estadísticos para la evaluación de modelaciones históricas de precipitación a escala temporal horaria

	Cuarta.Faja	Huiscapi	La.Paz	Puala	Radal	San.Enrique	Santa.Carla
NSE	0.14	0.27	-0.01	-0.73	0.20	0.19	0.26
r	0.60	0.58	0.35	0.40	0.57	0.52	0.62
R2	0.36	0.33	0.12	0.16	0.32	0.27	0.39
KGE	0.37	0.42	0.05	0.23	0.42	0.39	0.49
beta	0.75	0.67	0.46	1.48	0.72	0.66	0.77
gamma	1.41	1.21	1.44	0.90	1.26	1.16	1.26

Tabla B.2: Valores de estadísticos para la evaluación de modelaciones históricas de precipitación a escala temporal diaria

	Cuarta.Faja	Huiscapi	La.Paz	Puala	Radal	San.Enrique	Santa.Carla
NSE	0.61	0.65	0.31	-0.40	0.68	0.59	0.60
r	0.82	0.82	0.61	0.69	0.84	0.78	0.82
R2	0.67	0.67	0.37	0.48	0.70	0.62	0.67
KGE	0.51	0.55	0.28	0.42	0.53	0.57	0.59
beta	0.75	0.67	0.46	1.48	0.72	0.67	0.82
gamma	1.38	1.25	1.28	1.08	1.34	1.17	1.32

Tabla B.3: Valores de estadísticos para la evaluación de modelaciones históricas de temperatura a escala temporal horaria

	Cuarta.Faja	Huiscapi	La.Paz	Puala	Radal	San.Enrique	Santa.Carla
NSE	0.85	0.84	0.82	0.73	0.85	0.80	0.80
r	0.93	0.92	0.91	0.89	0.93	0.90	0.91
R2	0.87	0.85	0.84	0.79	0.86	0.82	0.83
KGE	0.90	0.90	0.88	0.81	0.91	0.79	0.89
beta	0.98	1.05	0.95	0.86	1.03	1.07	1.00
gamma	1.07	0.95	1.07	1.06	0.96	0.83	1.07

Tabla B.4: Valores de estadísticos para la evaluación de modelaciones históricas de temperatura a escala temporal diaria

	Cuarta.Faja	Huiscapi	La.Paz	Puala	Radal	San.Enrique	Santa.Carla
NSE	0.92	0.89	0.87	0.71	0.88	0.82	0.89
r	0.96	0.95	0.95	0.92	0.94	0.92	0.95
R2	0.93	0.90	0.89	0.84	0.89	0.85	0.90
KGE	0.92	0.93	0.92	0.74	0.94	0.90	0.94
beta	0.97	1.05	0.95	0.85	1.02	1.05	0.98
gamma	1.06	0.97	1.03	1.19	1.02	0.96	0.98

B.1.2. Valores de estadísticos para evaluación de pronósticos WRF**Tabla B.5:** Valores de estadísticos para la evaluación de pronósticos horarios de precipitación con 24h de anticipación

	Cuarta.Faja	Huiscapi	La.Paz	Puala	Radal	San.Enrique	Santa.Carla
NSE	0.02	0.29	0.21	-1.50	0.17	0.38	0.30
r	0.52	0.57	0.51	0.39	0.55	0.62	0.61
R2	0.27	0.32	0.26	0.15	0.30	0.39	0.37
KGE	0.49	0.46	0.15	-0.21	0.45	0.49	0.55
beta	0.89	0.68	0.34	2.03	0.76	0.66	0.79
gamma	1.14	1.04	1.20	0.81	1.20	0.97	1.08

Tabla B.6: Valores de estadísticos para la evaluación de pronósticos horarios de precipitación con 48h de anticipación

	Cuarta.Faja	Huiscapi	La.Paz	Puala	Radal	San.Enrique	Santa.Carla
NSE	0.24	0.30	0.12	-1.17	0.20	0.34	0.24
r	0.59	0.56	0.41	0.38	0.56	0.60	0.58
R2	0.35	0.32	0.17	0.14	0.31	0.36	0.34
KGE	0.56	0.46	0.09	-0.16	0.55	0.48	0.56
beta	0.86	0.69	0.34	1.95	0.90	0.67	0.88
gamma	1.08	0.95	1.17	0.77	1.00	1.02	1.01

Tabla B.7: Valores de estadísticos para la evaluación de pronósticos horarios de precipitación con 72h de anticipación

	Cuarta.Faja	Huiscapi	La.Paz	Puala	Radal	San.Enrique	Santa.Carla
NSE	-0.24	-0.03	0.15	-0.83	0.00	0.16	-0.02
r	0.41	0.33	0.45	0.31	0.42	0.46	0.38
R2	0.17	0.11	0.20	0.10	0.17	0.21	0.14
KGE	0.34	0.23	0.11	0.09	0.39	0.34	0.32
beta	0.84	0.63	0.31	1.57	0.81	0.61	0.73
gamma	1.24	1.11	1.14	0.81	1.02	1.04	1.05

Tabla B.8: Valores de estadísticos para la evaluación de pronósticos diarios de precipitación con 24h de anticipación

	Cuarta.Faja	Huiscapi	La.Paz	Puala	Radal	San.Enrique	Santa.Carla
NSE	0.70	0.69	0.65	0.82	0.74	0.70	0.74
r	0.87	0.85	0.82	0.91	0.87	0.88	0.87
R2	0.75	0.72	0.67	0.83	0.75	0.78	0.75
KGE	0.71	0.61	0.66	0.87	0.69	0.63	0.70
beta	0.88	0.67	0.73	0.93	0.75	0.65	0.79
gamma	1.23	1.12	1.10	1.06	1.14	1.05	1.16

Tabla B.9: Valores de estadísticos para la evaluación de pronósticos diarios de precipitación con 48h de anticipación

	Cuarta.Faja	Huiscapi	La.Paz	Puala	Radal	San.Enrique	Santa.Carla
NSE	0.75	0.70	0.75	0.83	0.70	0.67	0.82
r	0.87	0.87	0.90	0.91	0.84	0.86	0.91
R2	0.76	0.75	0.80	0.84	0.70	0.73	0.82
KGE	0.79	0.66	0.70	0.87	0.81	0.62	0.83
beta	0.85	0.68	0.72	0.90	0.90	0.66	0.87
gamma	1.08	1.01	0.99	0.98	0.96	1.09	1.06

Tabla B.10: Valores de estadísticos para la evaluación de pronósticos diarios de precipitación con 72h de anticipación

	Cuarta.Faja	Huiscapi	La.Paz	Puala	Radal	San.Enrique	Santa.Carla
NSE	0.54	0.45	0.48	0.72	0.55	0.59	0.61
r	0.77	0.70	0.72	0.87	0.76	0.81	0.79
R2	0.60	0.49	0.51	0.75	0.58	0.66	0.63
KGE	0.62	0.50	0.55	0.69	0.66	0.56	0.64
beta	0.81	0.61	0.65	0.72	0.79	0.62	0.72
gamma	1.23	1.08	1.03	0.99	1.12	1.10	1.08

Tabla B.11: Valores de estadísticos para la evaluación de pronósticos horarios de temperatura con 24h de anticipación

	Cuarta.Faja	Huiscapi	La.Paz	Puala	Radal	San.Enrique	Santa.Carla
NSE	0.80	0.81	0.77	0.11	0.84	0.76	0.73
r	0.93	0.91	0.89	0.82	0.92	0.87	0.89
R2	0.86	0.82	0.78	0.67	0.85	0.76	0.80
KGE	0.77	0.89	0.84	0.17	0.90	0.81	0.77
beta	0.91	0.99	0.92	0.68	0.96	1.00	0.95
gamma	1.19	1.05	0.93	1.75	1.05	0.86	1.20

Tabla B.12: Valores de estadísticos para la evaluación de pronósticos horarios de temperatura con 48h de anticipación

	Cuarta.Faja	Huiscapi	La.Paz	Puala	Radal	San.Enrique	Santa.Carla
NSE	0.79	0.81	0.74	0.19	0.84	0.77	0.71
r	0.93	0.91	0.88	0.84	0.93	0.88	0.89
R2	0.86	0.83	0.77	0.70	0.86	0.77	0.79
KGE	0.76	0.88	0.83	0.23	0.87	0.83	0.74
beta	0.89	0.97	0.89	0.68	0.94	0.99	0.91
gamma	1.20	1.07	0.95	1.68	1.09	0.88	1.22

Tabla B.13: Valores de estadísticos para la evaluación de pronósticos horarios de temperatura con 72h de anticipación

	Cuarta.Faja	Huiscapi	La.Paz	Puala	Radal	San.Enrique	Santa.Carla
NSE	0.76	0.80	0.73	0.20	0.81	0.78	0.69
r	0.92	0.91	0.87	0.84	0.92	0.88	0.90
R2	0.85	0.83	0.76	0.71	0.85	0.78	0.80
KGE	0.73	0.85	0.82	0.25	0.84	0.84	0.68
beta	0.88	0.95	0.88	0.67	0.93	0.97	0.89
gamma	1.22	1.11	0.97	1.66	1.12	0.89	1.28

Tabla B.14: Valores de estadísticos para la evaluación de pronósticos diarios de temperatura con 24h de anticipación

	Cuarta.Faja	Huiscapi	La.Paz	Puala	Radal	San.Enrique	Santa.Carla
NSE	0.82	0.81	0.69	0.29	0.83	0.68	0.79
r	0.95	0.90	0.90	0.89	0.92	0.84	0.90
R2	0.89	0.81	0.80	0.79	0.84	0.71	0.81
KGE	0.87	0.90	0.85	0.33	0.90	0.84	0.89
beta	0.91	1.00	0.89	0.71	0.97	1.02	0.96
gamma	1.08	0.98	1.03	1.59	0.95	0.98	0.98

Tabla B.15: Valores de estadísticos para la evaluación de pronósticos diarios de temperatura con 48h de anticipación

	Cuarta.Faja	Huiscapi	La.Paz	Puala	Radal	San.Enrique	Santa.Carla
NSE	0.74	0.75	0.59	0.29	0.78	0.66	0.70
r	0.92	0.88	0.87	0.88	0.90	0.83	0.87
R2	0.85	0.77	0.76	0.77	0.81	0.69	0.75
KGE	0.83	0.87	0.81	0.39	0.88	0.83	0.85
beta	0.90	0.98	0.86	0.71	0.95	1.01	0.93
gamma	1.11	1.03	1.05	1.52	1.03	0.99	1.03

Tabla B.16: Valores de estadísticos para la evaluación de pronósticos diarios de temperatura con 72h de anticipación

	Cuarta.Faja	Huiscapi	La.Paz	Puala	Radal	San.Enrique	Santa.Carla
NSE	0.69	0.78	0.54	0.34	0.72	0.69	0.65
r	0.91	0.90	0.88	0.88	0.88	0.84	0.87
R2	0.83	0.81	0.77	0.78	0.78	0.71	0.76
KGE	0.78	0.86	0.75	0.46	0.84	0.84	0.79
beta	0.89	0.96	0.84	0.71	0.94	0.99	0.90
gamma	1.17	1.09	1.16	1.44	1.08	0.99	1.13