



UNIVERSIDAD DE CHILE
FACULTAD DE CIENCIAS FÍSICAS Y MATEMÁTICAS
DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA CIVIL

**PROPUESTA DE ACTUALIZACIÓN DEL SISTEMA DE ALERTA DE
CRECIDAS EN CHILE USANDO REDES NEURONALES E HIDROGRAMAS
UNITARIOS**

MEMORIA PARA OPTAR AL TÍTULO DE
INGENIERO CIVIL

CLAUDIO ANDRÉS ÁVILA MERCADO

PROFESORA GUÍA:
XIMENA VARGAS MESA

MIEMBROS DE LA COMISIÓN:
EDUARDO RUBIO ÁLVAREZ
RICARDO GONZÁLEZ VALENZUELA

SANTIAGO DE CHILE
2018

PROPUESTA DE ACTUALIZACIÓN DEL SISTEMA DE ALERTA DE CRECIDAS EN CHILE USANDO REDES NEURONALES E HIDROGRAMAS UNITARIOS

Durante los últimos años en el mundo se ha observado un aumento de la frecuencia de inundaciones, las que pueden ser muy destructivas, siendo necesario proveer de sistemas de alerta que permitan estar preparados ante estos eventos extremos. Los sistemas de alerta de crecidas han demostrado ser rentables ya que sus costos son bajos en comparación a los impactos que éstas generan.

Actualmente en Chile existe un sistema de monitoreo realizado por la Dirección General de Aguas (DGA), en el que si un caudal umbral se sobrepasa se declara una alerta. Además, existen relaciones de pronóstico de caudales en algunas estaciones mediante el uso de modelos autorregresivos con variable exógena (ARX), generados en el año 1987 por BF Ingenieros. Sin embargo, muchas de estas relaciones no se encuentran operativas, por diversas razones.

Este trabajo propone actualizar el sistema de alerta de crecidas utilizando modelos de redes neuronales, que han demostrado obtener mejores resultados en la predicción de caudales en tiempo real que los modelos utilizados en el Sistema Nacional de Alerta de Crecidas (SNAC), para lo cual se utilizan las cuencas piloto Curanilahue en Curanilahue y Cautín en Cajón. Además, para cuencas pequeñas de rápida respuesta hidrológica se propone aplicar el Sistema Guía para Crecidas Repentinas (SGCR) junto con la aplicación del hidrograma unitario con pulsos horarios de precipitación, para lo cual se utiliza la cuenca piloto Curanilahue en Curanilahue.

La aplicación de la metodología permitió encontrar redes neuronales óptimas para cada cuenca, una para la cuenca del río Curanilahue con predicciones aceptables hasta las 3 horas de antelación, con eficiencias NSE y R^2 superiores a 0,81 y otra para la cuenca del río Cautín en Cajón con predicciones aceptables hasta las 12 horas de antelación, con eficiencias NSE y R^2 superiores a 0,95. Además, para la cuenca del río Curanilahue en Curanilahue los resultados del SGCR son aceptables cuando se utiliza un “pronóstico perfecto” de precipitación (con porcentajes de acierto entre 67 y 100% dependiendo del tipo de alerta y sin falsas alarmas), sin embargo, es altamente dependiente de que estos pronósticos sean precisos. Algo parecido ocurre con la metodología del hidrograma unitario, la cual es más conservadora (con porcentajes de acierto similares y porcentajes de falsa alarma entre 0 y 50% dependiendo del tipo de alerta).

Se concluye que los modelos de redes neuronales presentan mejores resultados en comparación a la situación actual, por lo que se podrían utilizar como sistemas de alerta con mayores tiempos de antelación. Para crecidas repentinas es útil la implementación de metodologías como el SGCR y el hidrograma unitario, cuando se tengan pronósticos precisos de precipitación.

A mi madre.

Agradecimientos

Quisiera agradecer a todos los que me han apoyado y ayudado en mi formación como profesional y como persona durante estos años en la facultad.

A mi familia, por ser estar siempre presentes y ser ese refugio con el que siempre puedo contar.

A mis amigos del colegio San Patricio, por recibirme cuando llegué a Santiago e integrarme como uno más.

A los amigos hechos en la universidad, por los muchos momentos gratos que me hicieron pasar y por el apoyo en los momentos de duda.

A mis profesores, por las enseñanzas y la buena voluntad, en especial a mi profesora guía.

A las instituciones que me han reconocido y motivado a seguir adelante.

A la universidad y su comunidad, por inculcarme una visión más crítica y hacerme creer en una sociedad distinta.

Tabla de Contenido

CAPÍTULO 1	: INTRODUCCIÓN	1
1.1	MOTIVACIÓN	1
1.2	OBJETIVOS	2
1.2.1	<i>General</i>	2
1.2.2	<i>Específicos</i>	2
1.3	ORGANIZACIÓN DEL DOCUMENTO	2
CAPÍTULO 2	: REVISIÓN BIBLIOGRÁFICA	4
2.1	SISTEMAS DE ALERTA DE CRECIDAS EN CHILE	4
2.1.1	<i>Sistemas de alertas DGA</i>	4
2.1.2	<i>Sistema Nacional de alerta de Crecidas (SNAC)</i>	5
2.1.2.1	<i>Modelos autorregresivos con variable exógena</i>	6
2.2	REDES NEURONALES	8
2.2.1	<i>Estructura de una neurona artificial</i>	9
2.2.2	<i>Arquitectura de una red neuronal</i>	11
2.2.3	<i>Ventajas</i>	11
2.2.4	<i>Tipos de redes neuronales</i>	12
2.2.5	<i>Entrenamiento</i>	13
2.2.6	<i>Sobre-entrenamiento y detención temprana</i>	15
2.2.7	<i>Evaluación de la red</i>	15
2.3	SISTEMA GUÍA PARA CRECIDAS REPENTINAS	16
2.4	: CATASTRO DE SISTEMAS DE ALERTA DE CRECIDAS EN CHILE	20
2.5	ESTIMACIÓN DE LA LÍNEA DE NIEVE	22
2.6	TIEMPO DE CONCENTRACIÓN	23
2.7	HIDROGRAMA UNITARIO INSTANTÁNEO DE NASH	24
2.8	MÉTODO DE LA CURVA NÚMERO	25

2.9	ÍNDICE DE PRECIPITACIÓN ANTECEDENTE (IPA).....	26
2.10	TEORÍA DE DETECCIÓN DE SEÑALES	26
CAPÍTULO 3 : APLICACIÓN DE LAS REDES NEURONALES PARA EL PRONÓSTICO DE CAUDALES		29
3.1	CUENCA DEL RÍO CURANILAHUE EN CURANILAHUE.....	29
3.1.1	<i>Contexto</i>	29
3.1.2	<i>Caracterización general</i>	29
3.1.3	<i>Información disponible</i>	33
3.1.4	<i>Aplicación de la red neuronal</i>	36
3.1.4.1	Elección de parámetros.....	37
3.1.4.2	Prueba de configuraciones.....	38
3.2	CUENCA DEL RÍO CAUTÍN	40
3.2.1	<i>Contexto</i>	40
3.2.2	<i>Caracterización general</i>	41
3.2.3	<i>Información disponible</i>	45
3.2.4	<i>Aplicación de la red neuronal</i>	48
3.2.4.1	Elección de parámetros.....	49
3.2.4.2	Prueba de configuraciones.....	50
CAPÍTULO 4 : APLICACIÓN DE LA GUÍA DE CRECIDAS REPENTINAS EN CURANILAHUE		56
4.1	MODELO DE LLUVIA ESCORRENTÍA	56
4.2	UMBRALES DE ESCORRENTÍA	58
4.3	HIDROGRAMA UNITARIO	61
CAPÍTULO 5 : RESULTADOS.....		62
5.1	REDES NEURONALES	62
5.1.1	<i>Cuenca del río Curanilahue en Curanilahue</i>	63
5.1.1.1	Alertas	66
5.1.1.2	Operación del sistema de pronóstico	68
5.1.2	<i>Cuenca del río Cautín en Rariruca</i>	70
5.1.2.1	Alertas	72

5.1.2.2	Operación del sistema de pronóstico	74
5.1.3	<i>Cuenca del río Cautín en Cajón</i>	76
5.1.3.1	Alertas	79
5.1.3.2	Operación del sistema de pronóstico	80
5.2	SISTEMA GUÍA PARA CRECIDAS REPENTINAS.....	82
5.2.1	<i>Guía de crecidas repentinas</i>	83
5.2.2	<i>“Pronóstico perfecto” de precipitación</i>	84
5.2.3	<i>Pronóstico de precipitación GEFS</i>	87
5.2.4	<i>Hidrograma unitario</i>	88
CAPÍTULO 6	: CONCLUSIONES Y COMENTARIOS	95
6.1	REDES NEURONALES	95
6.2	GUÍA DE CRECIDAS REPENTINAS.....	97
6.3	PRONÓSTICOS DE PRECIPITACIÓN	98
6.4	SISTEMAS DE ALERTA EN CHILE	98
BIBLIOGRAFÍA	100

Índice de Tablas Informe

Tabla 2-1. Estaciones DGA con umbrales definidos para alerta de caudales. Fuente: Adaptado de (RODHOS, 2010).	21
Tabla 2-2. Relaciones de pronóstico de caudales con su tiempo de antelación desarrolladas por BF Ingenieros. Fuente: Adaptado de (RODHOS, 2010).	22
Tabla 3-1. Información de las estaciones DGA presentes en la zona de la ciudad de Curanilahue.	29
Tabla 3-2. Altitud de la línea de nieves por época para las máximas probabilidades de excedencia en la cuenca del río Curanilahue en Curanilahue.	31
Tabla 3-3. Alturas Limnimétricas y caudales umbrales de alerta azul, amarilla y roja para el río Curanilahue en Curanilahue.	32
Tabla 3-4. Parámetros necesarios para el cálculo de los tiempos de concentración.	33
Tabla 3-5. Tiempo de concentración de la cuenca del río Curanilahue en Curanilahue según distintos autores.	33
Tabla 3-6. Cuadro resumen con información relevante de las crecidas seleccionadas en el río Curanilahue en Curanilahue.	35
Tabla 3-7. Coeficientes de Pearson entre los posibles parámetros con $Q(t+1)$	37
Tabla 3-8. Configuraciones de variables en la capa de entrada propuestas para la red neuronal de la cuenca del río Curanilahue.	38
Tabla 3-9. Conjunto de redes neuronales con el menor ECM de validación para río Curanilahue en Curanilahue.	39
Tabla 3-10. Valores de bias para cada neurona de cada capa de la configuración óptima de la red neuronal para la cuenca del río Curanilahue en Curanilahue.	40
Tabla 3-11. Pesos asociados a cada entrada y neurona de la primera capa de la red neuronal óptima para la cuenca del río Curanilahue en Curanilahue.	40
Tabla 3-12. Pesos asociados a cada entrada y neurona de la segunda capa (salida) de la red neuronal óptima para la cuenca del río Curanilahue en Curanilahue.	40
Tabla 3-13. Población por comuna involucrada, al 2002 y estimada al 2018.	41

Tabla 3-14. Información de las estaciones DGA presentes en la cuenca del río Cautín en Cajón.	42
Tabla 3-15. Altitud de la línea de nieves por época para las máximas probabilidades de excedencia en la cuenca del río Cautín en Cajón.	44
Tabla 3-16. Alturas limnimétricas y caudales umbrales de alerta azul, amarilla y roja para las estaciones del río Cautín.....	45
Tabla 3-17. Parámetros necesarios para el cálculo de los tiempos de concentración.....	45
Tabla 3-18. Tiempo de concentración de la cuenca del río Cautín en Cajón según distintos autores.....	45
Tabla 3-19. Cuadro resumen con información relevante de las crecidas seleccionadas para el río Cautín.	48
Tabla 3-20. Coeficientes de correlación de Pearson entre los posibles parámetros con el caudal en la estación Cautín en Rariruca con una hora de antelación $Q_{cr}(t+1)$	49
Tabla 3-21. Coeficientes de correlación de Pearson entre los posibles parámetros con el caudal en la estación Cautín en Cajón con una hora de antelación $Q_{cc}(t+1)$	50
Tabla 3-22. Configuraciones de inputs propuestas para la red neuronal de Cautín en Rariruca.	51
Tabla 3-23. Configuraciones de inputs propuestas para la red neuronal de Cautín en Cajón. .	51
Tabla 3-24. Conjunto de redes neuronales con el menor ECM de validación para río Cautín en Rariruca.	52
Tabla 3-25. Valores de bias para cada neurona de cada capa de la configuración óptima de la red neuronal para la cuenca del río Cautín en Rariruca.....	53
Tabla 3-26. Pesos asociados a cada entrada y neurona de la primera capa de la red neuronal óptima para la cuenca del río Cautín en Rariruca.....	53
Tabla 3-27. Pesos asociados a cada entrada y neurona de la segunda capa de la red neuronal óptima para la cuenca del río Cautín en Rariruca.....	53
Tabla 3-28. Pesos asociados a cada entrada y neurona de la tercera capa (salida) de la red neuronal óptima para la cuenca del río Cautín en Rariruca.....	53
Tabla 3-29. Conjunto de redes neuronales con el menor ECM de validación para río Cautín en Cajón.....	54

Tabla 3-30. Valores de bias para cada neurona de cada capa de la configuración óptima de la red neuronal para la cuenca del río Cautín en Cajón.....	54
Tabla 3-31. Pesos asociados a cada entrada y neurona de la primera capa de la red neuronal óptima para la cuenca del río Cautín en Cajón.....	55
Tabla 3-32. Pesos asociados a cada entrada y neurona de la segunda capa de la red neuronal óptima para la cuenca del río Cautín en Cajón.....	55
Tabla 3-33. Pesos asociados a cada entrada y neurona de la tercera capa (salida) de la red neuronal óptima para la cuenca del río Cautín en Cajón.....	55
Tabla 4-1. Valores de CN e IPA obtenidos para cada una de las 7 crecidas analizadas.....	57
Tabla 5-1. Modelos aplicados en las cuencas de estudio, datos que requiere y que entrega....	62
Tabla 5-2. Cuencas en las que se implementan redes neuronales y su respectiva comparación de resultados si es que aplica.....	63
Tabla 5-3. Coeficiente R^2 y eficiencia de Nash Sutcliffe si se considera la precipitación real o pronosticada para diferentes tiempos de antelación en la cuenca del río Curanilahue en Curanilahue.	65
Tabla 5-4. Porcentajes de acierto y falsa alarma para los pronósticos de alertas azul, amarilla y roja con 3 horas de antelación en el río Curanilahue en Curanilahue.	67
Tabla 5-5. Porcentajes de acierto y falsa alarma para los pronósticos de alerta azul, amarilla y roja con menos de 3 horas de antelación en el río Curanilahue en Curanilahue.	68
Tabla 5-6. Coeficiente R^2 y eficiencia de Nash Sutcliffe para diferentes tiempos de antelación en la cuenca del río Cautín en Rariruca obtenidos por redes neuronales.	72
Tabla 5-7. Porcentajes de acierto y falsa alarma para los pronósticos de alertas azul, amarilla y roja con 6 horas de antelación en el río Cautín en Rariruca.	73
Tabla 5-8. Porcentajes de acierto y falsa alarma para los pronósticos de alertas azul, amarilla y roja según horas de antelación en el río Cautín en Rariruca.	74
Tabla 5-9. Coeficiente R^2 y eficiencia de Nash Sutcliffe para diferentes tiempos de antelación en la cuenca del río Cautín en Cajón.	78
Tabla 5-10. Porcentajes de acierto y falsa alarma para los pronósticos de alertas azul, amarilla y roja con 12 horas de antelación en el río Cautín en Cajón.	80
Tabla 5-11. Porcentajes de acierto y falsa alarma para los pronósticos de alertas azul, amarilla y roja según horas de antelación en el río Cautín en Cajón.....	80

Tabla 5-12. Variantes del modelo aplicado según pronóstico de precipitación y curva número utilizada.	82
Tabla 5-13. Valores de CN conservadora y optimista calculados para cada crecida.	83
Tabla 5-14. Ejemplo de obtención de TreshRt de alerta azul, amarilla y roja según distintos tiempos de duración de lluvias para la crecida 1.	84
Tabla 5-15. Ejemplo de la obtención de Rt de alerta azul, amarilla y roja para precipitaciones reales acumuladas de distintos tiempos de duración en la crecida 1 utilizando el valor de curva número optimista.	85
Tabla 5-16. Resultados de <i>Rt</i> para cada crecida según valor de curva número conservadora y optimista para cada tipo de alerta considerando pronóstico perfecto de precipitación.	86
Tabla 5-17. Porcentajes de acierto y falsa alarma del modelo FFG según curva número conservadora y optimista para cada tipo de alerta considerando pronóstico perfecto de precipitación.	86
Tabla 5-18. Ejemplo de la obtención de Rt de alerta azul, amarilla y roja para pronósticos de precipitación GEFS acumuladas de distintos tiempos de duración en la crecida 1 utilizando el valor de Curva Número optimista.....	87
Tabla 5-19. Resultados de <i>Rt</i> para cada crecida según valor de curva número conservadora y optimista para cada tipo de alerta considerando el pronóstico de precipitación del modelo GEFS.	88
Tabla 5-20. Porcentajes de acierto y falsa alarma del modelo FFG según curva número conservadora y optimista para cada tipo de alerta considerando el pronóstico de precipitación del modelo GEFS.	88
Tabla 5-21. Porcentajes de acierto y falsa alarma del modelo del hidrograma unitario según precipitación observada-pronosticada y según curva número conservadora-optimista para cada tipo de alerta en río Curanilahue en Curanilahue.	94

Índice de Figuras

Figura 2-1. Interfaz del sistema de monitoreo de caudales DGA. Fuente: (Nazarala, 2016).	5
Figura 2-2. Esquema de un sistema de previsión hidrológica. Fuente: (Peña y Vidal 1988)	6
Figura 2-3. Diagrama explicativo de inputs y output de la función de transferencia. Fuente: (BF Ingenieros, 1987).	8
Figura 2-4. Estructura de una neurona artificial. Fuente: Adaptado de (Gestal, 2009).	9
Figura 2-5. Función escalón.....	10
Figura 2-6. Función identidad.....	10
Figura 2-7. Función sigmoideal.....	10
Figura 2-8. Función tangente hiperbólica.	11
Figura 2-9. Estructura de una red neuronal, con sus capas ocultas. Fuente:(Matich, 2001)	11
Figura 2-10. Esquema de entrenamiento supervisado de una red neuronal. Fuente: Adaptado de (González, 2003).	13
Figura 2-11. Lugares del mundo en los que se está implementado sistemas regionales de guía de crecidas repentinas en fases distintas de desarrollo. Fuente:(Stewart, 2007).	16
Figura 2-12. Componentes técnicos del Sistema Guía para Crecidas Repentinas (SGCR). Fuente: (Senamhi, 2016)	17
Figura 2-13. Umbral de escorrentía. Fuente: (UCAR., 2010).	18
Figura 2-14. Concepto de hidrograma unitario. Fuente: (Chow, V.T., 1994).	19
Figura 2-15. Ejemplo de la obtención de la FFG de 1 hora de duración en base a la curva de lluvia escorrentía. Fuente: Adaptado de (UCAR, 2010)	20
Figura 2-16. Soluciones del método de la curva número. Fuente:(NRCS, 1986).	26
Figura 2-17. Esquema de la teoría de detección de señales. Fuente: Adaptado de (McNicol, 1972).	27
Figura 2-18. Esquema de la teoría de detección de señales aplicado a los sistemas de alerta de crecidas.	27
Figura 3-1. Mapa de la cuenca del río Curanilahue en Curanilahue.....	30

Figura 3-2. Mapa de las estaciones DGA presentes en la cuenca del río Curanilahue en Curanilahue.....	30
Figura 3-3. Curva hipsométrica de la cuenca del río Curanilahue en Curanilahue.	31
Figura 3-4. Curva de descarga para la estación río Curanilahue en Curanilahue.....	32
Figura 3-5. Regresión lineal entre la precipitación en Estero Plegarias y Curanilahue en Curanilahue.....	34
Figura 3-6. Caudal horario de las 11 crecidas a analizar en la cuenca del río Curanilahue en Curanilahue.....	34
Figura 3-7. Precipitación horaria de las 11 crecidas a analizar en la cuenca del río Curanilahue en Curanilahue.....	35
Figura 3-8. Relación entre pronóstico y precipitación real cada 3 horas en la estación río Curanilahue en Curanilahue.	36
Figura 3-9. Configuración de la red neuronal óptima encontrada para la cuenca del río Curanilahue en Curanilahue.	40
Figura 3-10. Mapa de la cuenca del río Cautín.....	42
Figura 3-11. Mapa con las estaciones fluviométricas satelitales y no satelitales presentes en la cuenca del río Cautín.	43
Figura 3-12. Mapa con las estaciones meteorológicas satelitales presentes en la zona de la cuenca del río Cautín.	43
Figura 3-13. Curva hipsométrica de la cuenca del río Cautín en Cajón.	44
Figura 3-14. Caudal de las 9 crecidas a analizar en Cautín en Rariruca.....	46
Figura 3-15. Precipitación horaria de las crecidas a analizar en Cautín en Rariruca.	47
Figura 3-16. Caudal de las 9 crecidas a analizar en Cautín en Cajón.....	47
Figura 3-17. Precipitación horaria de las crecidas a analizar en Cautín en Cajón.....	48
Figura 3-18. Configuración de la red neuronal óptima encontrada para la cuenca del río Cautín en Rariruca.....	52
Figura 3-19. Configuración de la red neuronal óptima encontrada para la cuenca del río Cautín en Cajón.....	54

Figura 4-1. Ejemplo del cálculo del caudal base con el método de las dos líneas rectas.	57
Figura 4-2. Regresiones logarítmicas generadas entre Índice de Precipitación Antecedente y Curva Número.	58
Figura 4-3. Hidrograma Unitario de Nash de 1 hora de duración para la cuenca del río Curanilahue en Curanilahue.	59
Figura 4-4. Ejemplos de hidrogramas unitarios obtenidos para lluvias de diferente duración para la cuenca del río Curanilahue en Curanilahue.	59
Figura 4-5. Ejemplo de la distribución lineal y promedio del pronóstico de precipitación GEFS.	61
Figura 5-1. Ejemplo de la utilización recursiva de la función de la red neuronal.	63
Figura 5-2. Caudal observado y pronosticado con 1 hora de antelación para el río Curanilahue en Curanilahue.	64
Figura 5-3. Caudal observado y pronosticado con 3 horas de antelación para el río Curanilahue en Curanilahue.	64
Figura 5-4. Caudal observado y pronosticado con 5 horas de antelación para el río Curanilahue en Curanilahue.	65
Figura 5-5. Comparativa del Nash-Sutcliffe Efficiency al utilizar la precipitación real versus la pronosticada según diferentes tiempos de antelación para el río Curanilahue en Curanilahue.	66
Figura 5-6. Comparación entre el caudal observado y el calculado con 3 horas de antelación considerando los umbrales de alerta DGA para el río Curanilahue en Curanilahue.	67
Figura 5-7. Pronóstico de caudales en "tiempo real" para la crecida 1 hasta con 10 horas de antelación para el río Curanilahue en Curanilahue.	68
Figura 5-8. Pronóstico de caudales en "tiempo real" para la crecida 2 hasta con 10 horas de antelación para el río Curanilahue en Curanilahue.	69
Figura 5-9. Pronóstico de caudales en "tiempo real" para la crecida 3 hasta con 10 horas de antelación para el río Curanilahue en Curanilahue.	69
Figura 5-10. Caudal observado y pronosticado con 3 horas de antelación para el río Cautín en Rariruca.	70
Figura 5-11. Caudal observado y pronosticado con 6 horas de antelación para el río Cautín en Rariruca.	71

Figura 5-12. Caudal observado y pronosticado con 9 horas de antelación para el río Cautín en Rariruca.	71
Figura 5-13. Caudal observado y calculado con 6 horas de antelación considerando los umbrales de alerta DGA para el río Cautín en Rariruca.	73
Figura 5-14. Pronóstico en "tiempo real" para la crecida 1 hasta con 10 horas de antelación para el río Cautín en Rariruca.	74
Figura 5-15. Pronóstico en "tiempo real" para la crecida 2 hasta con 10 horas de antelación para el río Cautín en Rariruca.	75
Figura 5-16. Pronóstico en "tiempo real" para la crecida 3 hasta con 10 horas de antelación para el río Cautín en Rariruca.	75
Figura 5-17. Caudal observado y pronosticado con 8 horas de antelación para el río Cautín en Cajón.	76
Figura 5-18. Caudal observado y pronosticado con 12 horas de antelación para el río Cautín en Cajón.	77
Figura 5-19. Caudal observado y pronosticado con 16 horas de antelación para el río Cautín en Cajón.	77
Figura 5-20. Caudal observado y calculado con 12 horas de antelación considerando los umbrales de alerta DGA para el río Cautín en Cajón.	79
Figura 5-21. Pronóstico en "tiempo real" para la crecida 1 hasta con 20 horas de antelación para el río Cautín en Cajón.	81
Figura 5-22. Pronóstico en "tiempo real" para la crecida 2 hasta con 20 horas de antelación para el río Cautín en Cajón.	81
Figura 5-23. Pronóstico en "tiempo real" para la crecida 3 hasta con 20 horas de antelación para el río Cautín en Cajón.	82
Figura 5-24. Ejemplo de las curvas de lluvia esorrentía generadas mediante el modelo SCS con CN conservadora y optimista para la crecida 1.	83
Figura 5-25. Caudales totales calculados con CN conservadora y optimista para la crecida 1 con precipitación observada y pronóstico de precipitación GEFS para río Curanilahue en Curanilahue.	89
Figura 5-26. Hietograma de precipitación observada y pronóstico del modelo GEFS a nivel horario para la crecida 1 en la estación río Curanilahue en Curanilahue.	89

Figura 5-27. Caudales totales calculados con CN conservadora y optimista para la crecida 8.1 con precipitación observada y pronóstico de precipitación GEFS para río Curanilahue en Curanilahue.....	90
Figura 5-28. Hietograma de precipitación observada y pronóstico del modelo GEFS a nivel horario para la crecida 8.1 en la estación río Curanilahue en Curanilahue.	90
Figura 5-29. Caudales totales calculados con CN conservadora y optimista para la crecida 8.2 con precipitación observada y pronóstico de precipitación GEFS para río Curanilahue en Curanilahue.....	91
Figura 5-30. Hietograma de precipitación observada y pronóstico del modelo GEFS a nivel horario para la crecida 8.2 en la estación río Curanilahue en Curanilahue.	91
Figura 5-31. Caudales totales calculados con CN conservadora y optimista para la crecida 9 con precipitación observada y pronóstico de precipitación GEFS para río Curanilahue en Curanilahue.	92
Figura 5-32. Hietograma de precipitación observada y pronóstico del modelo GEFS a nivel horario para la crecida 9 en la estación río Curanilahue en Curanilahue.	92
Figura 5-33. Caudales totales calculados con CN conservadora y optimista para la crecida 11 con precipitación observada y pronóstico de precipitación GEFS para río Curanilahue en Curanilahue.....	93
Figura 5-34. Hietograma de precipitación observada y pronóstico del modelo GEFS a nivel horario para la crecida 11 en la estación río Curanilahue en Curanilahue.	93

Capítulo 1: Introducción

1.1 Motivación

Durante los últimos años en el mundo ha aumentado la frecuencia de eventos que han originado aluviones e inundaciones (EASAC, 2018). Estas crecidas pueden ser muy peligrosas y destructivas, ya que causan pérdidas de vidas humanas y económicas importantes generando preocupación en las autoridades y la población. Por esta razón, se hace necesario proveer de sistemas de alerta que permitan estar preparados ante posibles eventos que puedan ocurrir en el futuro.

En lugares donde no es posible construir obras hidráulicas como embalses o defensas fluviales para controlar aluviones e inundaciones (ya sea por su elevado costo o por su factibilidad), los sistemas de alerta de crecidas han demostrado ser altamente rentables ya que sus costos de implementación, operación y mantención son bajos en comparación a los daños que se pueden evitar al prever estos eventos con cierta antelación, permitiendo llevar a cabo planes de mitigación y alertar a la población (UCAR, 2010).

En Chile se han realizado diversos estudios de alerta de crecidas desde el año 1983 (RODHOS, 2010), creando el Sistema Nacional de Alerta de Crecidas, SNAC (Peña & Vidal, 1988), en los que se seleccionaron algunos lugares que habían tenido problemas de inundaciones y en donde fue factible determinar los caudales de crecidas con suficiente antelación como para prevenir a la población. Pese a esto, son pocos los sistemas de alerta implementados en Chile que están operando y la mayoría de estos no se utilizan por diversas razones: desconocimiento de la existencia de las relaciones, no predicen con suficiente antelación, los resultados de las predicciones no son lo esperado, entre otras.

En gran medida, la metodología empleada en el SNAC se basa en la estadística disponible en estaciones fluviométricas y meteorológicas cercanas a la zona de inundación, utilizando modelos lineales autorregresivos caudal-caudal con variables exógenas de precipitación, en donde se establece como umbral el menor caudal máximo que ha generado una inundación en la zona de estudio.

Hay trabajos (Artigas, 2015; González, 2003; Muñoz, 2008) acerca del modelamiento de estos procesos mediante redes neuronales (sistema de inteligencia artificial). El campo de aplicación de las redes neuronales es muy amplio y éstas han demostrado obtener predicciones más acertadas que los modelos autorregresivos con variable exógena. La principal diferencia del uso de redes neuronales en comparación a los modelos utilizados en el SNAC es que estas aprenden la relación existente entre las variables de entrada y de salida a partir de un proceso de entrenamiento utilizando funciones no lineales basado en la información de eventos ocurridos en el pasado y recientes.

Un caso especial de crecida ocurre en cuencas pequeñas de rápida respuesta hidrológica, denominadas crecidas repentinas. Estas tienen características distintas debido a que la escala cronológica es menor y el espacio en la que ocurre es más pequeño, por lo que la capacidad de predicción mediante los modelos ya mencionados se ve reducida ya que se presentan dificultades diferentes a las que surgen en grandes ríos (Stewart, 2007). Es por esto que se aplica una metodología adicional en las cuencas que cuentan con estas características, el Sistema Guía para Crecidas Repentinas (SGCR), que se basa en la utilización del hidrograma unitario y de un modelo de lluvia-escorrentía (UCAR, 2010).

En este trabajo se da énfasis a la utilización de los pronósticos meteorológicos de estos eventos entregados por el ESRL (Earth System Research Laboratory) del NOAA (National Oceanic & Atmospheric Administration) que utiliza el modelo meteorológico GEFS (Global Ensemble Forecast System), los que se comparan y validan con los registros en las estaciones meteorológicas.

1.2 Objetivos

1.2.1 General

- Plantear una propuesta de mejora a los modelos de los sistemas de alerta de crecidas disponibles en Chile, implementar modelos de redes neuronales e hidrograma unitario (Sistema Guía para Crecidas Repentinas) en algunas de las zonas del país en que recientemente han ocurrido inundaciones.

1.2.2 Específicos

- Presentar un catastro con los sistemas de alerta que funcionan y operan actualmente en Chile.
- Implementar modelos de pronóstico de caudales en tiempo real en dos cuencas específicas en el país, Curanilahue en Curanilahue y Cautín en Cajón.
- Validar los pronósticos meteorológicos a base de los registros disponibles en estaciones seleccionadas.
- Implementar una versión simplificada del modelo de la guía de crecidas repentinas en una cuenca.
- Evaluar los resultados de ambos modelos.

1.3 Organización del documento

A continuación, se describe brevemente el contenido de los capítulos siguientes:

En el Capítulo 2 se presenta la revisión bibliográfica abordando tanto los sistemas de alerta de crecidas que actualmente existen en Chile, los modelos de redes neuronales, la guía de crecidas

repentinas, un catastro de los sistemas de alerta de crecidas en Chile y otros temas que se utilizan en el desarrollo de este trabajo.

En el Capítulo 3 se presenta la aplicación de los modelos de redes neuronales para dos cuencas (Río Curanilahue en Curanilahue y Río Cautín en Cajón). Para cada cuenca se explica el contexto en el que se encuentra, se presenta una caracterización general, se analiza la información disponible y se plantea la red neuronal a utilizar.

En el Capítulo 4 se presenta la aplicación del Sistema Guía para Crecidas Repentinas simplificado en la cuenca del río Curanilahue, la metodología utilizada explicando los umbrales de escorrentía y el modelo de lluvia-escorrentía utilizado, además de una aplicación adicional de la metodología utilizando el hidrograma unitario.

En el Capítulo 5 se presentan los resultados de las metodologías aplicadas (redes neuronales, guía de crecidas repentinas e hidrograma unitario) para cada cuenca, mostrando su funcionamiento y eficiencia.

Finalmente, en el Capítulo 6 se presentan las conclusiones y comentarios finales acerca de las metodologías aplicadas y sus resultados.

Capítulo 2: Revisión Bibliográfica

2.1 Sistemas de alerta de crecidas en Chile

En esta sección se presentan los principales sistemas de alerta elaborados en Chile frente a posibles inundaciones, su metodología y algunas aplicaciones.

2.1.1 Sistemas de alertas DGA

La implementación de estaciones fluviométricas satelitales capaces de entregar información en tiempo real, conduce en forma natural a utilizar datos de nivel y caudal a nivel horario (o menor) para un sistema básico de alerta. Por lo cual, en base a antecedentes históricos y la experiencia regional se definen umbrales de alerta para ciertas estaciones en zonas propensas a inundaciones (Nazarala, 2016):

- Alerta azul: Indica una situación de preparación ante la eventualidad que los caudales superen el umbral de riesgo.
- Alerta amarilla: Caudal con clara tendencia a subir y pronóstico meteorológico desfavorable.
- Alerta roja: Caudales con amenaza directa a sectores poblados e infraestructura, que implican acciones tales como: evacuación, poner a disposición recursos humanos, maquinaria y equipos.

De esta forma se realiza un monitoreo de caudales en tiempo real que permite a la Oficina Nacional de Emergencia del Ministerio del Interior (ONEMI) con la participación de otros servicios como la Dirección General de Aguas (DGA) declarar alertas en ciertas zonas en caso de superarse los umbrales definidos.

En la Figura 2-1 se muestra una interfaz del sistema de monitoreo de caudales de la DGA, el cual no se encuentra disponible públicamente.



Figura 2-1. Interfaz del sistema de monitoreo de caudales DGA. Fuente: (Nazarala, 2016).

2.1.2 Sistema Nacional de alerta de Crecidas (SNAC)

Con el fin de prever y alertar a la población sobre posibles inundaciones en Chile se desarrolla el SNAC, cuyo objetivo es generar sistemas de previsión hidrológica (pronosticar caudales con cierto tiempo de antelación). Para esto es necesario poseer una red de medición y transmisión de datos, lo que ocurre con la ya mencionada llegada de estaciones satelitales capaces de transmitir información en tiempo real y cuyo esquema se presenta en la Figura 2-2.

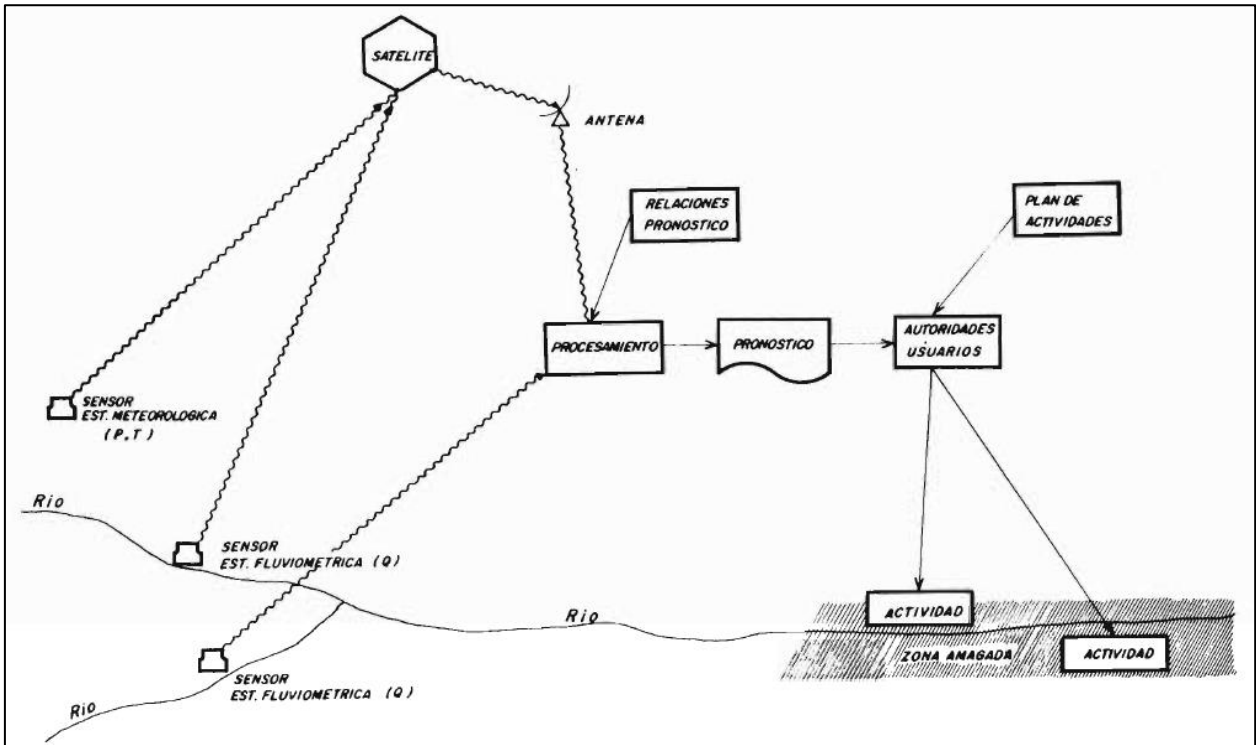


Figura 2-2. Esquema de un sistema de previsión hidrológica. Fuente: (Peña y Vidal 1988)

Así, se identifican aquellos lugares que han tenido problemas de inundación y en donde es técnicamente factible aplicar un sistema de previsión hidrológica con un tiempo de antelación adecuado, realizando una serie de funciones de pronóstico de caudales utilizando modelos autorregresivos con variable exógena (Peña & Vidal, 1988).

2.1.2.1 Modelos autorregresivos con variable exógena

Un modelo autorregresivo con variable exógena (ARX) es una representación de un proceso en donde la variable de salida depende linealmente de sus propios valores anteriores, además de los valores anteriores de alguna variable exógena (Ljung, 1999). El que se describe de acuerdo con la expresión 2.1.

$$y(t) + a_1 \cdot y(t - 1) + \dots + a_n \cdot y(t - n) = b_1 \cdot u(t - 1) + \dots + b_m \cdot u(t - m) \quad (2.1)$$

Dónde:

$y(t)$: Salida del modelo ARX para el tiempo t .

$u(t)$: Entrada del modelo ARX para el tiempo t .

n : Número de pasos de tiempo pasado de la salida que se consideran.

m : Número de pasos de tiempo pasado de la entrada (variable exógena) que se consideran.

a_i, b_j : Coeficientes del modelo $\forall i, j$.

Que se puede reescribir de la siguiente forma:

$$\hat{y}(t/\theta) = \varphi^T(t)\theta \quad (2.2)$$

Dónde:

$$\varphi^T(t) = [-y(t-1) \dots -y(t-n) \ u(t-1) \dots u(t-m)]^T \quad (2.3)$$

$$\theta = [a_1 \dots a_n \ b_1 \dots b_m] \quad (2.4)$$

$\hat{y}(t/\theta)$ es el mismo $y(t)$, pero se utiliza esta notación para enfatizar que es la estimación que se obtiene del cálculo utilizando los coeficientes presentes en θ .

Para establecer la estructura de un modelo ARX hay que definir el orden del modelo (parámetros n y m) además de determinar los coeficientes a_i y $b_j \ \forall i, j$.

Si se conocen los valores de entrada y salida de un intervalo de tiempo $1 \leq t \leq N$:

$$Z^N = [u(1), y(1), \dots, u(N), y(N)] \quad (2.5)$$

Y se define el orden del modelo, es posible utilizar el método de los mínimos cuadrados para encontrar los coeficientes óptimos a_i y $b_j \ \forall i, j$:

$$\min_{\theta} V_N(\theta, Z^N) \quad (2.6)$$

Dónde:

$$V_N(\theta, Z^N) = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (y(t) - \hat{y}(t/\theta))^2 = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (y(t) - \varphi^T(t)\theta)^2 \quad (2.7)$$

Por lo tanto, los coeficientes que minimizan la expresión 2.7 son:

$$\hat{\theta} = \arg \min_{\theta} V_N(\theta, Z^N) \quad (2.8)$$

El cual se puede obtener derivando e igualando a cero:

$$0 = \frac{d}{d\theta} V_N(\theta, Z^N) = \frac{2}{N} \sum_{t=1}^N \varphi(t) \cdot (y(t) - \varphi^T(t)\theta) \quad (2.9)$$

Lo que da como resultado:

$$\hat{\theta}_N = \left[\sum_{t=1}^N \varphi(t) \cdot \varphi^T(t) \right]^{-1} \cdot \sum_{t=1}^N \varphi(t) \cdot y(t) \quad (2.10)$$

Los modelos aplicados en el SNAC son funciones de transferencia basados en un modelo ARX donde las variables exógenas son datos de precipitación en estaciones meteorológicas representativas de la situación de la cuenca, datos de caudal en estaciones aguas arriba del lugar donde interesa pronosticar y/o en algunos casos datos de temperatura y la variable de salida es el

caudal en la estación de pronóstico (BF Ingenieros, 1987). Esto se representa en el esquema de la Figura 2-3.

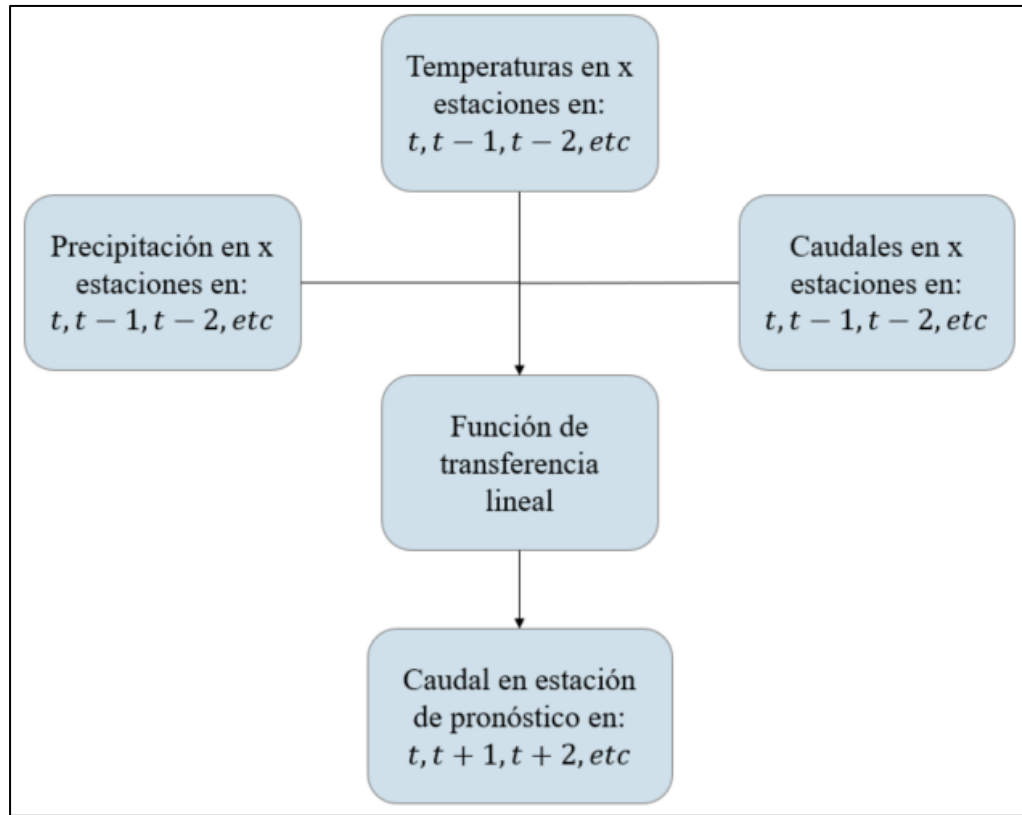


Figura 2-3. Diagrama explicativo de inputs y output de la función de transferencia. Fuente: (BF Ingenieros, 1987).

Todos los modelos generados se crean considerando información disponible en intervalos de tiempo de 2 horas:

$$Q(t) = \varphi_1 \cdot Q(t - 2) + \varphi_2 \cdot Q(t - 4) + \dots + \varphi_r \cdot Q(t - 2r) + W_0 \cdot E(t - b) - W_1 \cdot E(t - b - 2) - \dots - W_{s-1} \cdot E(t - b - 2(s - 1)) \quad (2.11)$$

Dónde:

$Q(t)$: Caudal en estación de pronóstico en el tiempo t .

$E(t)$: Input (Caudal o precipitación) en estación X en el tiempo t .

b : Tiempo de desfase entre la entrada y la salida.

φ_i : Parámetro del modelo.

W_j : Parámetro del modelo.

2.2 Redes neuronales

Las redes neuronales son un modelo computacional que busca replicar lo que ocurre en el cerebro humano, se construye a partir de una unidad básica llamada neurona artificial (Figura 2-4).

2.2.1 Estructura de una neurona artificial

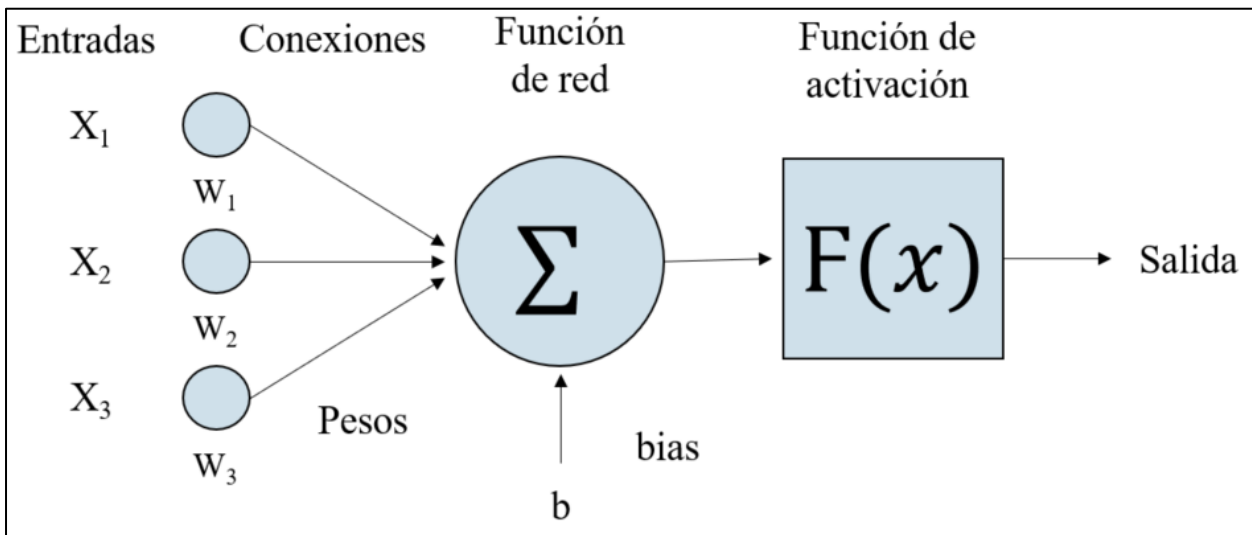


Figura 2-4. Estructura de una neurona artificial. Fuente: Adaptado de (Gestal, 2009).

Como se aprecia en la estructura de la neurona artificial, esta cuenta con uno o más valores de entrada (que simulan ser los diferentes estímulos que recibe una neurona real), cada entrada lleva asociado un peso (que simula ser la fuerza sináptica que posee la neurona frente a cierto estímulo) por el que se pondera y que sumado a un valor umbral de activación generan los valores de entrada a la función de red (Gestal, 2009).

Existen diferentes funciones de red que se pueden aplicar, la más común se compone de acuerdo con la expresión 2.12.

$$\Sigma = \sum_{i=1}^N X_i \cdot W_i + b \quad (2.12)$$

Dónde:

N : Numero de inputs o valores de entrada a la neurona artificial.

X_i : Entrada i a la neurona.

W_i : Peso de la entrada i .

b : valor umbral de activación asociado a la neurona (bias).

Finalmente se aplica una función de activación $F(x)$ con el resultado de la función de red para generar el output o valor de salida de la neurona, que puede tener diferentes formas, las más utilizadas son las expresiones 2.13, 2.14, 2.15 y 2.16.

- Función escalón:

$$\text{escalón}(x) = \begin{cases} 1 & x \geq 0 \\ 0 & x < 0 \end{cases} \quad (2.13)$$

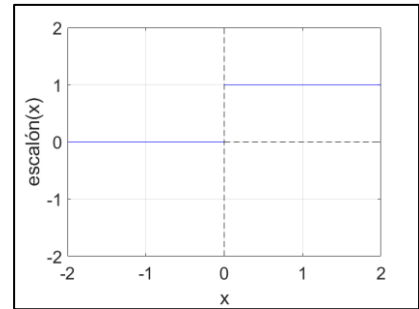


Figura 2-5. Función escalón.

- Función identidad:

$$\text{identidad}(x) = x \quad (2.14)$$

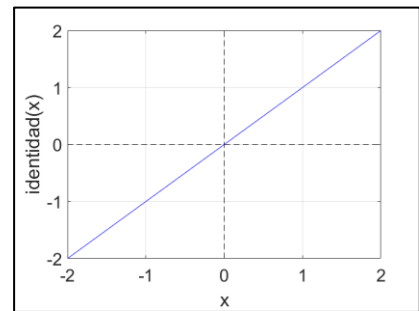


Figura 2-6. Función identidad.

- Función sigmoide:

$$\text{sigmoide}(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (2.15)$$

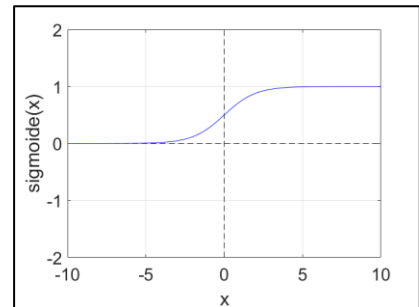


Figura 2-7. Función sigmoide.

- Función tangente hiperbólica:

$$\tanh(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (2.16)$$

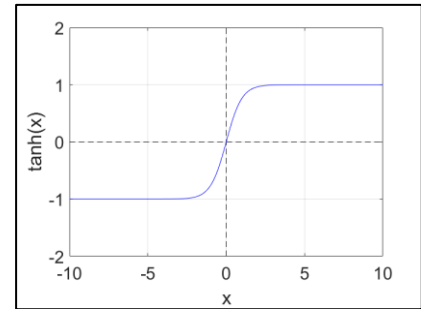


Figura 2-8. Función tangente hiperbólica.

2.2.2 Arquitectura de una red neuronal

Las neuronas artificiales se conectan y relacionan para formar una red compuesta por múltiples capas (Figura 2-9), una capa de entrada (que cumple la función de recibir los datos de entrada), capas ocultas (que procesan los datos de entrada) y una capa de salida (que cumple la función de entregar el o los valores de salida).

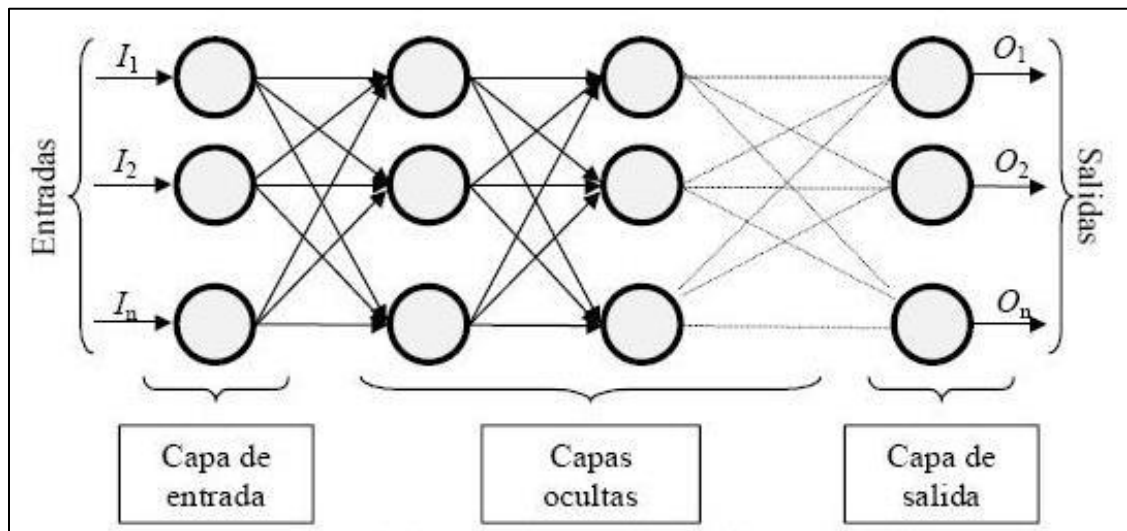


Figura 2-9. Estructura de una red neuronal, con sus capas ocultas. Fuente:(Matich, 2001)

2.2.3 Ventajas

La principal característica que poseen las redes neuronales es su capacidad de resolver problemas adquiriendo conocimientos y aprender en base a la experiencia obtenida a partir de casos anteriores, lo que le otorga una serie de ventajas (Matich, 2001):

- Aprendizaje adaptativo: Aprenden a realizar tareas a través de un entrenamiento que le permite identificar patrones utilizando ejemplos, haciendo que no sea necesario elaborar modelos que expliquen la interacción de las variables del problema.

- Autoorganización: Pueden crear su propia organización de la información que reciben mediante la etapa de aprendizaje. Permittedole a las redes generalizar la entrada para obtener salidas, respondiendo adecuadamente frente a situaciones o entradas que no habían sido estudiadas anteriormente.
- No linealidad: El uso de funciones de activación no necesariamente lineales en cada neurona le permite a la red neuronal una mayor adaptabilidad en comparación a otros modelos que se basan en la linealidad.
- Tolerancia a fallos: Aprenden a reconocer patrones con ruido o distorsiones, lo que le permite generar salidas adecuadas pese a estos errores. Además, pueden seguir funcionando y entregando resultados razonables (aunque deteriorados), pese a que una parte de la red no cumpla su rol adecuadamente.
- Operación en tiempo real: Las redes neuronales se pueden ir actualizando en base a la nueva información disponible e ir adecuándose si las condiciones del problema sufren cambios.

Estas características hacen que las redes neuronales tengan muchas y diversas aplicaciones, tales como el reconocimiento de escritura y voz, predicción en mercados financieros, ecualización de canales en sistemas de comunicación, clasificación de objetos, detección de fallas, predicción de la estructura de proteínas en genética, entre otros (Beale, Hagan & Demuth, 2017).

La principal desventaja del uso de redes neuronales es que el modelo empleado funciona como una caja negra, por lo que no se tiene claridad de la física del problema ni cómo interactúan las variables, haciendo difícil identificar cambios que se deban aplicar a la estructura o sus parámetros y debe ser solucionado por la misma red a través de un aprendizaje continuo.

2.2.4 Tipos de redes neuronales

A continuación se presenta una clasificación de las redes neuronales de acuerdo al flujo de información (Gestal, 2009):

- Redes neuronales pre-alimentadas (feedforward)

Son redes en las que la información se mueve en un solo sentido, desde la entrada hacia la salida (La Figura 2-9 es un ejemplo de este tipo de red). Los tiempos de procesamiento son menores producto de la no interacción entre neuronas de la misma capa para encontrar un estado estable, por lo que se habla de redes neuronales rápidas en sus cálculos.

- Redes neuronales recurrentes

Son redes en las que las neuronas pueden enviar estímulos a neuronas de la misma capa o de capas anteriores. Por lo que, al momento de recibir una entrada, cada neurona debe calcular iterando su estado hasta encontrar un estado estable de la red. Esto hace que los valores de salida estén intrínsecamente ligados a los valores de salida de tiempos anteriores, agregando una memoria de

la historia reciente a la red, por lo que el procesamiento es más lento y pesado que en el caso de redes pre-alimentadas.

2.2.5 Entrenamiento

El proceso de entrenamiento de una red neuronal consiste en entregarle datos (entradas y salidas) de forma que pueda modificar los pesos y bias siguiendo algún método de aprendizaje que busca optimizar los resultados minimizando algún tipo de error, como se muestra en la Figura 2-10. El algoritmo más utilizado es el de retropropagación o “Backpropagation”, un método de aprendizaje supervisado que consta de dos fases. En la primera se aplican los patrones de entradas para generar una salida, la cual se compara con la salida deseada calculando una señal de error. En la segunda fase, esta señal de error se propaga desde la capa de salida hasta la capa de entrada (pasando por las capas ocultas) distribuyéndolo entre las neuronas de cada capa y modificando los pesos y bias según algún criterio de optimización.

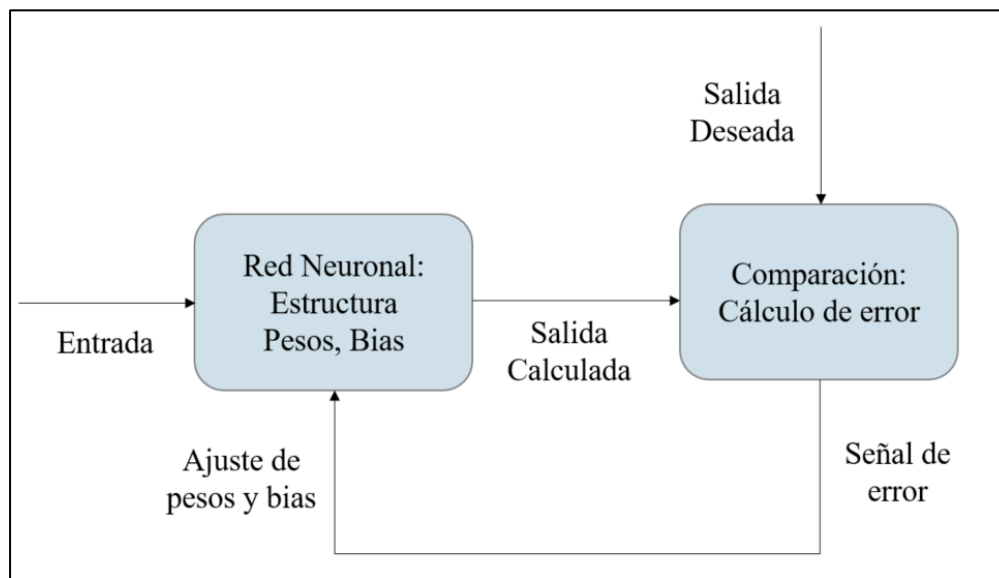


Figura 2-10. Esquema de entrenamiento supervisado de una red neuronal. Fuente: Adaptado de (González, 2003).

Los pasos a seguir durante el entrenamiento son:

1. Asignar pesos y bias aleatorios a la red.
2. Evaluar los datos de entrada en la red y calcular las salidas.
3. Calcular algún tipo de error (generalmente el error cuadrático medio) entre las salidas calculadas por la red y las salidas deseadas.
4. Aplicar algún método de optimización o aprendizaje para ajustar los pesos y bias buscando minimizar el error (generalmente mediante métodos de gradientes).
5. Verificar si se cumple algún criterio de detención, generalmente se establecen como criterios que el error sea menor a algún valor deseado, que el error no disminuya durante cierto número de iteraciones, que se alcance un máximo de iteraciones, entre otros.
6. Si no se cumple ningún criterio de detención, volver al paso 2.

Una expresión genérica del algoritmo de retropropagación es:

$$W(k + 1) = W(k) + \alpha_k \cdot D_k \quad (2.17)$$

Dónde:

$W(k)$: Vector de pesos y bias en la iteración k.

D_k : Dirección de búsqueda en la iteración k.

α_k : Tasa de aprendizaje en la iteración k.

Dependiendo del método de optimización utilizado, cambia la tasa de aprendizaje y la dirección de búsqueda. A continuación, se presentan algunos métodos.

- El método del descenso del gradiente:

$$\alpha_k \cdot D_k = -\nabla E_k \quad (2.18)$$

Dónde:

E_k : Error en la iteración k.

$$\nabla E_k = \left(\frac{dE_k}{dW_{i,k}}, \dots, \frac{dE_k}{db_{j,k}} \right)$$

$W_{i,k}$: Peso i en la iteración k.

$b_{j,k}$: Bias j en la iteración k.

- Métodos de Cuasi-Newton:

$$\alpha_k \cdot D_k = -B_k \cdot \nabla E_k \quad (2.19)$$

Dónde:

B_k : Inverso de la matriz hessiana de E_k aproximada usando la matriz jacobiana (expresión 2.21).

El método más utilizado es el Levenberg-Marquardt, una mezcla entre el método del descenso del gradiente y el método de Newton, que aproxima el gradiente y la matriz Hessiana por:

$$\nabla E_k = J^T \cdot e \quad (2.20)$$

$$H = J^T \cdot J \quad (2.21)$$

Dónde:

e : Vector de errores de la red neuronal.

H : Aproximación de la matriz Hessiana.

J : Matriz Jacobiana del error (derivadas de primer orden con respecto a pesos y bias).

Lo que implica que:

$$\alpha_k \cdot D_k = -[J^T \cdot J + \mu \cdot I]^{-1} \cdot J^T \cdot e \quad (2.22)$$

Dónde:

μ : Factor variable del método.

Si μ es cero, se llega al método de Newton con la aproximación de la matriz Hessiana, si μ es grande se aproxima más al método del descenso del gradiente con una baja tasa de aprendizaje. El método de Newton es mejor (más rápido y preciso) cerca del mínimo error, por lo tanto, el objetivo es ir disminuyendo el valor de μ a medida que se avanza en las iteraciones. Esto se realiza aumentando el valor de μ en las iteraciones hasta que se obtiene como resultado un mejor rendimiento (menor error) luego se va disminuyendo el valor de μ .

Para la elaboración y calibración de las redes neuronales se puede utilizar el toolbox de Matlab, con el apoyo de la guía de usuarios “Neural Network Toolbox” de Matlab (Beale, 2017).

2.2.6 Sobre-entrenamiento y detención temprana

Uno de los problemas que puede ocurrir al entrenar una red neuronal es el sobre-entrenamiento. El cual consiste en que se realizan tantas iteraciones disminuyendo el error que se termina sobreajustando la red a los datos sobre los que se dispone información, perdiendo la capacidad de generalización de la red y, por tanto, entregando peores resultados al enfrentarse a datos nuevos.

Una forma de evitar esto es la técnica de detención temprana, la cual consiste en dividir los datos en tres grupos:

- Entrenamiento (50% de los datos): Se utiliza para ajustar la red (pesos y bias) minimizando el error cuadrático medio.
- Validación (25% de los datos): Se utiliza para monitorear el error de la red en este conjunto de datos que no se utiliza para ajustar. Si el error aumenta en este conjunto durante un número definido de iteraciones (mientras que en el de entrenamiento baja) se detiene el entrenamiento debido a que se está “sobreajustando” a los datos de entrenamiento.
- Prueba (25% de los datos): Se utiliza solo para verificar los resultados una vez que la red ha sido entrenada.

2.2.7 Evaluación de la red

Para evaluar las arquitecturas de una red neuronal más adecuadas (número de capas y neuronas en cada una de ellas) se considera el error cuadrático medio (ECM) del conjunto de datos de validación.

Posteriormente, para elegir la red neuronal óptima dentro del conjunto de arquitecturas seleccionadas, se considera el ECM ponderado (debido a que entrega el mejor ajuste para todo el conjunto de datos), que se calcula de acuerdo a la expresión 2.23.

$$ECM_{pond} = \frac{n_{ent} \cdot ECM_{ent} + n_{val} \cdot ECM_{val} + n_{pru} \cdot ECM_{pru}}{n_{total}} \quad (2.23)$$

Dónde:

- n_{ent} : Número de muestras en el conjunto de entrenamiento.
- ECM_{ent} : Error cuadrático medio del conjunto de entrenamiento.
- n_{val} : Número de muestras en el conjunto de validación.
- ECM_{val} : Error cuadrático medio del conjunto de validación.
- n_{pru} : Número de muestras en el conjunto de prueba.
- ECM_{pru} : Error cuadrático medio del conjunto de prueba.
- n_{total} : Número total de muestras.

2.3 Sistema guía para crecidas repentinas

La guía de crecidas repentinas (Flash Flood Guidance, FFG) es un método implementado en cuencas pequeñas de rápida respuesta hidrológica en lugares como Estados Unidos, sur de África, parte de Oriente y Asia (Georgakakos, Graham & Jubach, 2013), como se aprecia en la Figura 2-11. Además, existen planes para en un futuro implementar este método de manera regional en Sudamérica y otros lugares del mundo (Senamhi, 2016).

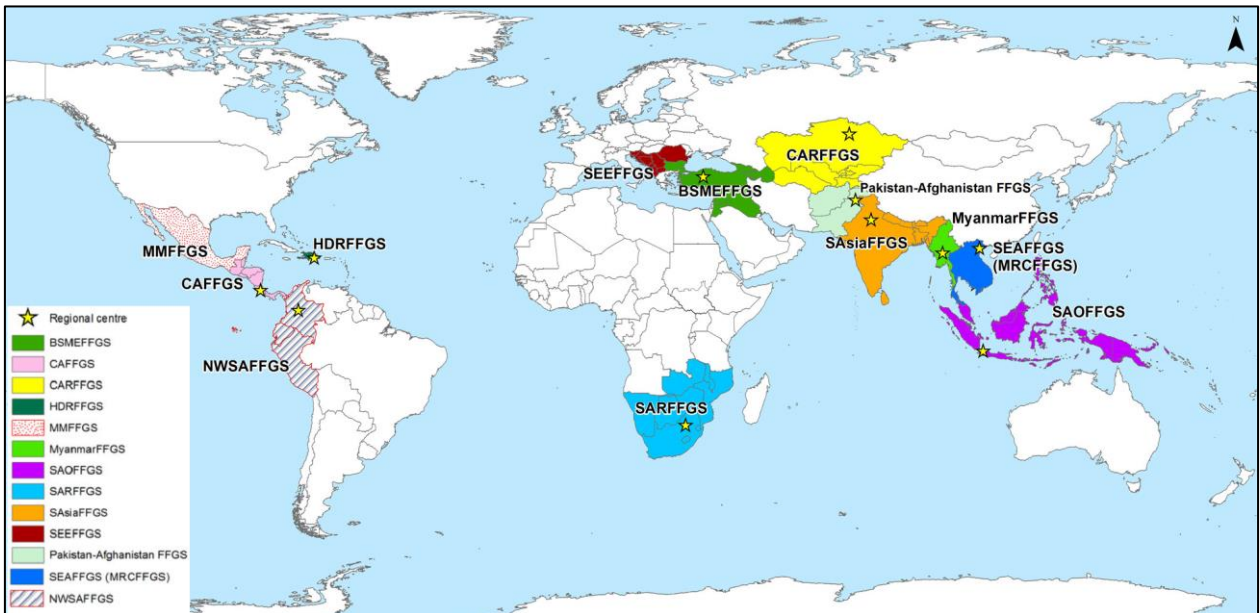


Figura 2-11. Lugares del mundo en los que se está implementado sistemas regionales de guía de crecidas repentinas en fases distintas de desarrollo. Fuente: (Stewart, 2007).

El objetivo principal del Sistema Guía para Crecidas Repentinas es “aumentar la capacidad de los sistemas meteorológicos e hidrológicos nacionales de emitir alertas y avisos eficaces de crecidas repentinas”. En la Figura 2-12 se presentan los componentes técnicos de los sistemas ya implementados.

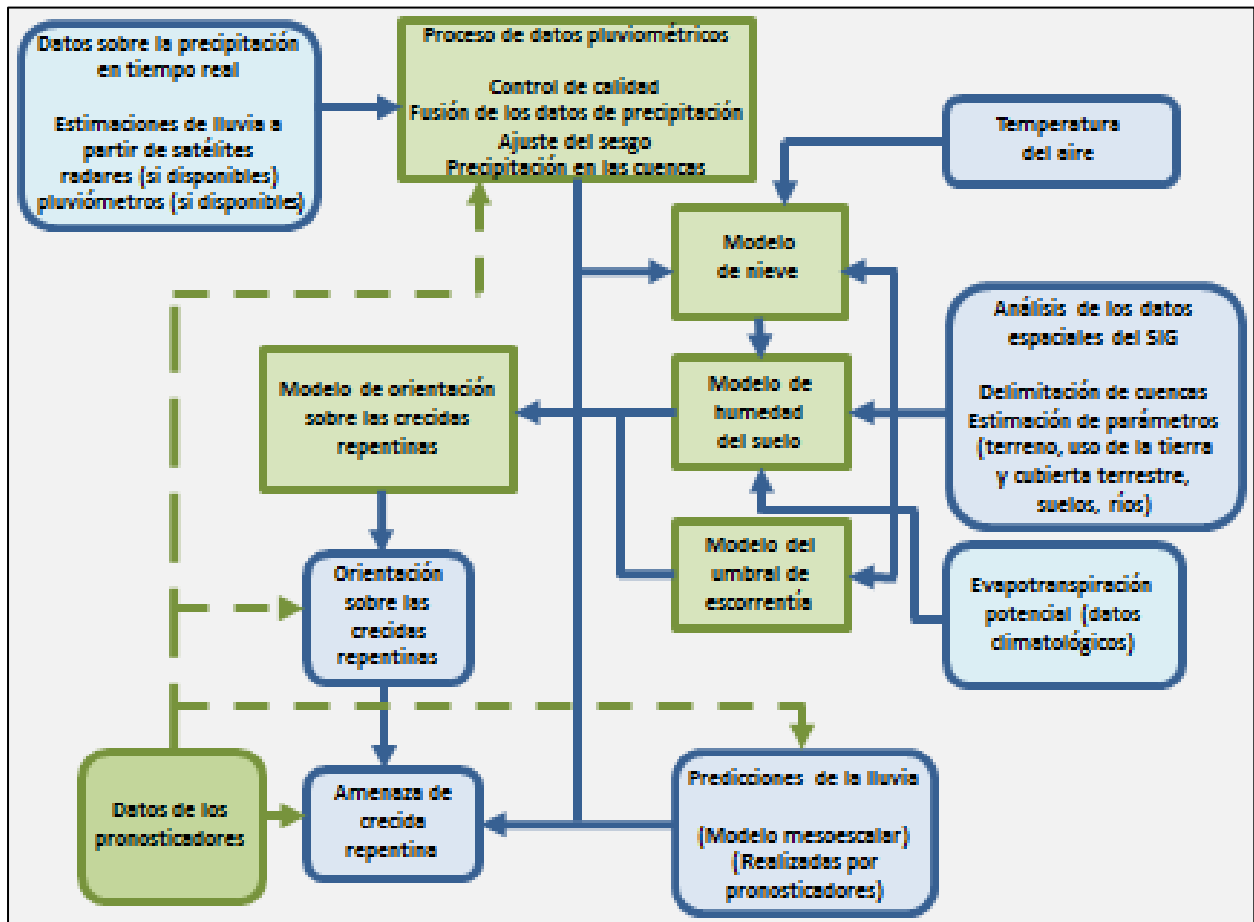


Figura 2-12. Componentes técnicos del Sistema Guía para Crecidas Repentinas (SGCR). Fuente: (Senamhi, 2016)

Si bien los sistemas implementados se basan en modelos hidrológicos complejos, la idea básica que sustenta la metodología es simple, se puede aplicar utilizando modelos más simplificados y se presenta a continuación:

Se define el valor de guía de crecidas repentinas (FFG) como la lluvia promedio sobre una cuenca que en una duración dada genera una inundación o situación de anegamiento, se determina a partir del estado actual de humedad del suelo y un umbral de escorrentía (UCAR, 2010).

El umbral de escorrentía (Threshold Runoff) es la escorrentía necesaria para generar la inundación (Figura 2-13) y se calcula como el caudal umbral definido menos el caudal en tiempo real en el cauce dividido por el peak del hidrograma unitario (Figura 2-14) para una lluvia de duración t especificada (expresión 2.24).

$$TreshR_t = \frac{Q_u - Q_b}{Q_{p_t}} \quad (2.24)$$

Dónde:

$TreshR_t$: Umbral de escorrentía que genera una inundación o alerta en una lluvia de duración t [mm].

t : Duración de la lluvia [horas].

Q_u : Caudal umbral que genera una inundación o alerta [m^3/s].

Q_b : Caudal base o actual (tiempo real) del cauce [m^3/s].

Q_{p_t} : Caudal peak del hidrograma unitario de duración t de la cuenca [$m^3/s/mm$].

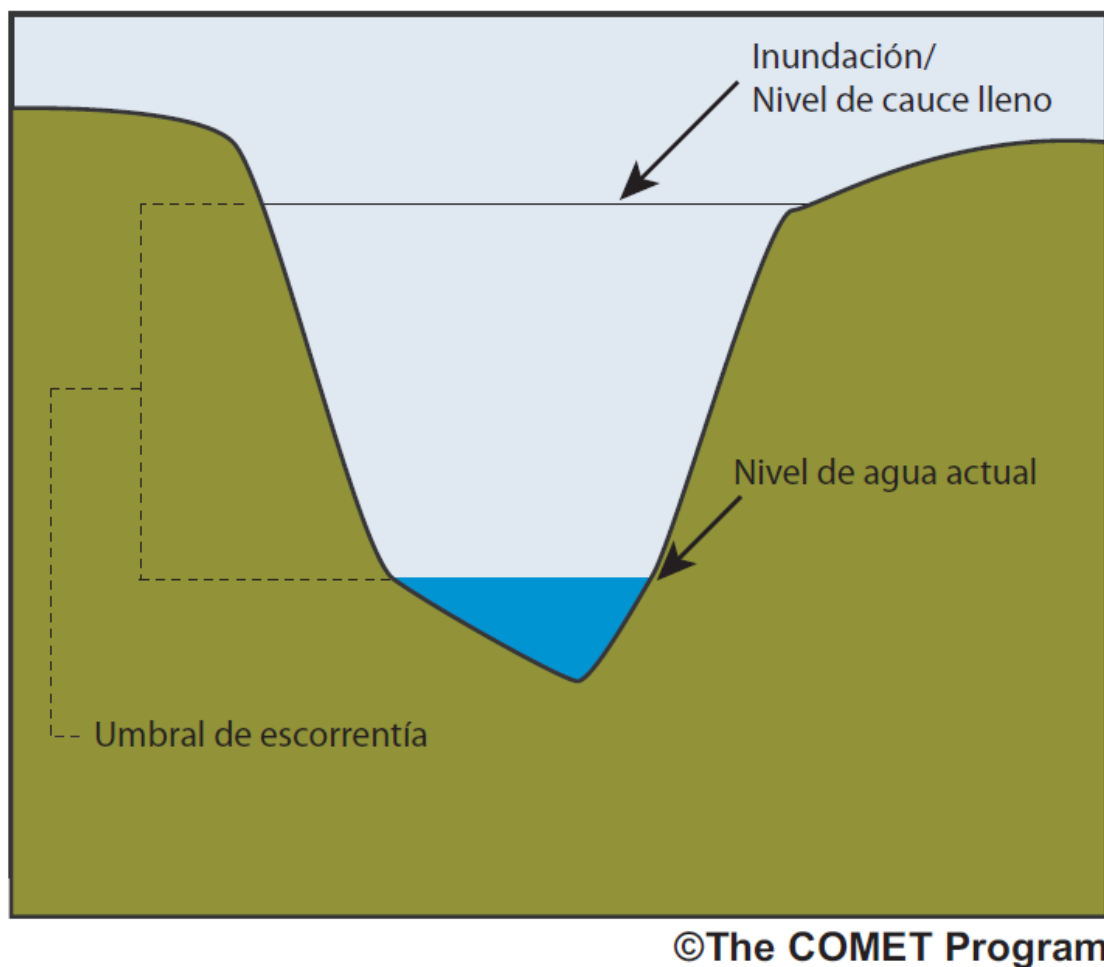


Figura 2-13. Umbral de escorrentía. Fuente: (UCAR., 2010).

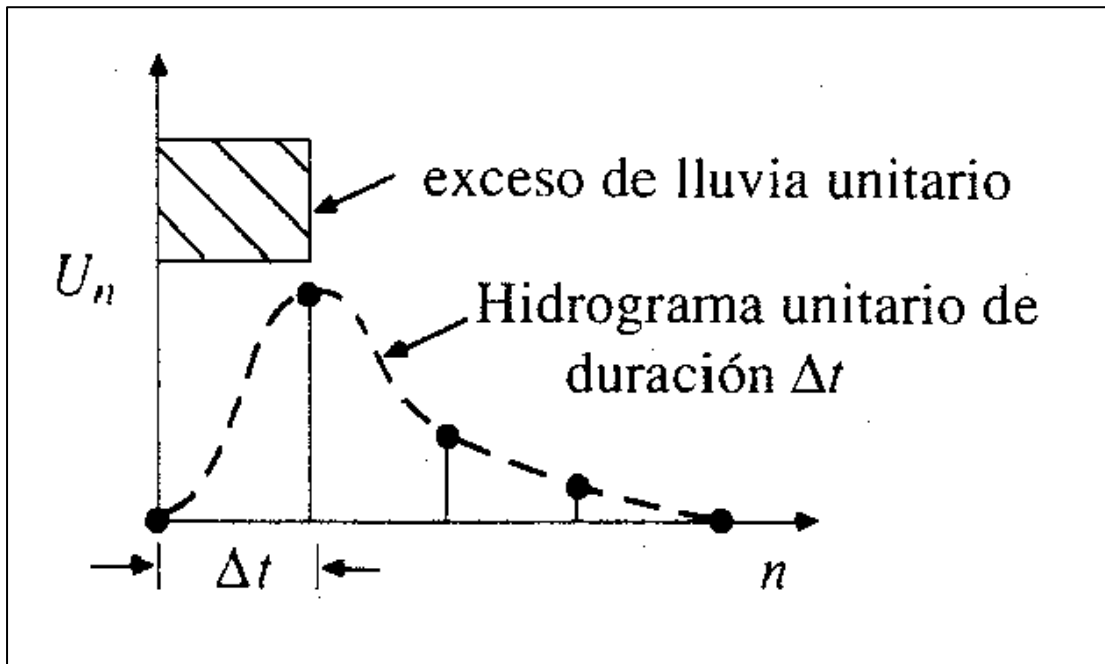


Figura 2-14. Concepto de hidrograma unitario. Fuente: (Chow, V.T., 1994).

El caudal umbral que genera una inundación o alerta es posible de calcular determinando la altura limnimétrica que produce desbordes en un cauce y a través de la curva de descarga de una estación fluviométrica, definir dicho caudal.

El estado de humedad del suelo cambia dependiendo de aportes (precipitación antecedente y deshielos) y pérdidas (evapotranspiración, escorrentía y percolación), lo que se reproduce a través de algún modelo de lluvia escorrentía (UCAR, 2010). Existen diversos modelos de lluvia escorrentía (unos más complejos que otros) sin embargo, el método de guía de crecidas repentinas es independiente del modelo que se utilice.

En base a curvas de lluvia escorrentía y al valor del parámetro $ThreshR_t$ es posible determinar la lluvia de cierta duración que genera una inundación o situación de alerta (FFG_t : Flash Flood Guidance de lluvia de duración t). Luego, en base a pronósticos de precipitación es posible determinar si se supera el valor de FFG_t , lo que indicaría una situación de alerta.

En la Figura 2-15 se presenta un ejemplo en el que el valor de $ThreshR_1$ (Umbral de escorrentía de 1 hora de duración) es 13 [mm] y por tanto su correspondiente FFG_1 es 46 [mm], lo que quiere decir que si hay un pronóstico de precipitación en dicha cuenca que en 1 hora sea superior a 46 [mm], amerita declarar una alerta.

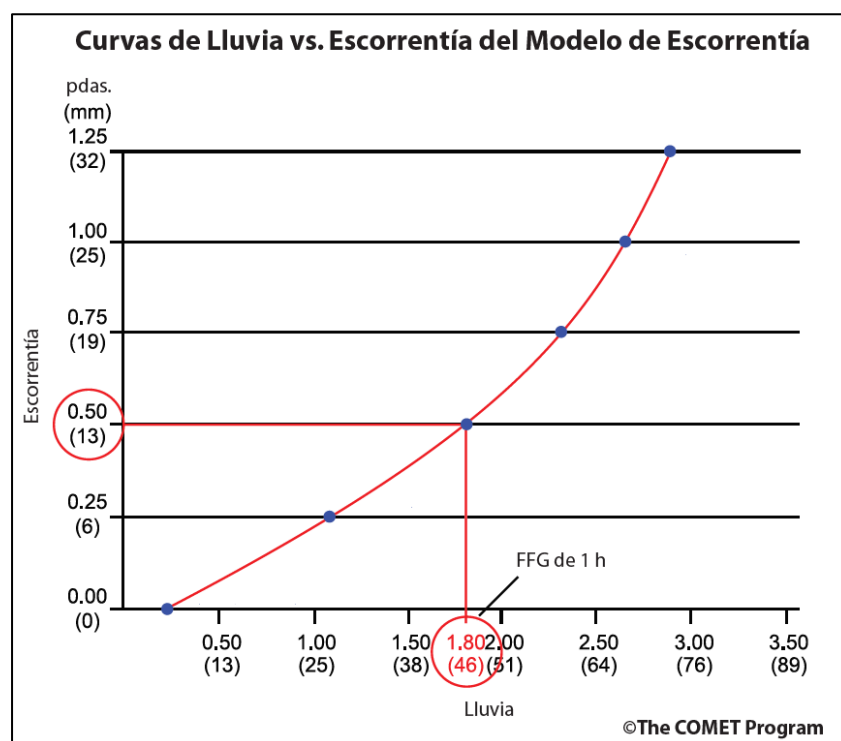


Figura 2-15. Ejemplo de la obtención de la FFG de 1 hora de duración en base a la curva de lluvia escorrentía.
Fuente: Adaptado de (UCAR, 2010)

2.4 : Catastro de sistemas de alerta de crecidas en Chile

En Chile se han realizado una serie de estudios (BF Ingenieros, 1986a, 1986b; DGA del Biobío, 1983) relacionados con la necesidad de construir sistemas de alerta de crecidas, evaluar los lugares en donde se requieren y su factibilidad de aplicación. En base a estos RODHOS (RODHOS, 2010) analizó aquellas estaciones que por sus características (de ubicación y entrega de información en tiempo real) forman parte de un sistema de alertas de la DGA (Tabla 2-1) y realizó un esfuerzo por revisar, actualizar y agregar los niveles de alerta, definiendo los umbrales de alerta (azul, amarillo y rojo) de dichas estaciones DGA.

Además, se cuenta con funciones de pronóstico de caudales para 32 estaciones de lugares que han tenido problemas de anegamiento e inundaciones (Tabla 2-2), cuya metodología, aplicación y resultados se presentan en diferentes documentos agrupados bajo el título de “Investigación de Sistemas de Alerta de Crecidas Fluviales” (BF Ingenieros, 1986a, 1986b, 1987a, 1987b, 1987c, 1987d)

Del total de relaciones de pronóstico realizadas por BF Ingenieros, solo 8 se encuentran operativas en un software que se utiliza manualmente bajo criterios propios de la DGA central. Si bien en el código fuente del programa de pronóstico, se puede observar que todas las relaciones propuestas por BF Ingenieros están incluidas, no están todas activas y no se utilizan. Además, en entrevistas realizadas por RODHOS el 2010 se constata el desconocimiento de la existencia de dichas relaciones por los servicios regionales de la DGA, salvo en la VIII región (RODHOS, 2010).

Tabla 2-1. Estaciones DGA con umbrales definidos para alerta de caudales. Fuente: Adaptado de (RODHOS, 2010).

Región	Nº de sistemas	Estaciones DGA
XV	4	Río Lluta en Alcerreca, Río Lluta en Tocontasi, Río Ticnamar en Angostura, Río San José en Ausípar
I	2	Quebrada Tarapaca en Sibaya, Coscaya en Saitoco(*)
II	4	Río Loa antes Represa Lequena, Río Loa en Salida Embalse Conchi, Río Salado A. J. Curti, Río Salado en Sifon Ayquina
III	2	Río Copiapo en la Puerta, Río Huasco en Algodones
IV	4	Río Elquí en Algarrobal, Río Grande en las Ramadas, Río Choapa en Cuncumen, Río Cuncumen Ante Junta Choapa (Chacay)
V	6	Río Petorca en Peñón o Hierro Viejo, Río Alicahue en Colliguay, Río Aconcagua en Chacabuquito, Río Aconcagua en San Felipe, Río Putaendo en Resguardo los Patos, Río Aconcagua en Romeral
RM	4	Río Maipo en el Manzano, Estero Arrayán en la Montosa, Río Mapocho en los Almendros, Río Mapocho Rinconada de Maipu
VI	6	Río Cachapoal 5 Km. Aguas Abajo Junta Cortaderal, Río Pangal en Pangal, Río Cachapoal en Pte Termas de Cauquenes, Río Claro en Hacienda las Nieves, Río Claro en el Valle, Río Tinguiririca Bajo los Briones
VII	23	Río Teno después de Junta con Claro, Río Colorado en Junta con Palos, Río Palos en Junta con Colorado, Río Mataquito en Licanten, Canal Ad. Maule C. Pehuenche, Canal Melado en los Hierros, Río Melado en Zona de Presa, Río Melado en el Salto, Río Claro en San Carlos, Río Maule en Armerillo, Canal Maule Norte en Aforador, Canal de Evacuación C. Pehuenche, Río Maule en Longitudinal, Río Longaví en la Quiriquina, Río Achibueno en la Recova, Río Ancoa en el Morro, Río Loncomilla en las Brisas, Canal Maule Norte Bajo en Puente Centinela, Río Claro en Rauquén, Río Maule en Forel, Río Perquilauquén en Ñiquén, Río Claro en Camarico, Río Lircay en Puente Las Rastras
VIII	31	Río Ñuble en San Fabian, Río Chillan en Esperanza, Canal de la Luz en Chillan, Río Diguillin en San Lorenzo, Río Itata en Balsa Nueva Aldea, Río Itata en Paso Hondo, Río Itata en Coelemu, Estero Bellavista en Tomé, Río Andalien Camino a Penco, Estero Nonguén frente U del Biobío, Río Andalién en Puente Trinitarias, Río Biobío en Llanquén, Río Biobío en Angostura Ralco, Río Biobío Ante Junta Hui Hui, Río Pangué en Captación, Río Biobío Ante Junta Pangué, Río Biobío en Rucalhue, Canal Alto Polcura, Río Polcura en Cuatro Junta, Canal de Descarga Central el Toro, Río Laja en Tucapel, Río Laja aguas arriba. Del Salto, Río Biobío en Desembocadura, Río Curanilahue en Curanilahue, Estero Plegarias antes junta río Curanilahue, Río Leiva en Puente camino Contulmo, Río Laja en Puente Perales(*), Río Ñuble En Ribera Del Ñuble(*), Río Ñuble En Villa Illinois Pte. Ñuble(*), Río Chillán En Puente Pinto(*), Río Chillán Sector El Emboque(*)
IX	9	Río Cholchol en Cholchol, Río Cautín en Rariruca, Río Cautín en Cajón, Río Toltén en Teodoro Schmidt, Río Lumaco en Lumaco, Río Quepe en Vilcún(*), Río Allipén en Melipeuco(*), Río Trancura en Curarrehue, Río Quepe en Longitudinal(*)
XIV	3	Río Cruces en Rucaco, Río Fui en Desagüe Lago Pirihueico(*), Río San Pedro Desagüe Lago Riñihue(*)
X	6	Río Negro en Chahuilco, Río Puelo en Carrera Basilio, Río Futaleufu en la Frontera, Río Rahue en Desagüe Lago Rupanco, Río Damas en Tacamó(*), Río Bueno en Bueno(*)
XI	6	Río Simpson Bajo Junta Coyhaique, Río Baker en Desagüe Lago Bertrand, Río Baker en Angostura Chacabuco, Río Baker Bajo Ñadis, Río Pascua en Desagüe Lago O'Higgins, Río Pascua Ante Junta Río Quetru
XII	1	Río Las Minas en Bt. Sendos

(*): Estaciones no satelitales.

Tabla 2-2. Relaciones de pronóstico de caudales con su tiempo de antelación desarrolladas por BF Ingenieros.

Fuente: Adaptado de (RODHOS, 2010).

N°	Punto relación	Tiempo de antelación (horas)	Código estación DGA	Operativa
1	Aconcagua en San Felipe	4	05410005-1	SI
2	Aconcagua en Romeral	2	05423003-6	SI
3	Mapocho en Puente Lo Curro	4	05722049-K	SI
4	Mapocho en Los Almendros	4	05722002-3	SI
5	Arrayán en La Montosa	4	05722001-5	SI
6	Mapocho en Rinconada	4	05737002-5	NO
7	Maipo en El Rosario	8	05717003-4	NO
8	Angostura en Valdivia de Paine	6	05716001-2	NO
9	Cachapoal entre Olivar y Junta Claro	6	06003048-0	NO
10	Cachapoal en Puente Arqueado	6	06019003-8	SI
11	Rapel en Rapel	2	06056001-3	NO
12	Mataquito en Licantén	6	07123001-5	SI
13	Claro en Rauquén	6	07379002-6	NO
14	Maule en Constitución	6	07383001-K	SI
15	Ancoa en Linares	2	07355001-7	NO
16	Itata en General Cruz	4	08124001-9	NO
17	Itata en Cerro Negro	4	08133001-8	NO
18	Itata en Nueva Aldea	4	08135002-7	NO
19	Ñuble en Longitudinal	4	08115001-K	NO
20	Ñuble en Confluencia	4	08119002-K	NO
21	Bío Bío en Rucalhue	4	08317001-8	NO
22	Bureo en Mulchén	4	08332001-K	NO
23	Mulchén en Mulchén	4	08330001-9	NO
24	Duqueco en Villucura	2	08323002-9	NO
25	Bío Bío en Junta Río Vergara (Pte.Coihue)	4	08334001-0	NO
26	Vergara en Puente Vergara	4	08358049-6	NO
27	Bío Bío en San Rosendo	6	08334049-5	NO
28	Bío Bío en Desembocadura	6	08394001-8	NO
29	Chol-Chol en Chol-Chol	10	09116001-3	NO
30	Chol-Chol en Nueva Imperial	14	09118001-4	NO
31	Cautín en Cajón	6	09129001-4	NO
32	Imperial en Carahue	8	09150001-5	NO

2.5 Estimación de la línea de nieve

En las cuencas de régimen mixto es relevante la estimación de la línea de nieve para el cálculo de caudales durante una crecida. Covián y Stowhas realizaron una modelación probabilística de la línea de nieve para Chile (entre los 28,5° y 51,5° latitud sur) en función de la probabilidad de excedencia y la época del año, planteando las siguientes expresiones (Covián & Stowhas, 2016):

Época de Invierno (Mayo-Septiembre):

- $0,75 \geq p_{exc} > 0,50$

$$ELN = (620,3 \cdot p_{exc} - 4166,7) \cdot \ln(LAT) - 3375,9 \cdot p_{exc} + 17105 \quad (2.25)$$

El error estándar de estimación de la expresión 2.25 es de $\pm 135,5$ [m].

Época de Otoño-Primavera (Abril, Octubre y Noviembre):

- $0,80 \geq p_{exc} > 0,05$

$$ELN = e^{15,63 \cdot \ln\left(\frac{1}{p_{exc}}\right) - 0,109} \cdot LAT^{(0,559 \cdot \ln\left(\ln\left(\frac{1}{p_{exc}}\right)\right) - 2,227)} \quad (2.26)$$

El error estándar de estimación de la expresión 2.26 es de $\pm 204,9$ [m].

Época de Verano (Diciembre-Marzo):

- $0,80 \geq p_{exc} > 0,10$

$$ELN = \left(0,143 \cdot \ln\left(\ln\left(\frac{1}{p_{exc}}\right)\right) - 0,437\right) \cdot LAT^3 + \left(-17,71 \cdot \ln\left(\ln\left(\frac{1}{p_{exc}}\right)\right) + 58,042\right) \cdot LAT^2 \\ + \left(715,8 \cdot \ln\left(\ln\left(\frac{1}{p_{exc}}\right)\right) - 2621,3\right) \cdot LAT + \left(-8956,14 \cdot \ln\left(\ln\left(\frac{1}{p_{exc}}\right)\right) + 42243,3\right) \quad (2.27)$$

El error estándar de estimación de la expresión 2.27 es de $\pm 138,8$ [m].

Dónde:

ELN : Altitud de la línea de nieve [m].

LAT : Latitud geográfica de la cuenca [°].

p_{exc} : Probabilidad de excedencia.

2.6 Tiempo de concentración

Una variable importante para tener una noción de la respuesta hidrológica de una cuenca es su tiempo de concentración. Existen diversas estimaciones según diferentes autores, en las expresiones 2.28, 2.29 y 2.30 se presentan algunas de interés (Department of Public Works, 1960; Johnstone & Cross, 1949; Témez, 1991).

- Témez:

$$T_c = 0,3 \cdot \left(\frac{L}{S_0^{0,25}}\right)^{0,75} \quad (2.28)$$

Dónde:

T_c : Tiempo de concentración [horas].

L : Longitud del cauce de agua más largo [km].

S_0 : Pendiente promedio del cauce [%].

- California Highways:

$$T_c = 0,95 \cdot \left(\frac{L^3}{H}\right)^{0,385} \quad (2.29)$$

Dónde:

H : Diferencia de elevación entre el comienzo del cauce principal y el punto estudiado [m].

- Johnstone & Cross:

$$t_c = 300 \cdot \sqrt{\frac{L_m}{s}} \quad (2.30)$$

Dónde:

L_m : Longitud del cauce de agua más largo [$millas$].

s : Pendiente promedio del cauce [$pies/millas$].

2.7 Hidrograma unitario instantáneo de Nash

El hidrograma unitario instantáneo de Nash corresponde al generado por una precipitación efectiva de 1 [mm] que cae en un instante de tiempo $dt=0$ (Ayuso, Peña & Montesinos, 1994). Este se obtiene a partir de dos parámetros n y K , los cuales se calculan utilizando las expresiones 2.31 y 2.32.

$$M_Q^1 - M_P^1 = n \cdot K \quad (2.31)$$

Dónde:

M_Q^1 : Momento de primer orden respecto al origen del hidrograma de escorrentía directa.

M_P^1 : Momento de primer orden respecto al origen del hidrograma de precipitación efectiva.

$$M_Q^2 - M_P^2 = n \cdot (n + 1) \cdot K^2 + 2 \cdot n \cdot K \cdot M_P^1 \quad (2.32)$$

Dónde:

M_Q^2 : Momento de segundo orden respecto al origen del hidrograma de escorrentía directa.

M_P^2 : Momento de segundo orden respecto al origen del hidrograma de precipitación efectiva.

Una vez obtenido los parámetros n y K es posible estimar el hidrograma unitario de cualquier duración Δt según la expresión 2.33.

$$Q(t) = \frac{1}{\Delta t} \cdot \int_{t-\Delta t}^t \frac{1}{K \cdot \Gamma(n)} \cdot \left(\frac{t}{K}\right)^{n-1} \cdot e^{-t/k} dt \quad (2.33)$$

Dónde:

$Q(t)$: Caudal del hidrograma en el tiempo t .

$\Gamma(x)$: Función gamma evaluada en x .

2.8 Método de la Curva Número

El método de la Curva Número es un modelo de lluvia escorrentía creado por el “Soil Conservation Service” (SCS, 1972) que desarrolla un método para calcular las abstracciones de la precipitación de una tormenta (Chow, V.T., 1994). El cual se rige por la expresión 2.34.

$$CN = \frac{25400}{254 + S} \quad (2.34)$$

Dónde:

CN : Valor de Curva Numero [—].

S : Abstracción máxima de la cuenca [mm].

De acuerdo con observaciones empíricas se estima que la abstracción inicial de una cuenca es aproximadamente el 20% de la abstracción máxima, es decir, se cumple la relación 2.35.

$$P_0 = 0,2 \cdot S \quad (2.35)$$

Dónde:

P_0 : Abstracción inicial [mm].

$$\sum P_n = \frac{(\sum P - 0,2 \cdot S)^2}{\sum P + 0,8 \cdot S} \quad (2.36)$$

Dónde:

P_n : Precipitación neta en la cuenca [mm].

P : Precipitación total en la cuenca [mm].

En la Figura 2-16 se presentan las soluciones de las expresiones planteadas.

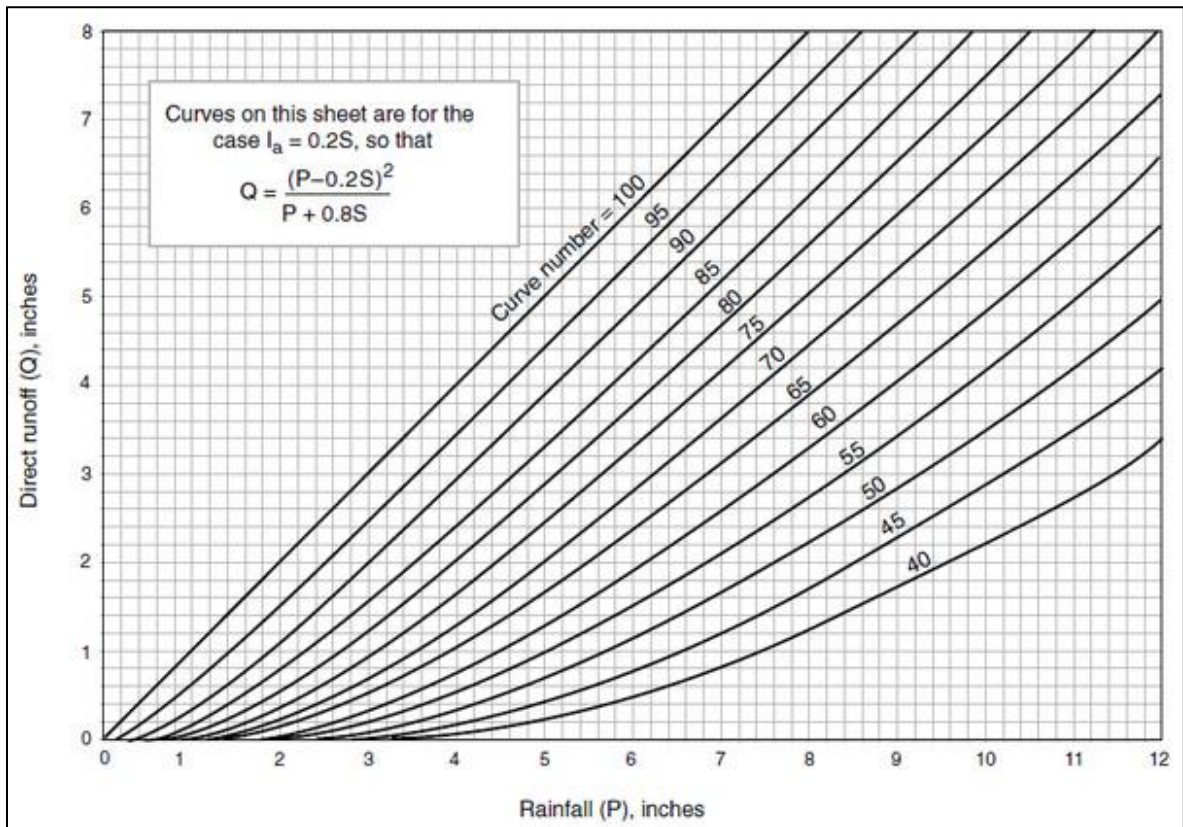


Figura 2-16. Soluciones del método de la curva número. Fuente: (NRCS, 1986).

2.9 Índice de Precipitación Antecedente (IPA)

El Índice de Precipitación Antecedente (IPA) es un valor que nos indica el nivel de humedad del suelo y existen diversos autores que lo definen. Shaw lo define según la expresión 2.37 (Shaw, 1963).

$$IPA = \sum_{i=1}^N \frac{Pp_i}{i} \quad (2.37)$$

Dónde:

Pp_i : Precipitación acumulada en 24 horas de hace i días [mm].

i : Día en cuenta regresiva [-].

N : Número de días antecedentes que se consideran para el cálculo.

2.10 Teoría de detección de señales

La teoría de detección de señales es una teoría que surge en la psicología y que se utiliza para cuantificar la capacidad de discernir señales de un sujeto (McNicol, 1972). Se considera que una señal puede o no presentar una característica y el sujeto puede o no percibirla, lo cual se representa esquemáticamente en la Figura 2-17.

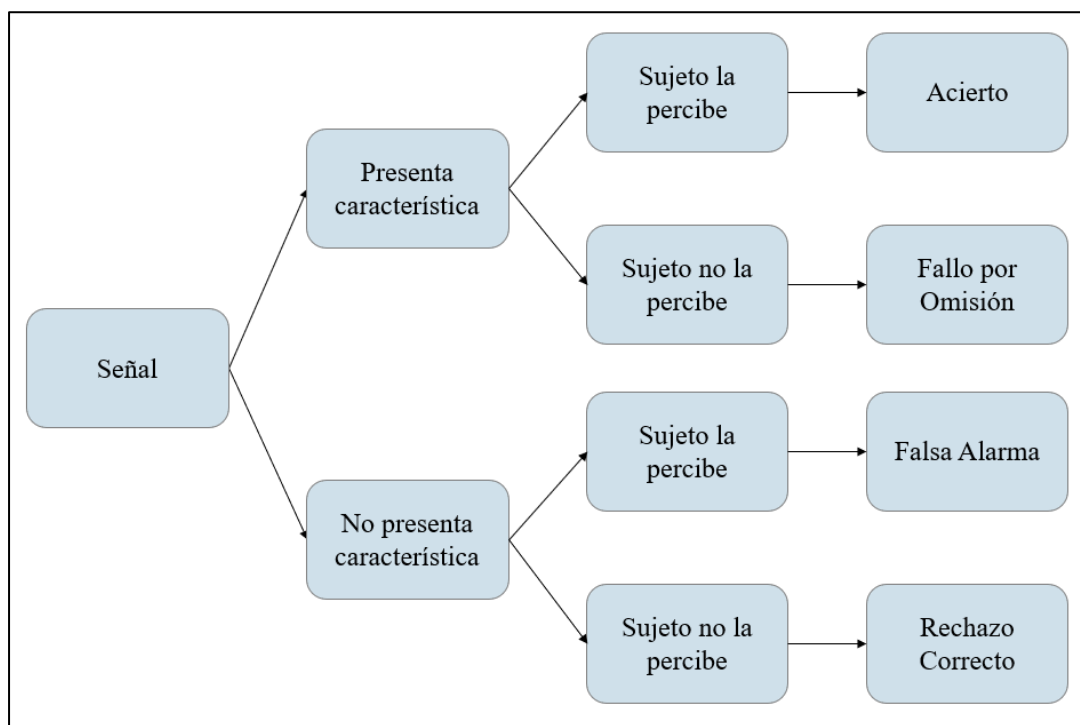


Figura 2-17. Esquema de la teoría de detección de señales. Fuente: Adaptado de (McNicol, 1972).

Esta teoría tiene muchos campos de aplicación, en particular se puede aplicar en los sistemas de alerta de crecidas. Si se considera como señal cada caudal máximo generado durante una crecida, se puede traducir este esquema como se presenta en la Figura 2-18.

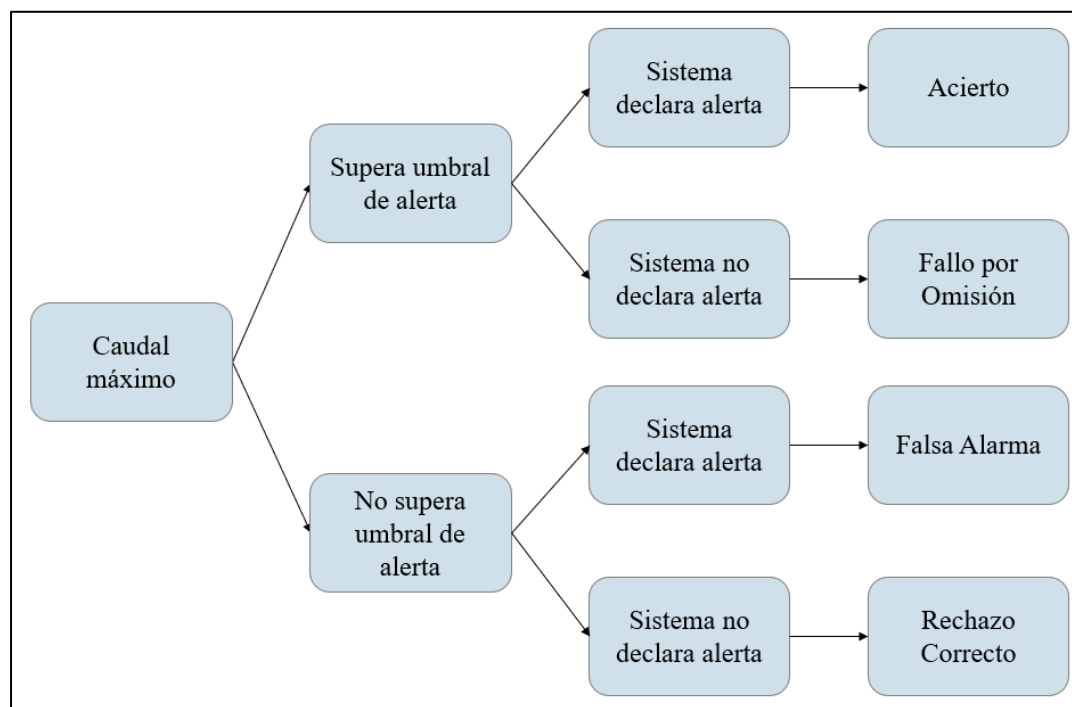


Figura 2-18. Esquema de la teoría de detección de señales aplicado a los sistemas de alerta de crecidas. Fuente: Elaboración propia.

De esta forma, se pueden calcular porcentajes de acierto y falsa alarma utilizando las expresiones 2.38 y 2.39.

$$\% \text{ de Acierto} = \frac{CSDA}{CS} \quad (2.38)$$

Dónde:

CS: Número de veces que el caudal supera el umbral de alerta.

CSDA: Número de veces que, con el caudal umbral superado, el sistema declara alerta.

$$\% \text{ de Falsa Alarma} = \frac{CNSDA}{CNS} \quad (2.39)$$

Dónde:

CNS: Número de veces que el caudal no supera el umbral de alerta.

CNSDA: Número de veces que, con el caudal umbral no superado, el sistema declara alerta.

Capítulo 3: Aplicación de las redes neuronales para el pronóstico de caudales

Para entender la elección de las cuencas en las que se aplica el modelo de redes neuronales, se presenta un contexto, la caracterización de los aspectos principales de las cuencas en estudio y la metodología empleada para la implementación de un modelo basado en redes neuronales.

3.1 Cuenca del río Curanilahue en Curanilahue

3.1.1 Contexto

Curanilahue es una comuna ubicada al suroeste de la región del Biobío, que en el censo del año 2002 posee una población de 33.132 habitantes (INE, 2002) y se estima de 35.095 habitantes para el año 2018 (INE, 2015).

En junio del año 2017 se presentan lluvias importantes en la zona, generando el desbordamiento del río Curanilahue. El alcalde en dicho momento, Luis Gengnagel señala que "La situación es cada momento más dramática, sigue lloviendo intensamente. Tenemos desbordados todos los ríos que atraviesan Curanilahue", añadiendo que al menos serían 800 las viviendas afectadas por la inundación (24Horas.cl, 2017).

3.1.2 Caracterización general

La cuenca se ubica en la VIII región del Biobío, fue definida a partir de la estación fluviométrica Río Curanilahue en Curanilahue, ubicada en la ciudad de Curanilahue y cuyos datos principales se presentan en la Tabla 3-1.

Tabla 3-1. Información de las estaciones DGA presentes en la zona de la ciudad de Curanilahue.

Estación	1	2
Código BNA	08700002-8	08700003-6
Nombre Estación	Río Curanilahue en Curanilahue	Estero Plegarias antes de junta río Curanilahue
UTM Este	116486	115908
UTM Norte	5842951	5842151
Altitud (m.s.n.m.)	145	147
Vigencia	Vigente	Vigente
Fecha Inicio	01-03-2009	01-03-2009
Región	Biobío	Biobío
Provincia	Arauco	Arauco
Comuna	Curanilahue	Curanilahue

En la Figura 3-1 se presenta un mapa con la ubicación de la cuenca en cuestión en donde se aprecia además la ciudad de Curanilahue. El área de la cuenca es 110,1 [km²].

En la Figura 3-2 se muestran las estaciones DGA presentes en la zona (cuya información detallada se presentan en la Tabla 3-1), ambas estaciones son fluviométricas y pluviográficas, midiendo caudales horarios y precipitación horaria.

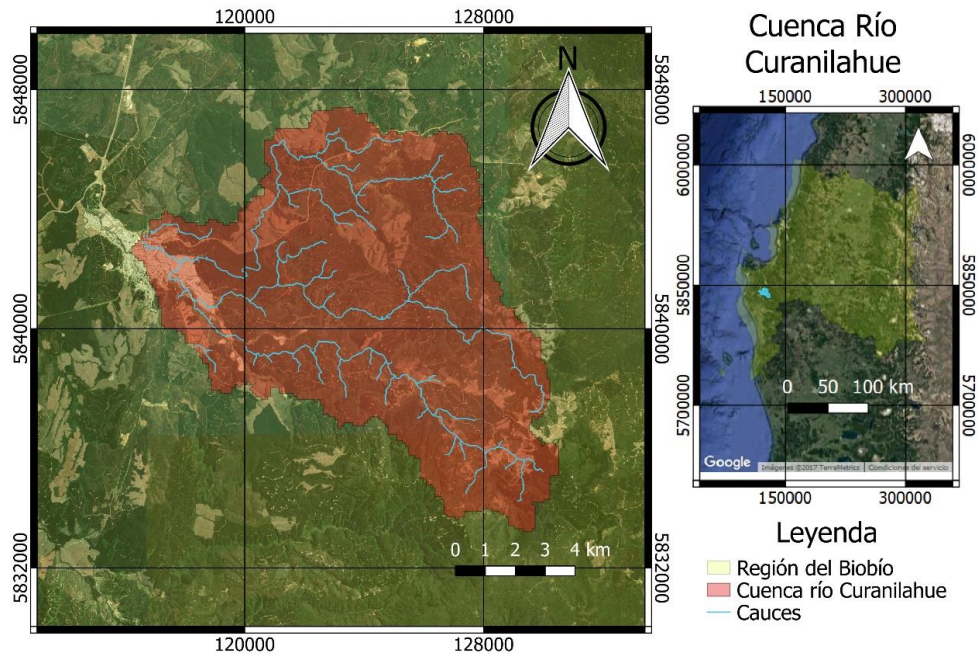


Figura 3-1. Mapa de la cuenca del río Curanilahue en Curanilahue.

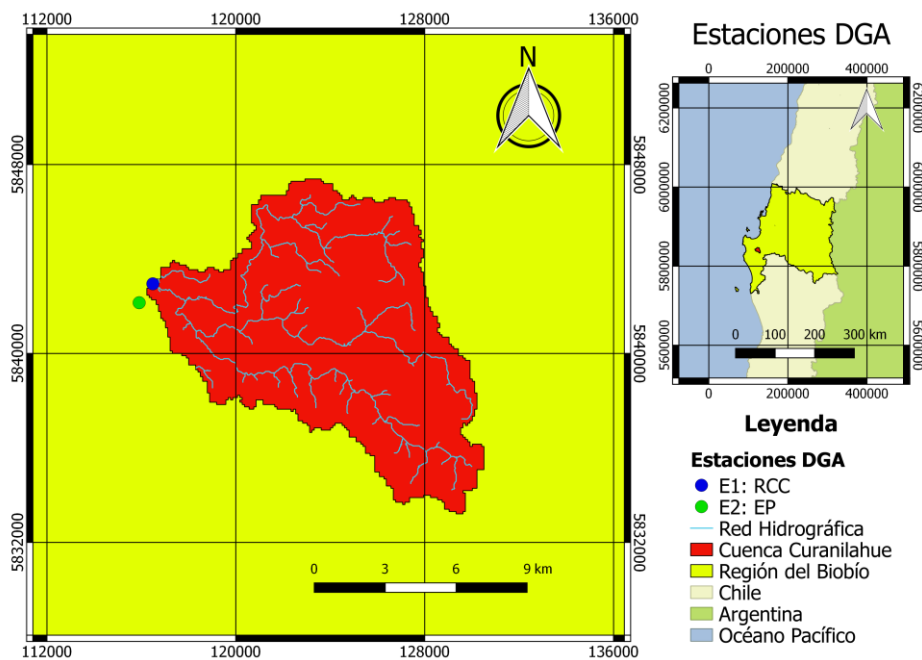


Figura 3-2. Mapa de las estaciones DGA presentes en la cuenca del río Curanilahue en Curanilahue.

En la Figura 3-3 se presenta la curva hipsométrica de la cuenca definida por la estación río Curanilahue en Curanilahue.

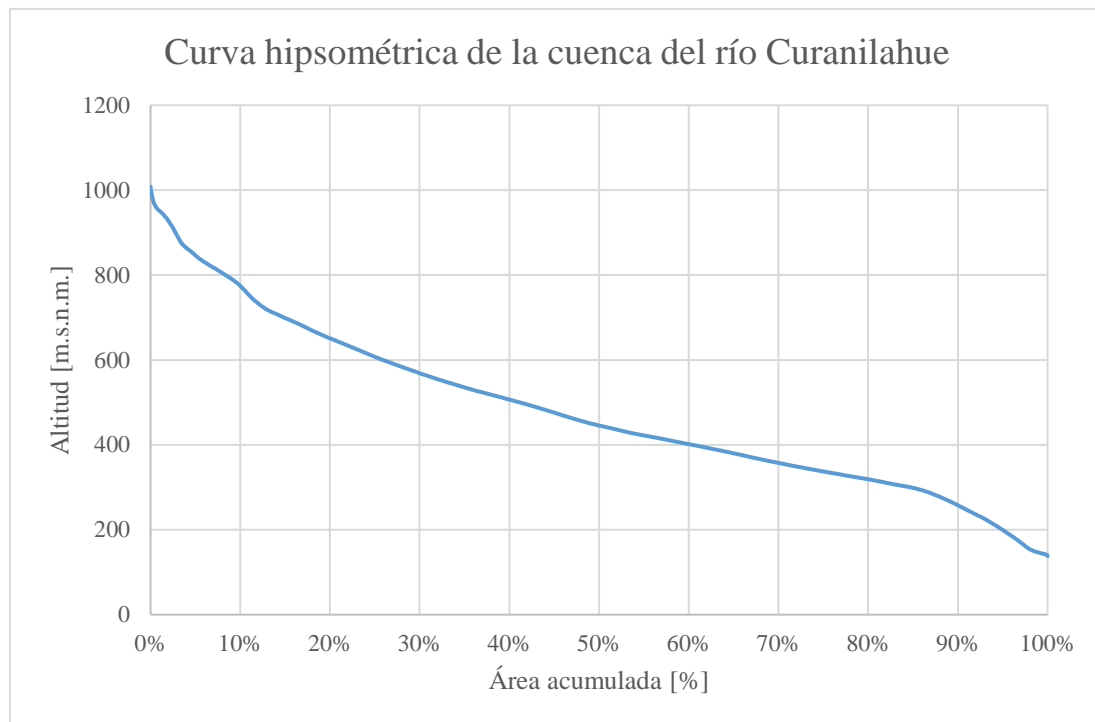


Figura 3-3. Curva hipsométrica de la cuenca del río Curanilahue en Curanilahue.

La altitud máxima de la cuenca es de 1008 [m.s.n.m.], la mínima es de 138 [m.s.n.m.] y la elevación media es 482 [m.s.n.m.].

Respecto de la línea de nieve, se puede estimar utilizando las expresiones 2.25, 2.26 y 2.27 presentadas en la sección 2.5. Considerando la latitud de la cuenca de $\approx 37,5^\circ$ sur y las probabilidades de excedencia máximas permitidas por cada expresión, se obtienen las altitudes señaladas en la Tabla 3-2 para cada periodo estacional.

Tabla 3-2. Altitud de la línea de nieves por época para las máximas probabilidades de excedencia en la cuenca del río Curanilahue en Curanilahue.

p_{exc}	Altitud de la línea de nieves \pm error estándar [m.s.n.m.]		
	Invierno	Otoño-Primavera	Verano
0,75	1157,7 \pm 135,5	-	-
0,8	-	1474,2 \pm 204,9	1737,2 \pm 138,8

Aun considerando el error estándar de cada expresión, se aprecia que la línea de nieves no baja de los 1008 [m.s.n.m.] (Altitud máxima de la cuenca), por lo que es razonable concluir que la cuenca es netamente pluvial.

- Curva de descarga de la estación río Curanilahue

Dado que la curva de descarga se va actualizando cada cierto tiempo (producto de que el lecho del río en la estación puede sufrir cambios), es necesario conocer la curva de descarga para relacionar los niveles de agua con caudales. Dado que no se tiene acceso a los aforos realizados por la DGA, se realiza una regresión polinómica de orden 4 para estimar dicha curva considerando la información horaria de caudales y alturas limnimétricas entregadas por la estación satelital entre los años 2015 y 2017 (Figura 3-4). Se consideran este periodo porque representa la curva de descarga más actualizada.

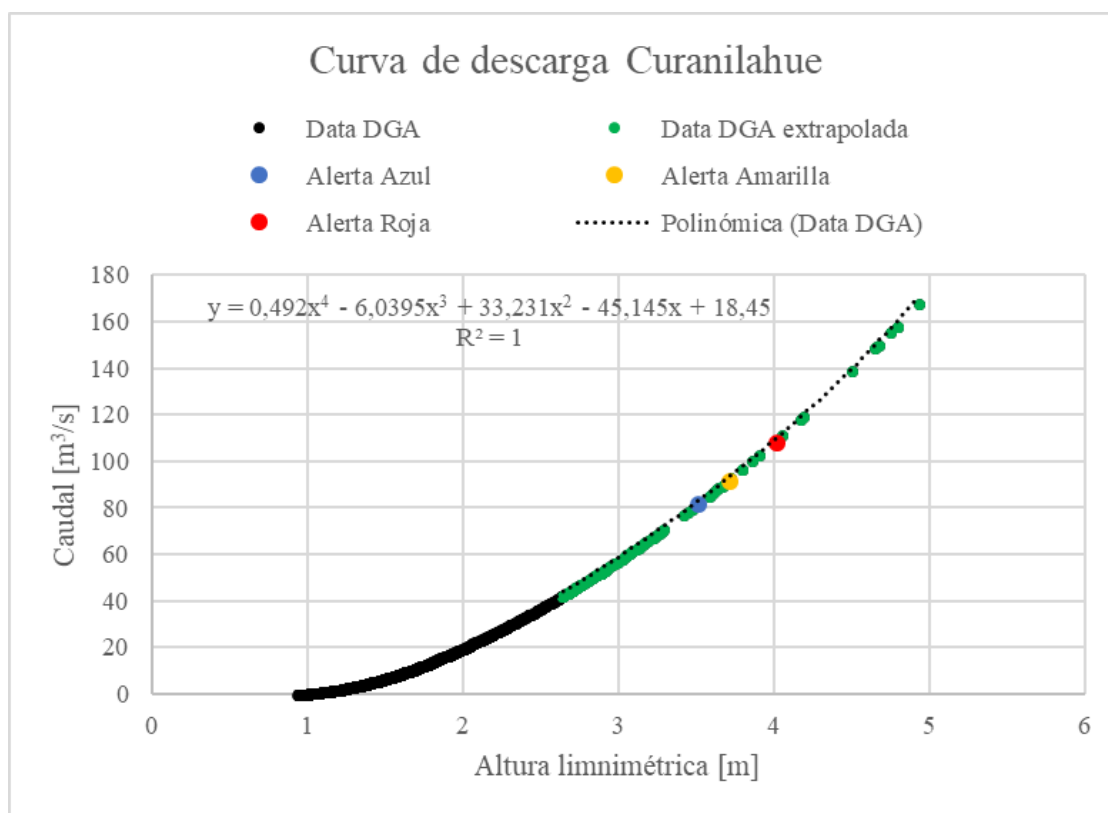


Figura 3-4. Curva de descarga para la estación río Curanilahue en Curanilahue.

- Umbrales de alerta de crecidas

En el estudio de actualización de umbrales (RODHOS, 2010), se establecen las alturas limnimétricas que definen las alertas azul, amarilla y roja para la estación río Curanilahue en Curanilahue y utilizando la curva de descarga calculada de la estación (Figura 3-4) es posible definir los caudales umbrales asociados a cada alerta (Tabla 3-3).

Tabla 3-3. Alturas Limnimétricas y caudales umbrales de alerta azul, amarilla y roja para el río Curanilahue en Curanilahue.

Alerta	Azul	Amarilla	Roja
Altura limnimétrica [m]	3,5	3,7	4
Caudal [m^3/s]	82,4	92,6	109

- Tiempo de concentración de la cuenca

Para el cálculo del tiempo de concentración de la cuenca es necesario obtener algunos parámetros geomorfológicos de la cuenca (Tabla 3-4), los cuales se calculan utilizando el software QGIS mediante la georreferenciación de modelos de elevación digital.

Tabla 3-4. Parámetros necesarios para el cálculo de los tiempos de concentración.

Longitud del cauce principal [km]	18,8
Cota baja del cauce principal [m]	138
Cota alta del cauce principal [m]	806
Pendiente [%]	3,6

Con estos parámetros se calcula el tiempo de concentración de acuerdo con las expresiones 2.28, 2.29 y 2.30 de la sección 2.6, cuyos resultados se presentan en la Tabla 3-5.

Tabla 3-5. Tiempo de concentración de la cuenca del río Curanilahue en Curanilahue según distintos autores.

Autor	Tiempo de concentración [horas]
Témez	2,1
California Highways	2,3
Johnstone & Cross	1,2

De acuerdo con los autores se aprecia que el tiempo de concentración varía entre 1,2 y 2,3 horas, por lo que se concluye que la cuenca posee una rápida respuesta hidrológica.

3.1.3 Información disponible

De las estaciones DGA presentes en la Figura 3-2 que se encuentran vigentes desde el año 2009, se obtiene información de precipitación y caudales a nivel horario desde el año 2011 hasta el 2017, ya que desde aquella fecha se empieza a medir de manera consistente.

Por falta de algunos datos puntuales, se realiza un relleno de precipitación horaria desde la estación estero Plegarias a río Curanilahue en Curanilahue utilizando la regresión de la Figura 3-5.

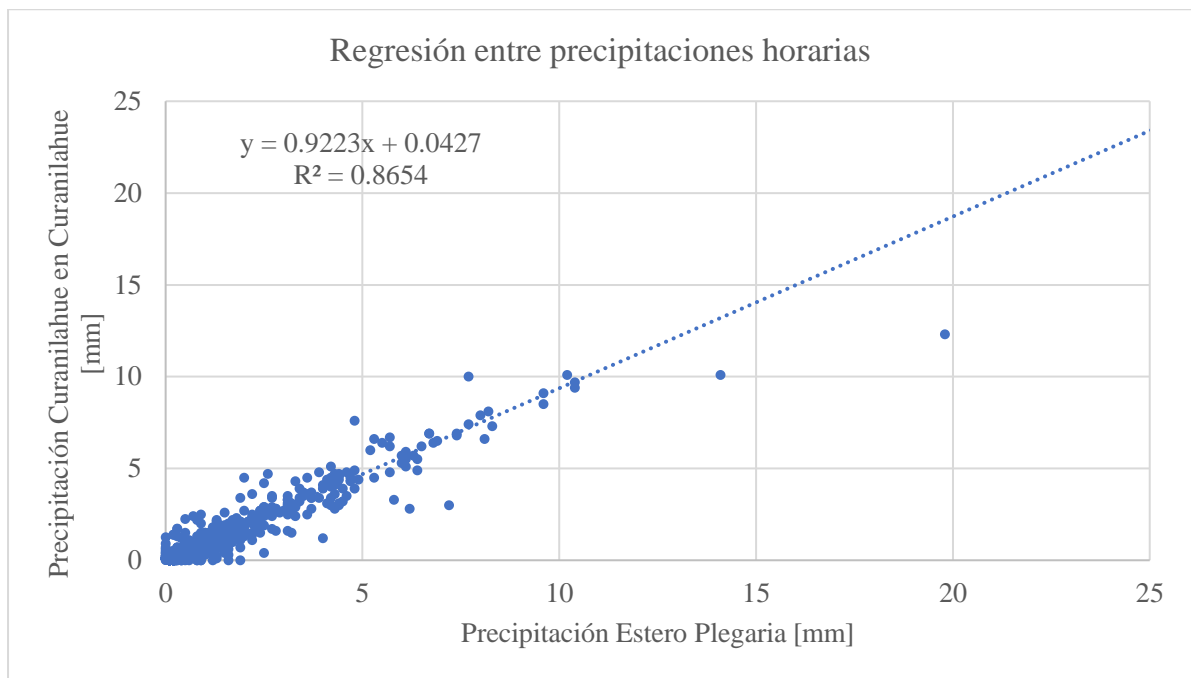


Figura 3-5. Regresión lineal entre la precipitación en Estero Plegarias y Curanilahue en Curanilahue.

Dado que se pretende pronosticar caudales en la estación río Curanilahue en Curanilahue, se seleccionan aquellas crecidas que superan un caudal de 60 [m³/s]. Como resultado se obtienen 11 crecidas entre los años 2013 y 2017 (Figura 3-6) y para el mismo periodo de tiempo, se obtienen las precipitaciones horarias (Figura 3-7). En la Tabla 3-6 se presentan las fechas correspondientes a cada una de las crecidas, además de otra información relevante. En la sección A.1 de Anexos se presentan los caudales con la precipitación observada en la estación separados por crecida.

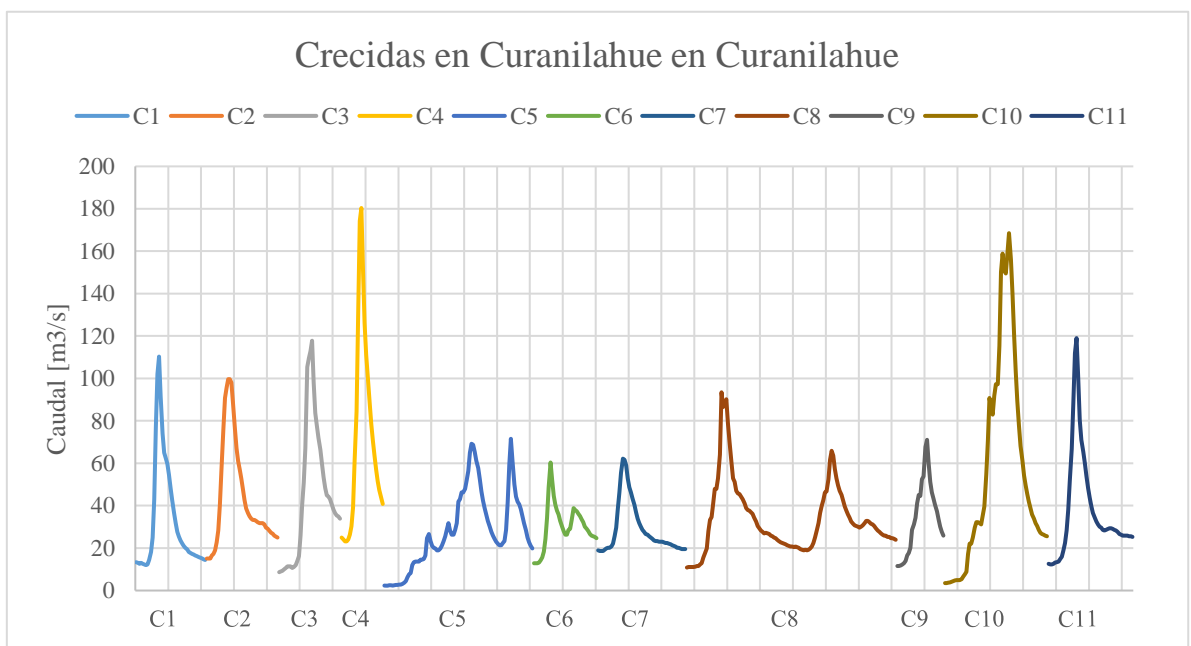


Figura 3-6. Caudal horario de las 11 crecidas a analizar en la cuenca del río Curanilahue en Curanilahue.

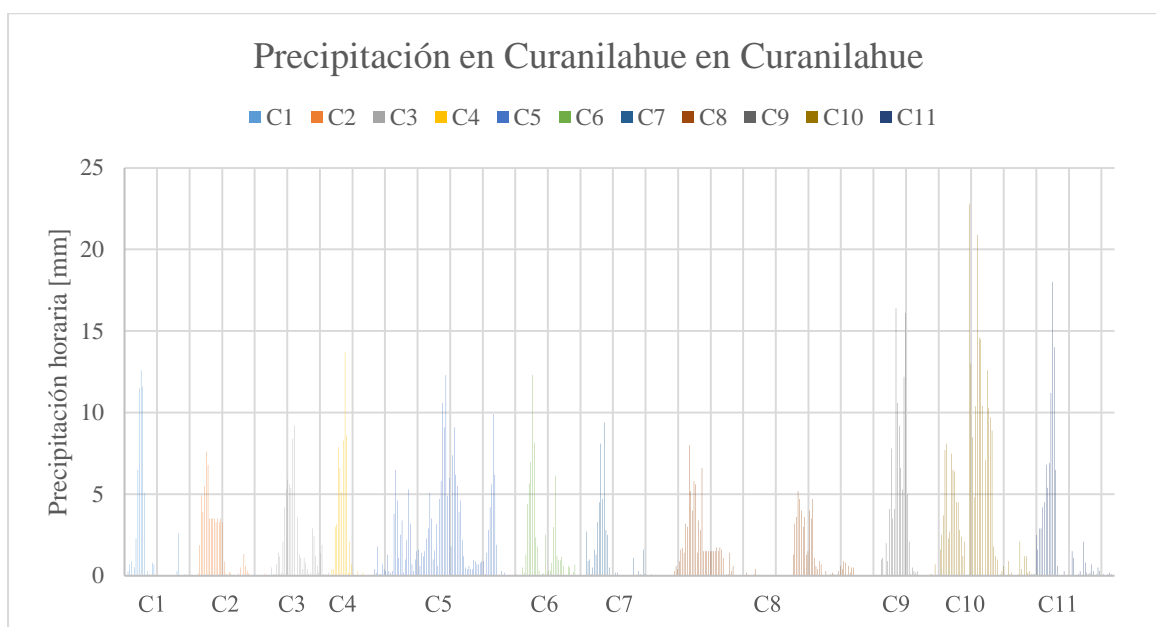


Figura 3-7. Precipitación horaria de las 11 crecidas a analizar en la cuenca del río Curanilahue en Curanilahue.

Tabla 3-6. Cuadro resumen con información relevante de las crecidas seleccionadas en el río Curanilahue en Curanilahue.

Crecida	Fecha Inicio	Fecha Término	Duración [horas]	Caudal medio [m^3/s]	Desviación estándar [m^3/s]	Caudal máximo [m^3/s]	Caudal mínimo [m^3/s]	Precip. total [mm]	Intensidad media [mm/hr]
1	31-05-2013	02-06-2013	43	32,5	26,3	110,3	12,0	56,9	1,3
2	06-08-2013	08-08-2013	44	43,6	25,6	99,6	15,1	66,8	1,5
3	02-06-2014	03-06-2014	38	44,4	33,2	117,8	8,7	70,3	1,9
4	07-06-2014	08-06-2014	26	72,1	47,9	180,4	23,2	60,8	2,3
5	30-05-2015	03-06-2015	91	27,8	18,4	71,5	2,3	206,0	2,3
6	05-08-2015	06-08-2015	39	30,2	10,8	60,4	12,9	64,8	1,7
7	08-08-2015	10-08-2015	54	28,8	12,2	62,2	18,6	47,6	0,9
8	24-08-2015	30-08-2015	128	33,6	16,9	93,5	10,8	131,7	1,0
9	06-09-2015	07-09-2015	29	34,3	17,4	71,1	11,6	109,4	3,8
10	15-06-2017	17-06-2017	63	54,8	49,1	168,5	3,5	247,6	3,9
11	12-08-2017	14-08-2017	52	37,4	25,3	119,0	12,3	97,4	1,9

Además de la información de las estaciones DGA, se utiliza un re-pronóstico de precipitaciones a nivel de 3 horas según el modelo GEFS (Global Ensemble Forecast System), el cual se obtiene del NOAA, Earth System Research Laboratory (Hamill, Bates, Whitaker & Murray, 2017). Básicamente, este re-pronóstico entrega información en tiempo pasado, es decir se posiciona en un día X particular y se obtienen pronósticos de precipitación para las siguientes 192 horas a dicho día. Los pronósticos se pueden generar desde las 00:00 UTC de cualquier día hacia adelante.

Este pronóstico se descarga en formato grillado de $1^\circ \times 1^\circ$, por lo que se realiza un escalamiento espacial según el inverso de la distancia considerando los 4 nodos que rodean a la estación (expresión 3.1), para obtener los pronósticos de precipitación en la estación de interés.

$$Pp_E = \frac{\sum_{i=1}^4 Pp_i \cdot D_i}{\sum_{i=1}^4 D_i} \quad (3.1)$$

Dónde:

Pp_E : Precipitación acumulada cada 3 horas pronosticada en la estación [mm].

Pp_i : Precipitación acumulada cada 3 horas pronosticada en el nodo i [mm].

D_i : Distancia entre la estación y el nodo i [m].

Para evaluar la capacidad de pronóstico de este modelo en la estación río Curanilahue en Curanilahue, se realiza una regresión lineal (Figura 3-8).

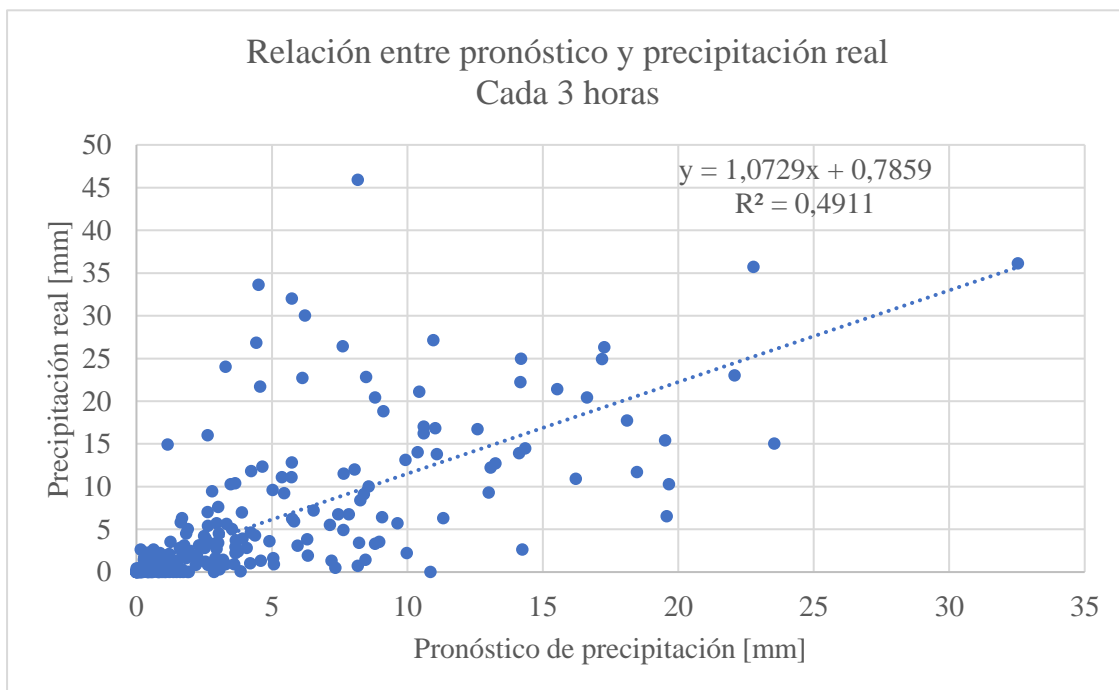


Figura 3-8. Relación entre pronóstico y precipitación real cada 3 horas en la estación río Curanilahue en Curanilahue.

Se aprecia que existe una alta dispersión de los datos (lo que se ve reflejado en el valor de R^2), situación propia de todo pronóstico meteorológico a pequeñas escalas temporales de tiempo (3 horas en este caso). Sin embargo, la pendiente es cercana a 1 y la intersección con el eje es cercana a 0, por lo que se consideran útiles.

3.1.4 Aplicación de la red neuronal

Dado que de la información disponible se tienen caudales y precipitaciones a nivel horario se propone generar una red neuronal pre-alimentada para calcular el caudal con una hora de antelación, esto debido a como se conforman los datos de las crecidas (crecidas de diferentes fechas no consecutivas), ya que si bien cada crecida es una serie temporal, el término de una no se

relaciona temporalmente con el inicio de la siguiente, por lo que el uso de redes neuronales recurrentes generaría una relación temporal entre todas las crecidas que no existe.

Para esta sección se considera la siguiente notación:

$Q(t)$: Caudal en la estación río Curanilahue en Curanilahue en el tiempo t [m^3/s].

$Pp(t)$: Precipitación en la estación río Curanilahue en Curanilahue en el tiempo t [mm].

$Qp(t)$: Caudal pronosticado por la red en la estación río Curanilahue en Curanilahue en el tiempo t [m^3/s].

Es decir que el output de la red neuronal que se pretende emplear es $Qp(t + 1)$.

3.1.4.1 Elección de parámetros

Para la elección de los parámetros a considerar como input en la red neuronal, se calcula el coeficiente de correlación de Pearson (expresión 3.2), entre el caudal $Q(t + 1)$ y los diferentes caudales y precipitaciones en el tiempo actual y anteriores (Tabla 3-7).

$$\rho_{X,Y} = \frac{cov(X,Y)}{\sigma_X \cdot \sigma_Y} \quad (3.2)$$

Dónde:

$\rho_{X,Y}$: Coeficiente de correlación de Pearson entre la variable X e Y.

$cov(X,Y)$: Covarianza entre la variable X e Y.

σ_i : Desviación estándar de la variable i .

Tabla 3-7. Coeficientes de Pearson entre los posibles parámetros con $Q(t+1)$.

Lag	$Q(t + 1)$ & $Q(t - j)$	$Q(t + 1)$ & $Pp(t - j)$
0	0,95	0,345
1	0,90	0,491
2	0,82	0,602
3	0,74	0,660
4	0,66	0,675
5	0,57	0,666
6	0,50	0,652
7	0,42	0,637
8	0,35	0,606
9	0,29	0,549

En base a esto se pueden identificar aquellos parámetros que mayor influencia tienen sobre $Q(t + 1)$. Como es lógico el caudal tiene una alta correlación consigo mismo en tiempos anteriores y la precipitación que mayor correlación tiene es $Pp(t - 4)$. Esto hace pensar que el tiempo de concentración de la cuenca está en torno a las 4 horas, superior a los presentados en la Tabla 3-5, pero que confirma de todas formas que la cuenca posee una rápida respuesta hidrológica.

Es necesario recordar que este coeficiente solo evalúa la correlación lineal, por lo que es una herramienta para tener en cuenta, pero no definitiva para la elección final de los inputs de la red neuronal.

3.1.4.2 Prueba de configuraciones

Considerando a lo anterior se proponen 18 configuraciones distintas de variables en la capa de entrada a la red neuronal, las que se detallan en la Tabla 3-8.

Tabla 3-8. Configuraciones de variables en la capa de entrada propuestas para la red neuronal de la cuenca del río Curanilahue.

Config.	Q(t)	Q(t-1)	Q(t-2)	Q(t-3)	Pp(t-2)	Pp(t-3)	Pp(t-4)	Pp(t-5)	Pp(t-6)	Pp(t-7)	Pp(t-8)
1	X	X				X	X	X	X		
2	X	X				X	X	X	X	X	
3	X	X			X	X	X	X	X		
4	X	X	X			X	X	X	X		
5	X	X			X	X	X	X	X	X	
6	X	X				X	X	X	X	X	X
7	X	X	X			X	X	X	X	X	
8	X	X	X		X	X	X	X	X		
9	X	X	X	X		X	X	X	X		
10	X	X			X	X	X	X	X	X	X
11	X	X	X		X	X	X	X	X	X	
12	X	X	X			X	X	X	X	X	X
13	X	X	X	X		X	X	X	X	X	
14	X	X	X	X	X	X	X	X	X		
15	X	X	X		X	X	X	X	X	X	X
16	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	
17	X	X	X	X		X	X	X	X	X	X
18	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X

En base a las configuraciones propuestas y la información disponible se establecen 530 muestras para la creación de la red neuronal (compuestas por las 11 crecidas), de las cuales un 50% son de entrenamiento (muestras que se utilizan para calibrar la red neuronal), 25% de validación (muestras que se utilizan para evaluar que no existe un sobre-entrenamiento de la red neuronal) y 25% de prueba (no se utiliza, simplemente se evalúa la eficiencia de la red en estas muestras). La elección de que muestras pertenecen a que subconjunto (entrenamiento, validación y prueba) se realiza de manera aleatoria.

Se realizan diferentes pruebas y se concluye que la función de activación tangente hiperbólica (expresión 2.16) para las capas ocultas es la que genera los mejores resultados, mientras que para la capa de salida se utiliza por defecto la función lineal ya que permite obtener como output valores mayores a 1. Se utiliza el algoritmo de “Levenberg-Marquardt” para el entrenamiento.

Además, para cada una de las configuraciones de la Tabla 3-8 se construyen diferentes redes neuronales con un número de neuronas que va desde 1 hasta 8, distribuidas en 1 o 2 capas ocultas. Cada red neuronal generada se reentrena 4 veces para encontrar un estado eficiente (de las 5 veces que se entrena la red, se queda aquella que obtiene el menor error cuadrático medio en el conjunto de validación). Los resultados obtenidos se presentan en la sección B.1 de Anexos.

De las redes neuronales generadas se seleccionan aquellas 10 que obtienen un menor ECM en el conjunto de validación, presentadas en la Tabla 3-9. De aquellas se selecciona la que obtiene un menor ECM ponderado como configuración final óptima, calculado utilizando la expresión 2.23 de la sección 2.2.7.

La notación para describir la arquitectura de una red neuronal con una capa oculta es [X], donde X representa el número de neuronas en dicha capa. Para dos capas ocultas es: [X,Y], donde X representa el número de neuronas en la primera capa e Y el número de neuronas en la segunda capa.

Tabla 3-9. Conjunto de redes neuronales con el menor ECM de validación para río Curanilahue en Curanilahue.

Nº	Configuración de entrada	Estructura de la red	ECM Validación $[(m^3/s)^2]$	ECM Entrenamiento $[(m^3/s)^2]$	ECM Prueba $[(m^3/s)^2]$	ECM Ponderado $[(m^3/s)^2]$
1	11	[2,3]	4,34	21,91	27,65	18,94
2	13	[2]	4,51	23,52	28,51	20,00
3	12	[2,5]	6,34	17,49	50,06	22,87
4	10	[3,1]	6,46	20,76	57,27	26,33
5	16	[2]	6,80	23,12	19,98	18,24
6	15	[2,2]	6,90	20,75	31,33	19,93
7	1	[2,5]	7,19	28,86	12,58	19,34
8	5	[2,1]	7,98	23,99	38,29	23,56
9	2	[2]	8,01	22,34	31,04	20,93
10	8	[4]	8,20	22,76	20,54	18,55

Para el río Curanilahue en Curanilahue el mejor ECM ponderado de entre las redes neuronales seleccionadas es de 18,24 $[(m^3/s)^2]$. Por lo que la configuración óptima encontrada es la 16 de la Tabla 3-8 con una red neuronal de 1 capa oculta con 2 neuronas, la que se presenta en la Figura 3-9. Además, en las Tablas 3-10, 3-11 y 3-12 se presentan los valores de bias y pesos de la red neuronal encontrada, la notación para los pesos es la siguiente:

- Para la primera capa se presentan los pesos para cada input asociado a cada neurona presente en la primera capa. La notación de cada neurona es X.Y, donde X es el número de la capa e Y es el número de la neurona asociado a esa capa.
- Para las capas siguientes, se presentan los pesos para cada entrada (en este caso, las entradas corresponden a las salidas de la capa anterior) asociado a cada neurona de dicha capa, donde la

notación de la entrada es SX.Y, donde X es el número de la capa anterior e Y es el número de la neurona asociada a la capa anterior.

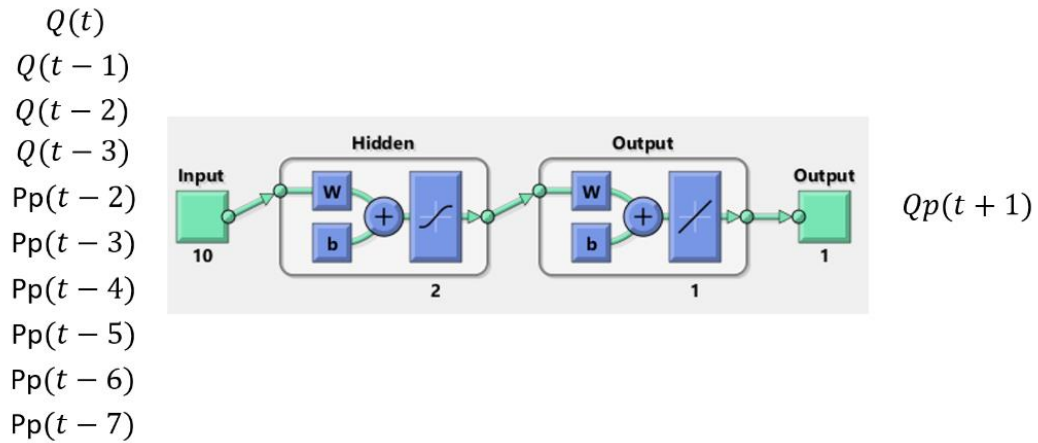


Figura 3-9. Configuración de la red neuronal óptima encontrada para la cuenca del río Curanilahue en Curanilahue.

Tabla 3-10. Valores de bias para cada neurona de cada capa de la configuración óptima de la red neuronal para la cuenca del río Curanilahue en Curanilahue.

Capa	Neurona	Bias
1	1	0,15
1	2	-0,40
2	1	-0,68

Tabla 3-11. Pesos asociados a cada entrada y neurona de la primera capa de la red neuronal óptima para la cuenca del río Curanilahue en Curanilahue.

Neurona	Entrada	Q(t)	Q(t-1)	Q(t-2)	Q(t-3)	Pp(t-2)	Pp(t-3)	Pp(t-4)	Pp(t-5)	Pp(t-6)	Pp(t-7)
	1.1		0,90	-0,82	-0,18	0,42	-0,38	0,12	-0,14	0,01	-0,09
1.2		-0,25	-0,24	-0,45	0,58	-0,59	0,20	-0,18	0,03	-0,15	0,26

Tabla 3-12. Pesos asociados a cada entrada y neurona de la segunda capa (salida) de la red neuronal óptima para la cuenca del río Curanilahue en Curanilahue.

Neurona	Entrada	S1.1	S1.2
	2.1		1,70

3.2 Cuenca del río Cautín

3.2.1 Contexto

La cuenca del río Cautín en Cajón, está compuesta principalmente por las comunas de Curacautín y Lautaro. Además, aguas abajo se encuentra la comuna de Temuco en donde se

emplaza un centro urbano importante, los que comprenden una población superior a 200.000 habitantes, tal como se muestra en la Tabla 3-13.

Tabla 3-13. Población por comuna involucrada, al 2002 y estimada al 2018.

Comuna	Población al 2002 (INE, 2002)	Población estimada al 2018 (INE, 2015)
Curacautín	17.591	17.046
Lautaro	33.394	37.557
Temuco	254.273	294.734

Dado que se identifica como zona amagada Cautín en Temuco, el año 1987 se crea un modelo autorregresivo con variable exógena en los estudios de BF Ingenieros, presentado en la expresión 3.3.

$$Q_{cc}(t + 2) = 1,235 \cdot Q_{cc}(t) - 0,291 \cdot Q_{cc}(t - 2) + 0,25 \cdot Q_{cr}(t - 4) - 0,124 \cdot Q_{cr}(t - 6) \quad (3.3)$$

Dónde:

$Q_{cc}(t)$: Caudal en la estación Cautín en Cajón en el tiempo t [m^3/s].

$Q_{cr}(t)$: Caudal en la estación Cautín en Rariruca en el tiempo t [m^3/s].

El año 2006 se presentó un evento importante de anegamiento donde varios centenares de personas quedaron damnificadas tras el desborde del río Cautín (Cooperativa.cl, 2006). Además, en el presente año se decretó alerta roja en Temuco por el aumento del caudal en la estación río Cautín en Cajón, el cual produjo entre otras consecuencias, el colapso de un pilar del antiguo puente ferroviario Cautín (Aton, 2018).

3.2.2 Caracterización general

La cuenca se ubica en la IX región de la Araucanía, fue definida a partir de la estación fluviométrica río Cautín en Cajón, ubicada a las afueras (nororiente) de la ciudad de Temuco, cuyos datos principales se presentan en la Tabla 3-14.

En la Figura 3-10 se presenta un mapa con la ubicación de la cuenca en cuestión en donde se aprecia además la ciudad de Temuco. El área de la cuenca es 2750,4 [km^2].

Tabla 3-14. Información de las estaciones DGA presentes en la cuenca del río Cautín en Cajón.

Estación	1	2
Código BNA	09129002-2	09123001-1
Nombre Estación	Río Cautín en Cajón	Río Cautín en Rariruca
UTM Este	195105	237229
UTM Norte	5711796	5742164
Altitud (m.s.n.m.)	130	425
Vigencia	Vigente	Vigente
Fecha Inicio	01-05-1914	01-08-1964
Región	Araucanía	Araucanía
Provincia	Cautín	Malleco
Comuna	Padre las casas	Curacautín

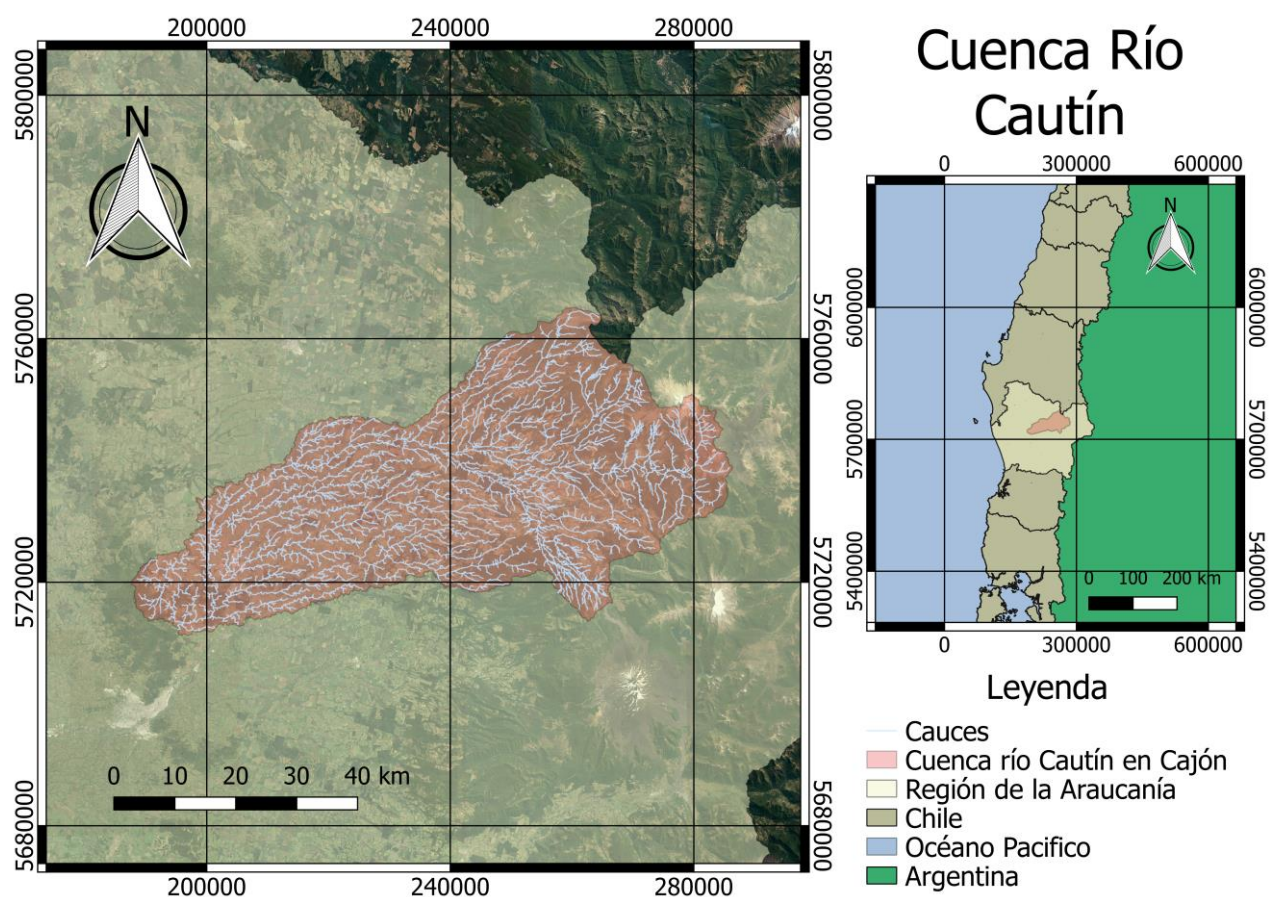


Figura 3-10. Mapa de la cuenca del río Cautín.

En las Figuras 3-11 y 3-12 se muestran las estaciones DGA presentes en la zona.

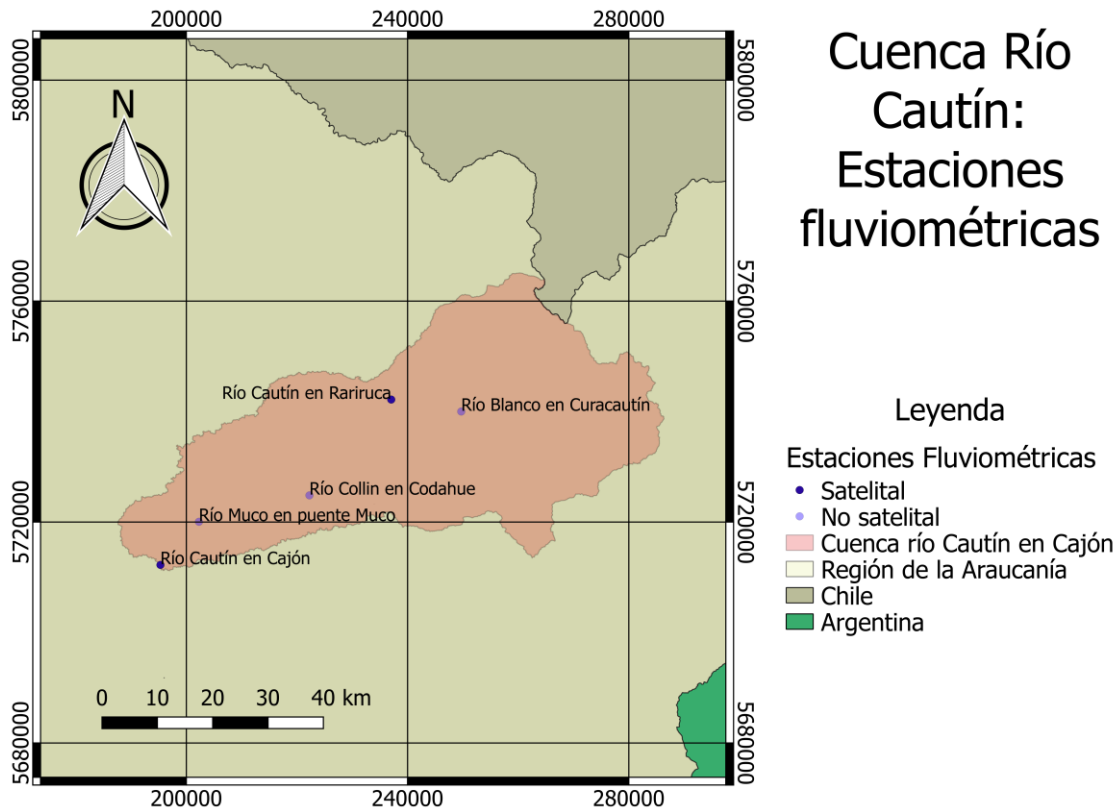


Figura 3-11. Mapa con las estaciones fluviométricas satelitales y no satelitales presentes en la cuenca del río Cautín.

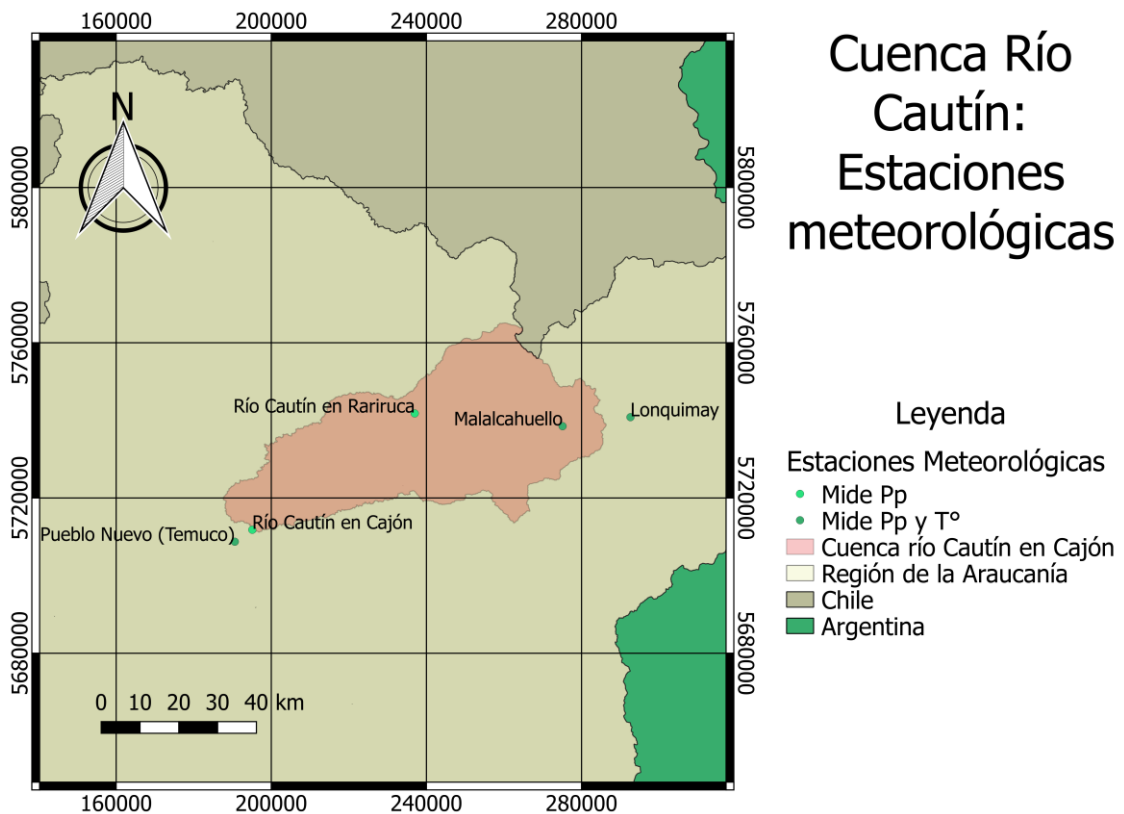


Figura 3-12. Mapa con las estaciones meteorológicas satelitales presentes en la zona de la cuenca del río Cautín.

En la Figura 3-13 se presenta la curva hipsométrica de la cuenca definida por la estación río Cautín en Cajón.

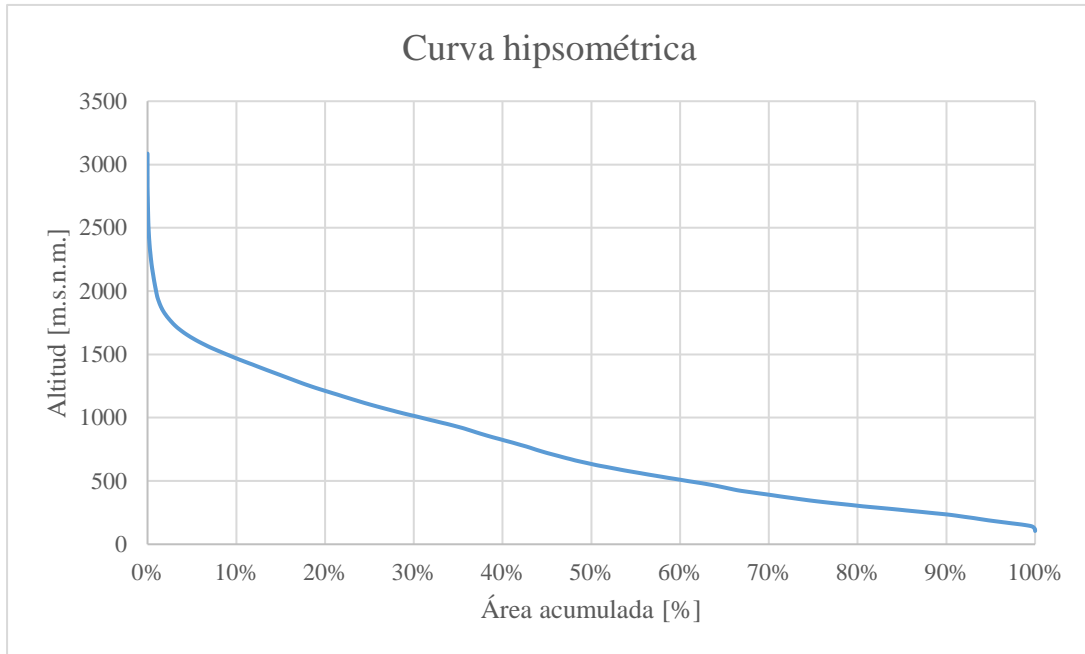


Figura 3-13. Curva hipsométrica de la cuenca del río Cautín en Cajón.

La altitud máxima de la cuenca es de 3086 [m.s.n.m.], la mínima de 105 [m.s.n.m.] y la elevación media es 762 [m.s.n.m.].

Respecto de la línea de nieve, nuevamente se utilizan las expresiones 2.25, 2.26 y 2.27 presentadas en la sección 2.5. Considerando que la latitud de la cuenca se encuentra entre 38,2° y 38,7° sur ($\approx 38,5^\circ$ sur), se puede estimar la altitud de la línea de nieves para cada periodo estacional con las probabilidades de excedencia máximas permitidas por cada expresión, las que se presentan en la Tabla 3-15.

Tabla 3-15. Altitud de la línea de nieves por época para las máximas probabilidades de excedencia en la cuenca del río Cautín en Cajón.

p_{exc}	Altitud de la línea de nieves \pm error estándar [m.s.n.m.]		
	Invierno	Otoño-Primavera	Verano
0.75	1060,3 \pm 135,5	-	-
0.8	-	1359,9 \pm 204,9	1649,9 \pm 138,8

Es claro que dadas las características de la cuenca, su régimen es mixto, sin embargo es importante notar que la estación río Cautín en Rariruca dada su altitud (425 [m.s.n.m.]) ya captura el efecto que pueda generar la altitud de la línea de nieves en la escorrentía durante cada crecida, pues se usa como variable de entrada en la red neuronal.

- Umbrales de alerta de crecidas

En el estudio de actualización de umbrales (RODHOS, 2010), a nivel regional se establecen los caudales y las alturas limnimétricas que definen las alertas azul, amarilla y roja para la estación río Cautín en Rariruca y río Cautín en Cajón, los que se presentan en la Tabla 3-16.

Tabla 3-16. Alturas limnimétricas y caudales umbrales de alerta azul, amarilla y roja para las estaciones del río Cautín.

Estación	Alerta	Azul	Amarilla	Roja
Río Cautín en Rariruca	Caudal [m ³ /s]	348	556	695
	Altura limnimétrica [m]	2,44	3,26	3,8
Río Cautín en Cajón	Caudal [m ³ /s]	625	1000	1250
	Altura limnimétrica [m]	2,69	3,36	3,75

- Tiempo de concentración de la cuenca

Para el cálculo del tiempo de concentración se obtienen algunos parámetros geomorfológicos de la cuenca utilizando el software QGIS mediante la georreferenciación de modelos de elevación digital, los que se presentan en la Tabla 3-17.

Tabla 3-17. Parámetros necesarios para el cálculo de los tiempos de concentración.

Longitud del cauce principal [km]	123,7
Cota baja del cauce principal [m]	105
Cota alta del cauce principal [m]	3070
Pendiente [%]	2,4

Con estos parámetros se calcula el tiempo de concentración de acuerdo con las expresiones 2.28, 2.29 y 2.30 de la sección 2.6, cuyos resultados se presentan en la Tabla 3-18.

Tabla 3-18. Tiempo de concentración de la cuenca del río Cautín en Cajón según distintos autores.

Autor	Tiempo de concentración [horas]
Témez	9,4
California Highways	11,4
Johnstone & Cross	3,9

De acuerdo con los autores se aprecia que el tiempo de concentración varía entre 3,9 y 11,4 horas. Por lo que no es una cuenca que se pueda definir de rápida respuesta hidrológica.

3.2.3 Información disponible

De las estaciones fluviométricas satelitales DGA presentes en la Figura 3-11, se obtiene información de caudales a nivel horario desde el año 2000 en adelante, ya que de aquella fecha se encuentra disponible información.

De la información obtenida se seleccionan aquellas crecidas que poseen un caudal máximo superior a 700 [m³/s] en la estación río Cautín en Cajón. Como resultado se obtienen 9 crecidas entre los años 2000 y 2014 (Figuras 3-14 y 3-16). Para los periodos de las crecidas se descarga la información disponible de precipitación y temperatura de las estaciones DGA presentes en la Figura 3-12 (Figuras 3-15 y 3-17), en la sección A.2 y A.3 de Anexos se presenta dicha información separada por crecida. En la Tabla 3-19 se presenta información relevante asociada a cada crecida. Se descarta el uso de estaciones AGROMET, ya que estas poseen información solo desde el año 2009 en adelante.

De la información de precipitación y temperatura descargada, se aprecia que las estaciones de Malalcahuello y Lonquimay no poseen información para las fechas de las crecidas. La estación Pueblo Nuevo (Temuco) solo posee información para la crecida 9 (año 2014), mientras que las estaciones del río Cautín en Cajón y río Cautín en Rariruca poseen información de precipitación (no miden temperatura) para las últimas 6 y 3 crecidas respectivamente.

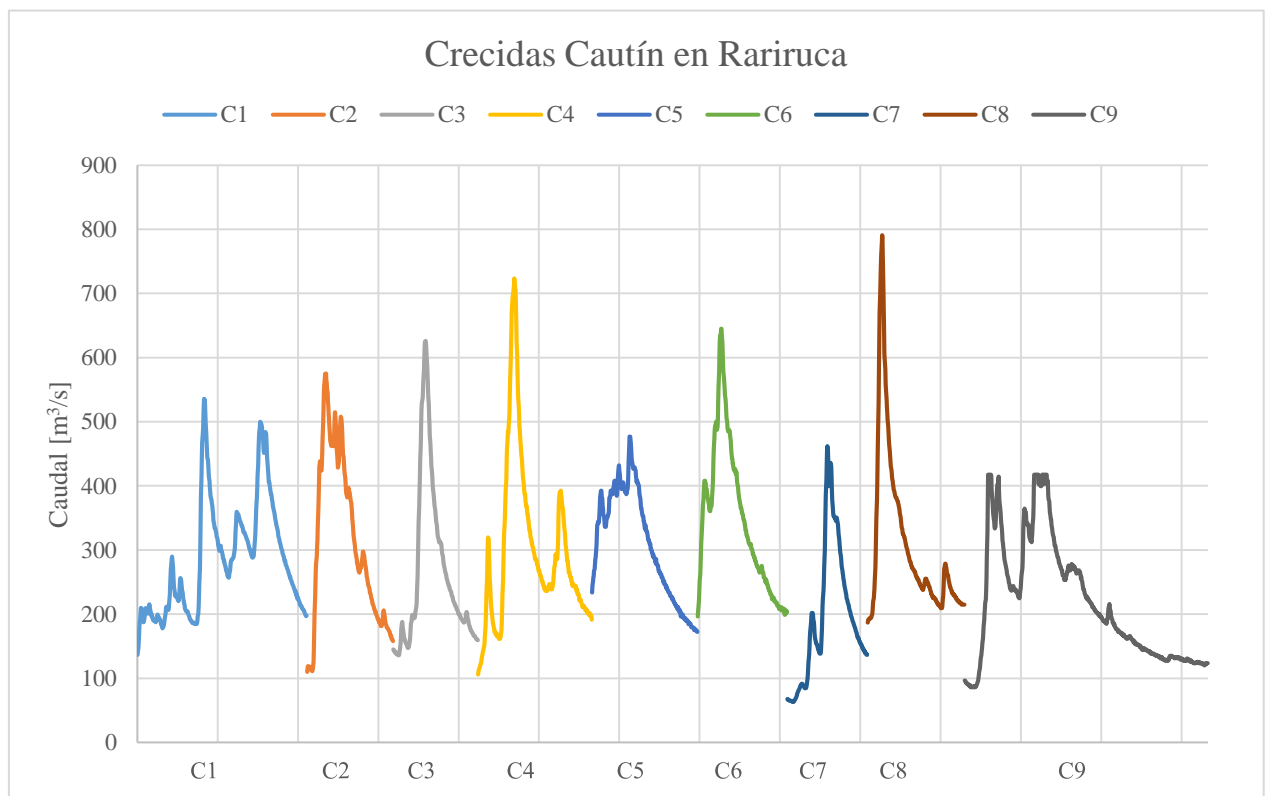


Figura 3-14. Caudal de las 9 crecidas a analizar en Cautín en Rariruca.

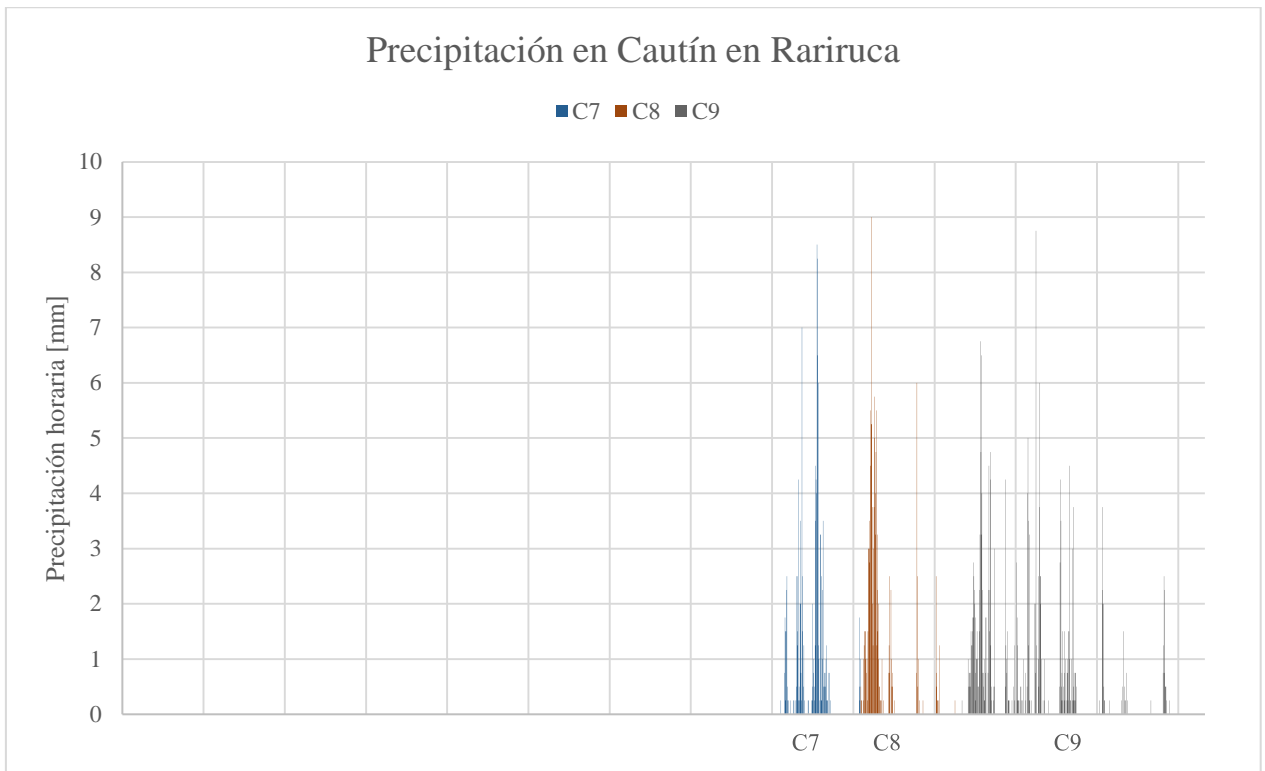


Figura 3-15. Precipitación horaria de las crecidas a analizar en Cautín en Rariruca.

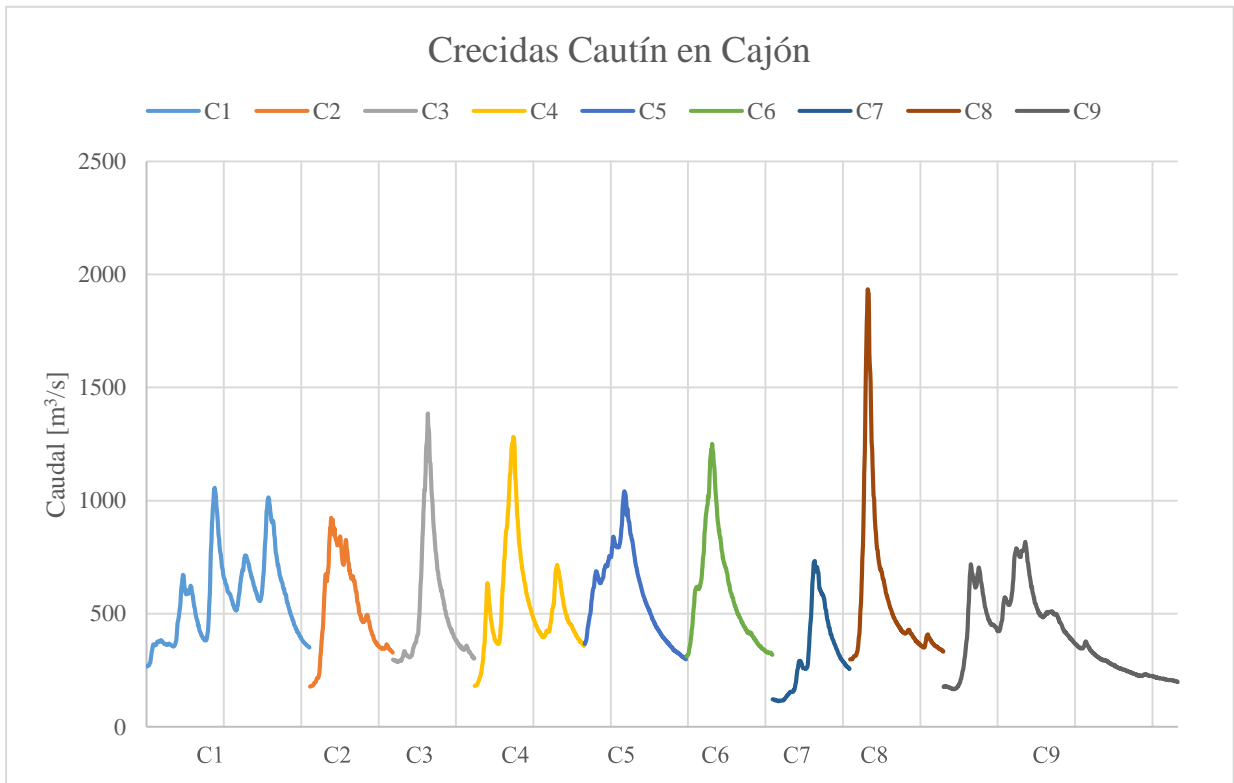


Figura 3-16. Caudal de las 9 crecidas a analizar en Cautín en Cajón.

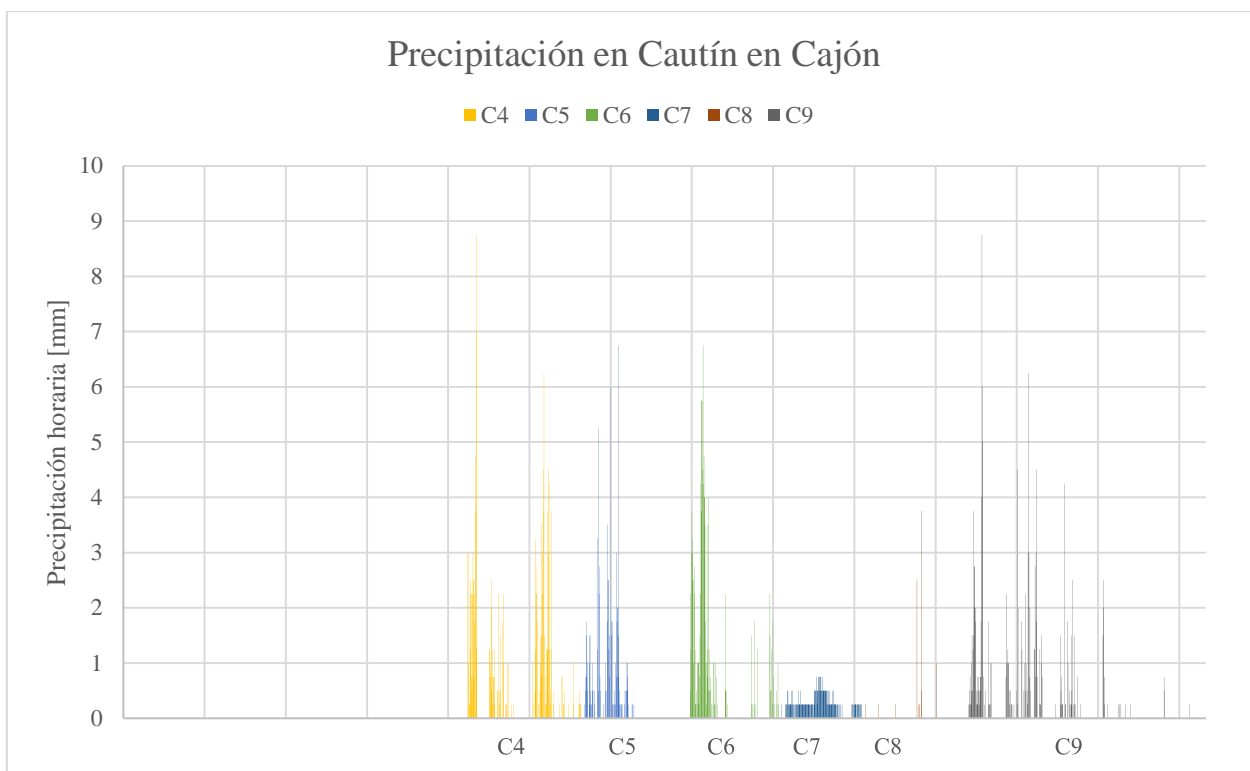


Figura 3-17. Precipitación horaria de las crecidas a analizar en Cautín en Cajón.

Tabla 3-19. Cuadro resumen con información relevante de las crecidas seleccionadas para el río Cautín.

Crecida	Fecha Inicio	Fecha Término	Duración (horas)	Caudal medio [m ³ /s]	Desviación estándar [m ³ /s]	Caudal máximo [m ³ /s]	Caudal mínimo [m ³ /s]
1	23-06-2000	11-07-2000	422	564,8	185,1	1056,9	266,5
2	25-05-2001	03-06-2001	215	518,4	213,9	924,2	177,4
3	04-06-2001	12-06-2001	211	513,4	280,3	1385,0	287,4
4	29-06-2001	11-07-2001	284	545,9	236,4	1282,0	180,2
5	16-07-2001	27-07-2001	263	587,2	201,9	1042,0	298,0
6	11-10-2002	20-10-2002	223	589,1	252,5	1251,1	310,8
7	03-06-2006	11-06-2006	200	324,5	180,3	732,6	113,3
8	10-07-2006	20-07-2006	242	570,2	360,2	1934,0	298,0
9	26-07-2014	20-08-2014	606	390,7	174,5	818,3	167,1

3.2.4 Aplicación de la red neuronal

De la información disponible se tienen caudales en dos estaciones (Cautín en Cajón y Cautín en Rariruca), se propone generar una red neuronal pre-alimentada usando esta información. No se utilizan variables como precipitación y temperatura por la falta de información suficiente, ya que por ejemplo, de considerarse la precipitación al menos 6 de las 9 crecidas encontradas deberían ser descartadas.

Para esta sección se considera la siguiente notación:

$Q_{cc}(t)$: Caudal en la estación río Cautín en Cajón en el tiempo t [m^3/s].

$Q_{ccp}(t)$: Caudal pronosticado por la red en la estación Cautín en Cajón en el tiempo t [m^3/s].

$Q_{cr}(t)$: Caudal en la estación río Cautín en Rariruca en el tiempo t [m^3/s].

$Q_{crp}(t)$: Caudal pronosticado por la red en la estación Cautín en Rariruca en el tiempo t [m^3/s].

Se pretende calcular el caudal con una hora de antelación, es decir que el output de la red neuronal sea $Q_{ccp}(t + 1)$.

Debido a que se utiliza información de la estación río Cautín en Rariruca, se hace necesario plantear también una red neuronal para pronosticar caudales en dicha estación, con el fin de utilizar dichos pronósticos como inputs a la función de la primera red de ser necesario, de forma similar a como se realizó con la precipitación en el caso del río Curanilahue. También se pretende pronosticar con una hora de antelación, es decir que el output de esta red neuronal complementaria sea $Q_{crp}(t + 1)$.

3.2.4.1 Elección de parámetros

Para la elección de los parámetros a considerar como input en la red neuronal, se calcula el coeficiente de correlación de Pearson (expresión 3.2), entre el caudal en Cautín en Rariruca $Q_{cr}(t + 1)$ y los caudales en Cautín en Rariruca (Q_{cr}) en el tiempo actual y anteriores (Tabla 3-20). Lo mismo se realiza para el caudal en Cautín en Cajón $Q_{cc}(t + 1)$ y los diferentes caudales en Cautín en Cajón (Q_{cc}) y en Cautín en Rariruca (Q_{cr}) en el tiempo actual y anteriores (Tabla 3-21).

Tabla 3-20. Coeficientes de correlación de Pearson entre los posibles parámetros con el caudal en la estación Cautín en Rariruca con una hora de antelación $Q_{cr}(t+1)$.

Lag	$Q_{cr}(t + 1) \& Q_{cr}(t - j)$
0	0,997
1	0,992
2	0,983
3	0,971
4	0,957
5	0,941
6	0,924
7	0,905
8	0,885
9	0,865
10	0,843

Tabla 3-21. Coeficientes de correlación de Pearson entre los posibles parámetros con el caudal en la estación Cautín en Cajón con una hora de antelación $Q_{cc}(t+1)$.

Lag	$Q_{cc}(t + 1) \& Q_{cc}(t - j)$	$Q_{cc}(t + 1) \& Q_{cr}(t - j)$
0	0,998	0,882
1	0,993	0,898
2	0,984	0,913
3	0,973	0,927
4	0,958	0,939
5	0,942	0,949
6	0,924	0,956
7	0,904	0,960
8	0,882	0,961
9	0,860	0,958
10	0,836	0,952
11	0,812	0,943
12	0,788	0,932

En base a esto se pueden identificar aquellos parámetros que mayor influencia tienen sobre $Q_{cr}(t + 1)$ y $Q_{cc}(t + 1)$. Como es lógico en ambos casos (Q_{cr} y Q_{cc}) el caudal tiene una alta correlación consigo mismo en tiempos anteriores. El caudal en Cautín en Rariruca que mayor correlación tiene con el caudal en Cautín en Cajón es $Q_{cr}(t - 8)$, lo que si se compara con los tiempos de concentración obtenidos de la Tabla 3-18, es razonable dados los tiempos de Témez (9,4 horas) y California Highways (11,4 horas).

Nuevamente, hay que recordar que este coeficiente solo evalúa correlación lineal, por lo que es una herramienta para tener en cuenta, pero no concluyente para la elección definitiva de los inputs de la red.

3.2.4.2 Prueba de configuraciones

En base a lo anterior se proponen 10 configuraciones distintas de inputs para el caso de Cautín en Rariruca y 20 para el caso de Cautín en Cajón, las que se presentan en las Tablas 3-22 y 3-23 respectivamente.

Tabla 3-22. Configuraciones de inputs propuestas para la red neuronal de Cautín en Rariruca.

Configuración	Qcr(t)	Qcr(t-1)	Qcr(t-2)	Qcr(t-3)	Qcr(t-4)	Qcr(t-5)	Qcr(t-6)	Qcr(t-7)	Qcr(t-8)	Qcr(t-9)
1	X									
2	X	X								
3	X	X	X							
4	X	X	X	X						
5	X	X	X	X	X					
6	X	X	X	X	X	X				
7	X	X	X	X	X	X	X			
8	X	X	X	X	X	X	X	X		
9	X	X	X	X	X	X	X	X	X	
10	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X

Tabla 3-23. Configuraciones de inputs propuestas para la red neuronal de Cautín en Cajón.

Config	Qcc(t)	Qcc(t-1)	Qcc(t-2)	Qcc(t-3)	Qcr(t-5)	Qcr(t-6)	Qcr(t-7)	Qcr(t-8)	Qcr(t-9)	Qcr(t-10)
1	X	X					X	X		
2	X	X				X	X	X		
3	X	X					X	X	X	
4	X	X	X				X	X		
5	X	X				X	X	X	X	
6	X	X	X			X	X	X		
7	X	X	X				X	X	X	
8	X	X	X	X			X	X		
9	X	X	X			X	X	X	X	
10	X	X	X	X		X	X	X		
11	X	X	X	X			X	X	X	
12	X	X	X		X	X	X	X		
13	X	X	X			X	X	X	X	
14	X	X			X	X	X	X	X	
15	X	X				X	X	X	X	X
16	X	X			X	X	X	X	X	X
17	X	X	X		X	X	X	X	X	
18	X	X	X			X	X	X	X	X
19	X	X	X		X	X	X	X	X	X
20	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X

De las configuraciones propuestas para ambas redes neuronales se generan 2450 muestras, a las cuales se les aplica el mismo procedimiento descrito anteriormente en la sección 3.1.4.2. Los ECM de validación obtenidos para cada red neuronal generada se presentan en la sección B.2 y B.3 de Anexos.

De las redes neuronales generadas se seleccionan aquellas 10 que obtienen un menor ECM en el conjunto de validación, que se presentan en las Tablas 3-24 y 3-29 para el río Cautín en Rariruca y Cautín en Cajón respectivamente. De aquellas se selecciona la que obtiene un menor ECM ponderado como configuración final óptima, calculado utilizando la expresión 2.23.

Tabla 3-24. Conjunto de redes neuronales con el menor ECM de validación para río Cautín en Rariruca.

Nº	Configuración de entrada	Estructura de la red	ECM Validación $[(m^3/s)^2]$	ECM Entrenamiento $[(m^3/s)^2]$	ECM Prueba $[(m^3/s)^2]$	ECM Ponderado $[(m^3/s)^2]$
1	7	[1,5]	11,66	16,86	19,65	16,26
2	9	[4,4]	11,88	15,59	16,35	14,85
3	6	[5,3]	11,92	15,14	26,35	17,14
4	8	[6,1]	11,95	16,15	20,22	16,12
5	5	[2,5]	11,98	16,76	19,20	16,18
6	9	[3,1]	12,19	17,47	15,54	15,66
7	10	[4,1]	12,27	16,08	15,47	14,97
8	6	[7]	12,27	15,39	17,66	15,18
9	9	[1,6]	12,31	17,81	15,96	15,97
10	6	[1]	12,32	19,83	12,94	16,23

Para Cautín en Rariruca el mejor ECM ponderado de entre las redes neuronales seleccionadas es de $14,85 [(m^3/s)^2]$. Por lo que la configuración óptima es la 9 de la Tabla 3-22 con 2 capas ocultas con 4 neuronas en la primera capa y 4 en la segunda capa, que se representa gráficamente en la Figura 3-18. Además, en las Tablas 3-25, 3-26, 3-27 y 3-28 se presentan los valores de bias y pesos de la red neuronal encontrada, la notación es la ya presentada en la sección 3.1.4.

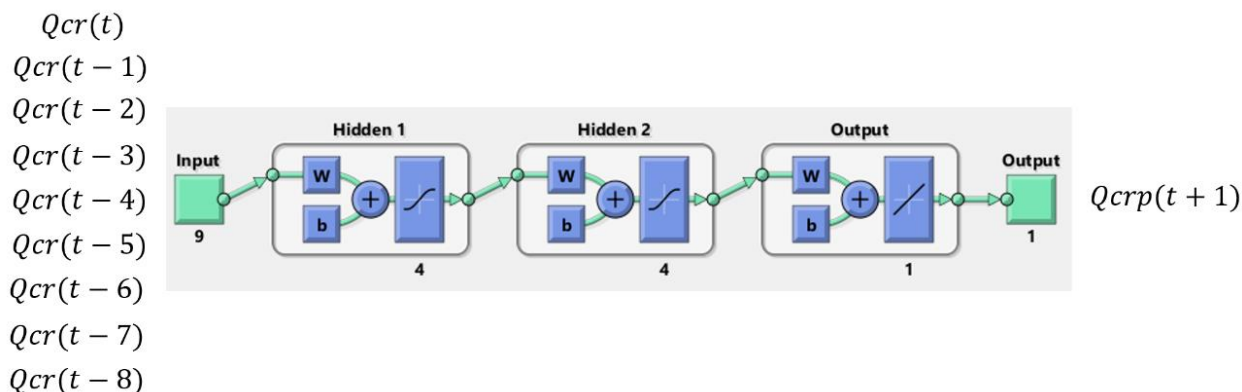


Figura 3-18. Configuración de la red neuronal óptima encontrada para la cuenca del río Cautín en Rariruca.

Tabla 3-25. Valores de bias para cada neurona de cada capa de la configuración óptima de la red neuronal para la cuenca del río Cautín en Rariruca.

Capa	Neurona	Bias
1	1	-1,48
1	2	0,32
1	3	-0,11
1	4	-0,60
2	1	0,25
2	2	0,95
2	3	-0,95
2	4	1,04
3	1	1,47

Tabla 3-26. Pesos asociados a cada entrada y neurona de la primera capa de la red neuronal óptima para la cuenca del río Cautín en Rariruca.

Entrada \ Neurona	Qcr(t)	Qcr(t-1)	Qcr(t-2)	Qcr(t-3)	Qcr(t-4)	Qcr(t-5)	Qcr(t-6)	Qcr(t-7)	Qcr(t-8)
1.1	0,39	1,22	1,54	2,41	-0,16	-0,06	-0,78	-1,26	-1,99
1.2	1,22	-1,52	-0,14	0,21	-0,04	0,25	0,22	-0,30	0,19
1.3	-1,04	-0,27	0,70	0,18	-1,26	0,46	1,33	-0,78	0,37
1.4	2,71	-2,91	-0,93	0,35	1,36	-0,03	-1,06	0,22	0,03

Tabla 3-27. Pesos asociados a cada entrada y neurona de la segunda capa de la red neuronal óptima para la cuenca del río Cautín en Rariruca.

Entrada \ Neurona	S1.1	S1.2	S1.3	S1.4
2.1	0,45	-0,62	1,45	-1,31
2.2	1,83	1,64	2,70	-1,90
2.3	-0,68	-0,30	-0,76	-0,57
2.4	-1,00	-0,93	-1,28	1,74

Tabla 3-28. Pesos asociados a cada entrada y neurona de la tercera capa (salida) de la red neuronal óptima para la cuenca del río Cautín en Rariruca.

Entrada \ Neurona	S2.1	S2.2	S2.3	S2.4
3.2	-2,46	1,13	2,28	-2,09

Tabla 3-29. Conjunto de redes neuronales con el menor ECM de validación para río Cautín en Cajón.

Nº	Configuración de entrada	Estructura de la red	ECM Validación $[(m^3/s)^2]$	ECM Entrenamiento $[(m^3/s)^2]$	ECM Prueba $[(m^3/s)^2]$	ECM Ponderado $[(m^3/s)^2]$
1	20	[2]	22,45	45,82	38,83	38,23
2	20	[2,1]	23,12	47,02	35,23	38,09
3	19	[5,2]	24,70	30,13	149,32	58,59
4	10	[3,4]	24,83	40,53	60,88	41,69
5	12	[6]	24,96	27,39	82,85	40,66
6	9	[2,4]	25,29	42,78	51,60	40,61
7	19	[4]	25,94	50,50	43,90	42,71
8	6	[4]	26,44	44,87	62,13	44,58
9	15	[6,1]	26,53	42,24	63,04	43,51
10	10	[2,3]	26,53	42,41	39,10	37,61

Para Cautín en Cajón el mejor ECM ponderado de entre las redes neuronales seleccionadas es de 37,61 $[(m^3/s)^2]$. Por lo que la configuración óptima es la 10 de la Tabla 3-23 con una red neuronal de 2 capas ocultas con 2 neuronas en la primera y 3 en la segunda, la que se presenta en la Figura 3-19. Además, en las Tablas 3-30, 3-31, 3-32 y 3-33 se presentan los valores de bias y pesos de la red neuronal encontrada, la notación es la ya presentada en la sección 3.1.4.

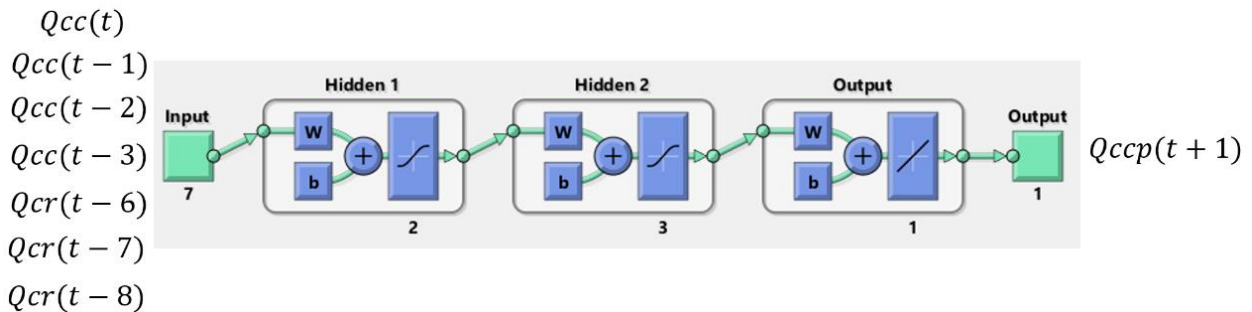


Figura 3-19. Configuración de la red neuronal óptima encontrada para la cuenca del río Cautín en Cajón.

Tabla 3-30. Valores de bias para cada neurona de cada capa de la configuración óptima de la red neuronal para la cuenca del río Cautín en Cajón.

Capa	Neurona	Bias
1	1	-0,26
1	2	-7,36
2	1	2,66
2	2	0,87
2	3	5,81
3	1	1,57

Tabla 3-31. Pesos asociados a cada entrada y neurona de la primera capa de la red neuronal óptima para la cuenca del río Cautín en Cajón.

Entrada Neurona	Qcc(t)	Qcc(t-1)	Qcc(t-2)	Qcc(t-3)	Qcr(t-6)	Qcr(t-7)	Qcr(t-8)
1.1	-0,82	-0,21	0,02	0,19	-0,16	0,03	0,14
1.2	2,63	-4,20	-15,28	17,94	27,75	12,94	-19,01

Tabla 3-32. Pesos asociados a cada entrada y neurona de la segunda capa de la red neuronal óptima para la cuenca del río Cautín en Cajón.

Entrada Neurona	S1.1	S1.2
2.1	-1,67	0,85
2.2	0,49	0,01
2.3	2,76	-3,51

Tabla 3-33. Pesos asociados a cada entrada y neurona de la tercera capa (salida) de la red neuronal óptima para la cuenca del río Cautín en Cajón.

Entrada Neurona	S2.1	S2.2	S2.3
3.1	1,26	-3,96	-0,34

Capítulo 4: Aplicación de la Guía de Crecidas Repentinas en Curanilahue

Dado el contexto de las cuencas ya analizadas, es interesante ver la aplicación del método de la guía de crecidas repentinas para la cuenca del río Curanilahue, ya que cumple con la característica de ser una cuenca pequeña de rápida respuesta hidrológica.

4.1 Modelo de lluvia escorrentía

Para la aplicación de la metodología es necesario establecer un modelo de lluvia escorrentía. El que se utiliza en este trabajo es el del método de la Curva Número (explicado en la sección 2.8), pero con una reinterpretación del concepto de Curva Número (CN). En este caso, dado que se cuenta con información de caudales y precipitación a nivel horario para 11 crecidas en la cuenca del río Curanilahue en Curanilahue, se utiliza esta información para generar un modelo de lluvia escorrentía a partir del Índice de Precipitación Antecedente (IPA) de Shaw (sección 2.9). Es importante mencionar que un supuesto fuerte de la metodología es que la precipitación en la estación río Curanilahue en Curanilahue se supone como representativa de toda la cuenca, lo cual es aceptable si se considera la pequeña área de la cuenca (110,1 [km²]).

Cuando existen datos de precipitación y escorrentía en una cuenca es posible determinar un valor de CN “óptimo” (Castillo, Martínez & Albaladejo). Para cada crecida en la que se conozca la precipitación total y el volumen de escorrentía directa es posible encontrar un valor de CN, resolviendo la expresión 2.36, que iguale el volumen de precipitación neta con el de escorrentía directa. Se realiza este procedimiento para 7 de las 11 crecidas (2,3,4,5,6,7 y 10) presentadas en la Tabla 3-6 y Figura 3-6, dejando las otras 4 crecidas (1,8,9 y 11) para evaluar los resultados. Los valores CN calculados se presentan en la Tabla 4-1.

El volumen de escorrentía directa se calcula descontando el caudal base mediante el método de las dos líneas rectas (En la Figura 4-1 se presenta un ejemplo de este procedimiento aplicado a la crecida 4). El volumen de precipitación neta se calcula como la precipitación neta en la estación río Curanilahue en Curanilahue por el área de la cuenca.

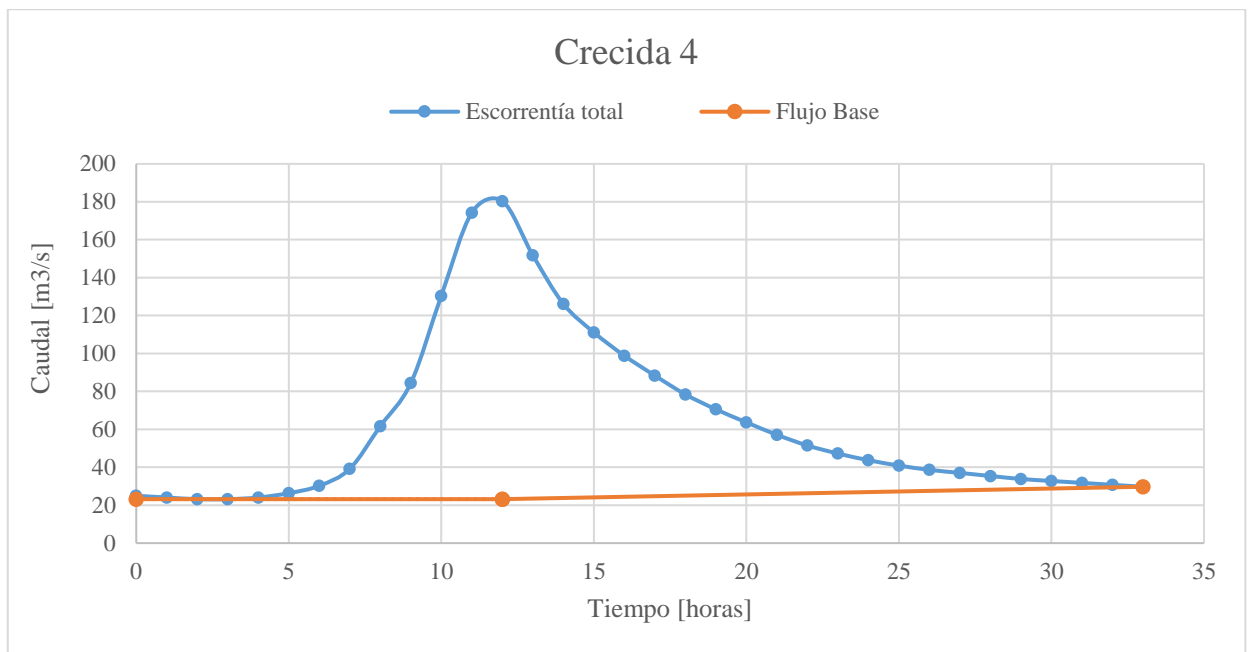


Figura 4-1. Ejemplo del cálculo del caudal base con el método de las dos líneas rectas.

Para cada crecida se calcula el IPA de Shaw considerando 10 días de precipitación antecedente utilizando la expresión 2.37. Los valores IPA calculados se presentan en la Tabla 4-1.

Tabla 4-1. Valores de CN e IPA obtenidos para cada una de las 7 crecidas analizadas.

Crecida	Fecha Inicio	Fecha Término	Duración	Precipitación total	CN	IPA
2	06-08-2013	08-08-2013	44	66,8	87,1	36,1
3	02-06-2014	03-06-2014	38	70,3	88,3	32,6
4	07-06-2014	08-06-2014	26	60,8	92,7	67,2
5	30-05-2015	03-06-2015	91	206	57,1	18,1
6	05-08-2015	06-08-2015	39	64,8	74,4	29,7
7	08-08-2015	10-08-2015	54	47,6	84,6	41,9
10	15-06-2017	17-06-2017	63	247,6	63,8	9,2

El valor de CN depende del tipo de suelo, su humedad y el uso de la tierra (Chow, V.T., 1994). Si se supone que tanto el tipo de suelo como su uso no varían en la cuenca, se podría plantear una relación entre los valores de CN e IPA, como se presenta en la Figura 4-2.

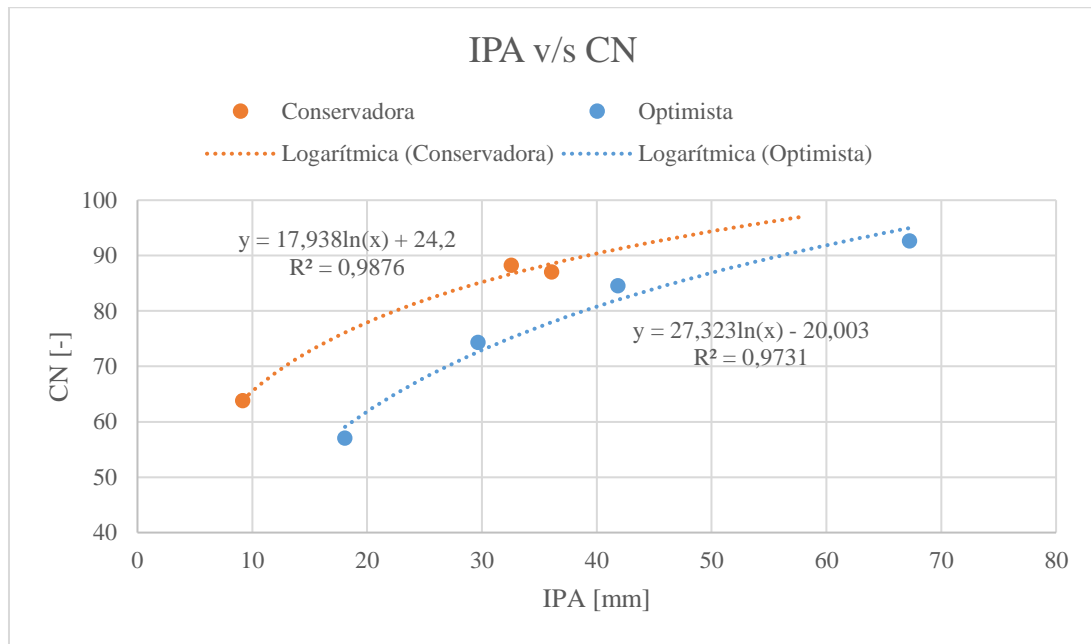


Figura 4-2. Regresiones logarítmicas generadas entre Índice de Precipitación Antecedente y Curva Número.

Dado que se presentan dos tendencias diferentes, se plantea trabajar con ambas por separado, generando un caso conservador y otro optimista. Entendiéndose por optimista que la cuenca posee una mayor capacidad de retención del agua y que por tanto una menor cantidad termina como escorrentía. Con las regresiones generadas es posible determinar 2 valores de CN en tiempo real a partir del IPA de la cuenca.

4.2 Umbrales de escorrentía

Para calcular los umbrales de escorrentía de una lluvia de duración t mediante la expresión 2.24 se requiere determinar los caudales umbrales que generan situaciones de alerta frente a inundaciones, adoptándose los indicados en la Tabla 3-3. Adicionalmente, se requiere el caudal en tiempo real medido en la estación en el instante en que se realiza el pronóstico (se obtiene mediante la estación satelital) y el peak del hidrograma unitario de duración t de la cuenca.

Para la obtención de los peaks de los hidrogramas para lluvias de diferentes duraciones (t) se utiliza el hidrograma unitario instantáneo de Nash explicado en la sección 2.7. Se elige la crecida 4 (Figura 3-6) para la aplicación de esta metodología, debido a la forma estándar de la crecida y a que su caudal base es estable al utilizar el método de las dos líneas rectas (Figura 4-1). Utilizando el hidrograma de escorrentía directa y el hidrograma de precipitación efectiva encontrados en la sección 4.1 es posible obtener el hidrograma unitario para una lluvia de 1 hora de duración en la cuenca mediante la expresión 2.33 (Figura 4-3), cuyo caudal peak es $3,74 [m^3/s/mm]$. Con el fin de que el hidrograma obtenido sea efectivamente unitario se pondera para que concuerden los volúmenes de agua.

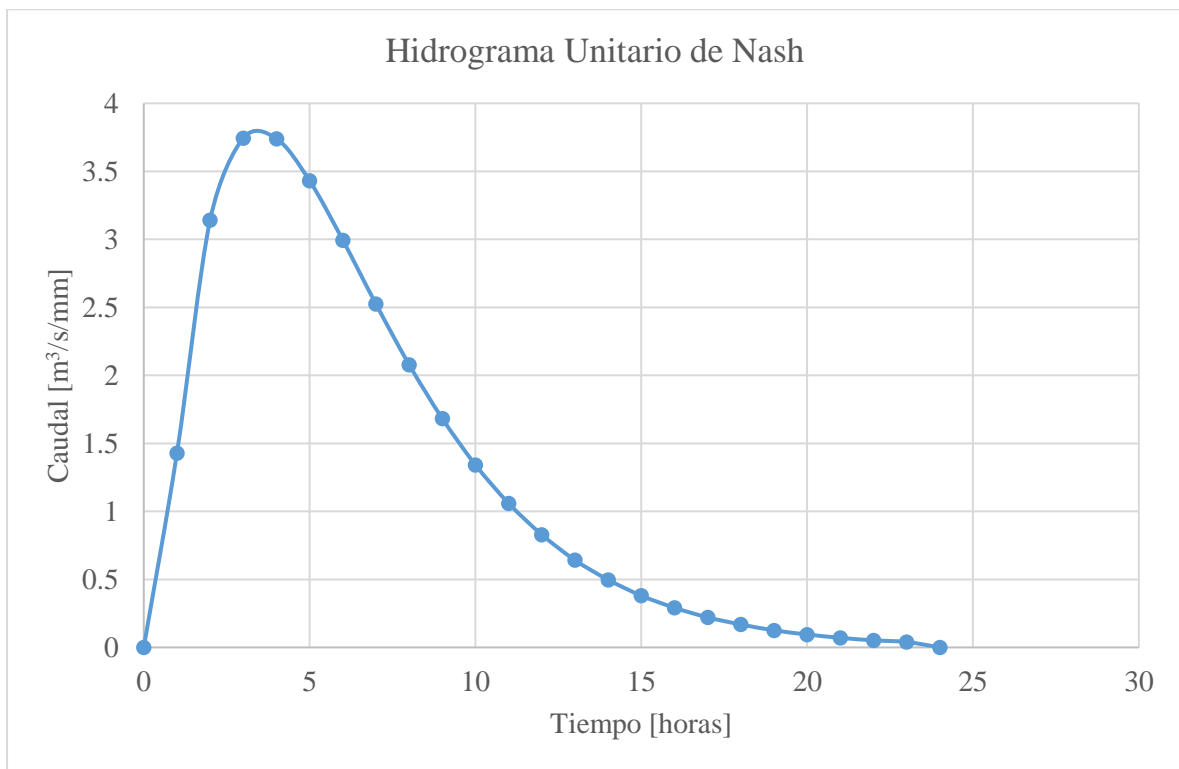


Figura 4-3. Hidrograma Unitario de Nash de 1 hora de duración para la cuenca del río Curanilahue en Curanilahue.

De esta forma es posible determinar el hidrograma unitario de 1 a 24 horas de duración (Figura 4-4) y su correspondiente caudal peak (Q_{p_t}).

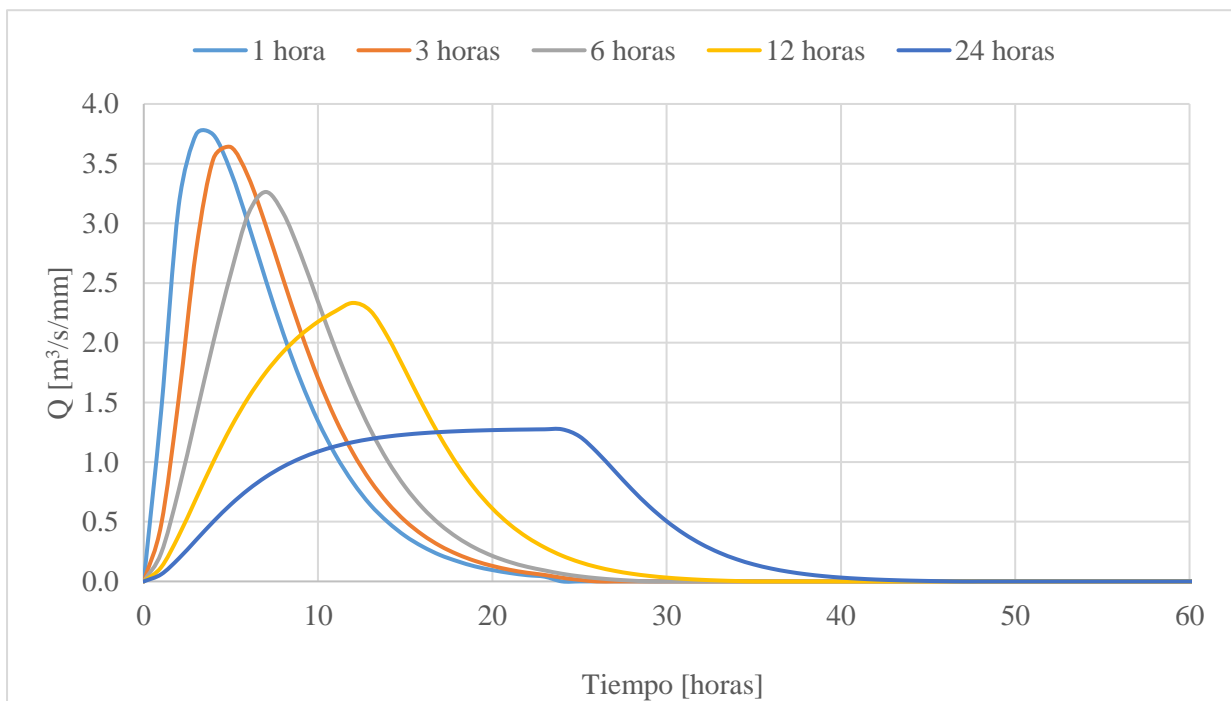


Figura 4-4. Ejemplos de hidrogramas unitarios obtenidos para lluvias de diferente duración para la cuenca del río Curanilahue en Curanilahue.

Un punto importante a destacar es que en este caso el hidrograma unitario asociado a cada tiempo de duración (t) se puede suponer constante al ser una cuenca netamente pluvial.

De esta forma, para cada crecida es posible establecer el caudal base en tiempo real (Q_b) con la estación satelital y el umbral de escorrentía ($ThreshR_t$) utilizando la expresión 2.24 para cada situación de alerta. Además, es posible evaluar si es necesario declarar una alerta considerando los pronósticos de precipitación, estimando la escorrentía generada por dicha precipitación mediante las curvas de lluvia-escorrentía y comparando con los valores $ThreshR_t$ para lluvias de distinta duración t , mediante el cálculo de la siguiente relación:

$$R_t = \frac{Esc_t}{ThreshR_t} \quad (4.1)$$

Dónde:

Esc_t : Escorrentía generada por el pronóstico de precipitación acumulada para una duración t [mm].

Este valor de escorrentía (Esc_t) se obtiene del modelo SCS, para lo cual es necesario obtener un pronóstico de precipitación acumulada de una lluvia de duración t , que se define como:

PpA_t : Máxima precipitación acumulada en un tiempo t durante un evento [mm].

Si la relación $R_t \geq 1$ para al menos una de las lluvias acumuladas de duración t analizadas, se declara la alerta.

Se propone evaluar el caso de “pronóstico perfecto” (se pronostica lo que se mide en la estación río Curanilahue en Curanilahue) y el caso de los re-pronósticos de precipitación cada 3 horas entregados por el modelo GEFS (Global Ensemble Forecast System), el cual se obtiene del NOAA, Earth System Research Laboratory (Hamill et al., 2017).

Dado que los re-pronósticos son cada 3 horas y que el modelo utilizado es muy sensible a la intensidad horaria, se considera adecuado distribuir la precipitación a nivel horario de forma lineal en base a los pulsos que se conocen y no de manera uniforme (promedio cada 3 horas) como se hizo en la aplicación de las redes neuronales, en la Figura 4-5 se presenta un ejemplo de la diferencia entre estos dos tipos de distribuciones.

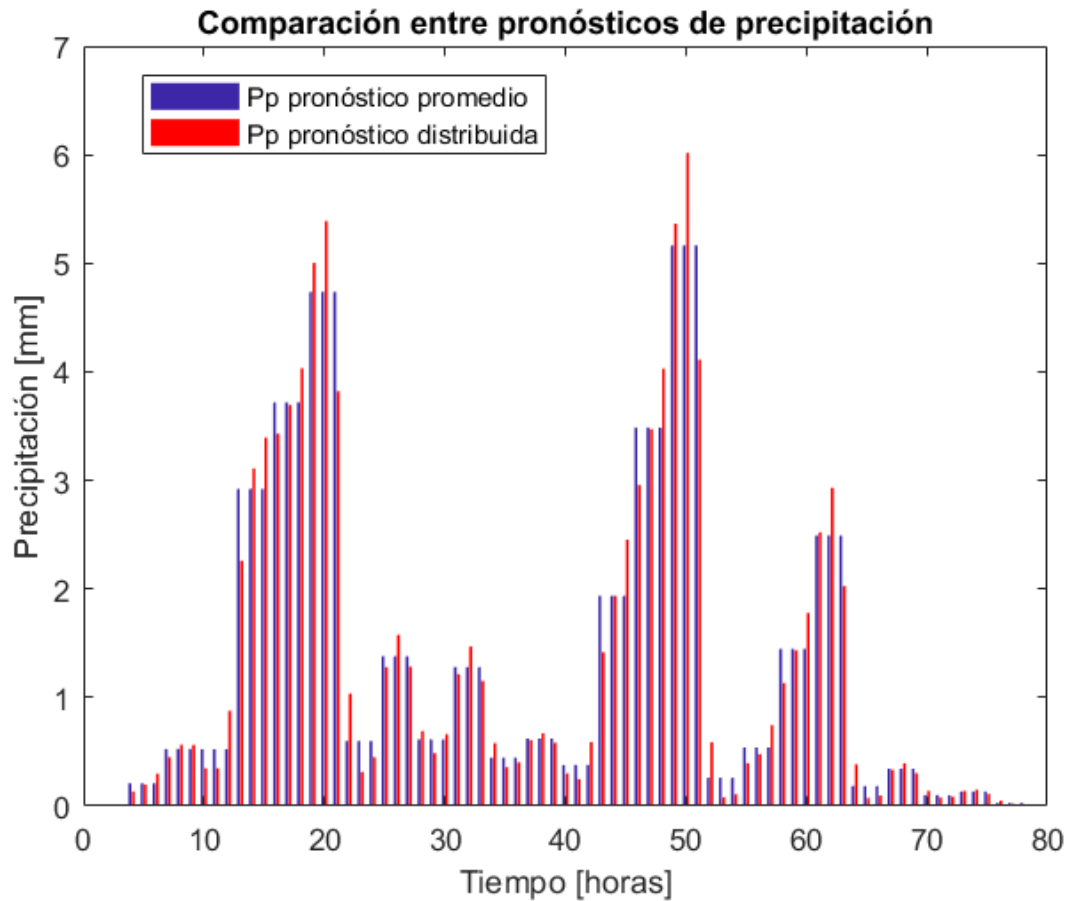


Figura 4-5. Ejemplo de la distribución lineal y promedio del pronóstico de precipitación GEFS.

4.3 Hidrograma unitario

Otra forma de estimar caudales máximos de una crecida y evaluar si amerita declarar una alerta o no, es utilizando el hidrograma unitario de 1 hora de duración (Figura 4-3) y usando pronósticos de pulsos de precipitación a nivel horario. Mediante el modelo del SCS de la curva número es posible estimar los pulsos de precipitación efectiva para el caso conservador y optimista y calcular la escorrentía directa a lo largo de la crecida. Considerando el caudal base como el caudal en tiempo real en la estación es posible calcular la escorrentía total.

Nuevamente se aplica la metodología para un pronóstico perfecto de precipitación, así como para el re-pronóstico del modelo GEFS.

Capítulo 5: Resultados

A continuación, se presentan los resultados obtenidos para cada metodología aplicada. En la Tabla 5-1 se presenta un cuadro resumen con los modelos utilizados, las cuencas en las que se aplican, los datos que requiere y lo que entrega cada aplicación que permite declarar situaciones de alerta.

Tabla 5-1. Modelos aplicados en las cuencas de estudio, datos que requiere y que entrega.

Cuenca	Modelo	Requiere	Entrega
Río Cautín en Cajón	Red neuronal	- Caudal horario en <i>RCC</i> - Caudal horario en <i>RCR</i>	Pronóstico de caudal horario en <i>RCC</i>
Río Cautín en Rariruca	Red neuronal	- Caudal horario en <i>RCR</i>	Pronóstico de caudal horario en <i>RCR</i>
Río Curanilahue en Curanilahue	Red neuronal	- Caudal horario en <i>RCU</i> - Precipitación horaria en <i>RCU</i>	Pronóstico de caudal horario en <i>RCU</i> (hasta con 3 horas de antelación)
		- Caudal horario en <i>RCU</i> - Precipitación horaria en <i>RCU</i> - Pronóstico de precipitación horaria en <i>RCU</i>	Pronóstico de caudal horario en <i>RCU</i>
	Sistema Guía para Crecidas Repentinas (SGCR)	- Caudal horario en <i>RCU</i> - Precipitación horaria en <i>RCU</i> - Pronóstico de precipitación acumulada en un tiempo t de un evento en <i>RCU</i>	Factor de riesgo de un evento R_t
	Hidrograma unitario	- Caudal horario en <i>RCU</i> - Precipitación horaria en <i>RCU</i> - Pronóstico de precipitación horaria en <i>RCU</i>	Hidrograma de escorrentía de un evento

RCU: Estación Río Curanilahue en Curanilahue.

RCC: Estación Río Cautín en Cajón.

RCR: Estación Río Cautín en Rariruca.

5.1 Redes neuronales

A continuación, se presentan los resultados para la aplicación del modelo de redes neuronales. En la Tabla 5-2 se presentan las cuencas en las que se aplica el modelo y las comparaciones que se hacen de los resultados en cuanto a eficiencia en cada cuenca si es que aplica.

Tabla 5-2. Cuencas en las que se implementan redes neuronales y su respectiva comparación de resultados si es que aplica.

Cuenca	Comparación
Río Curanilahue en Curanilahue	Utilización del modelo utilizando pronóstico de precipitación "perfecto" (precipitación observada) v/s pronóstico de precipitación GEFS.
Río Cautín en Rariruca	No aplica.
Río Cautín en Cajón	Utilización del modelo de redes neuronales v/s modelo autorregresivo con variable exógena (ARX) planteado por BF Ingenieros.

5.1.1 Cuenca del río Curanilahue en Curanilahue

Con la red neuronal generada es posible pronosticar el caudal en la estación río Curanilahue en Curanilahue con 1 hora de antelación $Q(t + 1)$. Utilizando la función de la red neuronal de manera recursiva es posible pronosticar con un mayor tiempo de antelación (Figura 5-1).

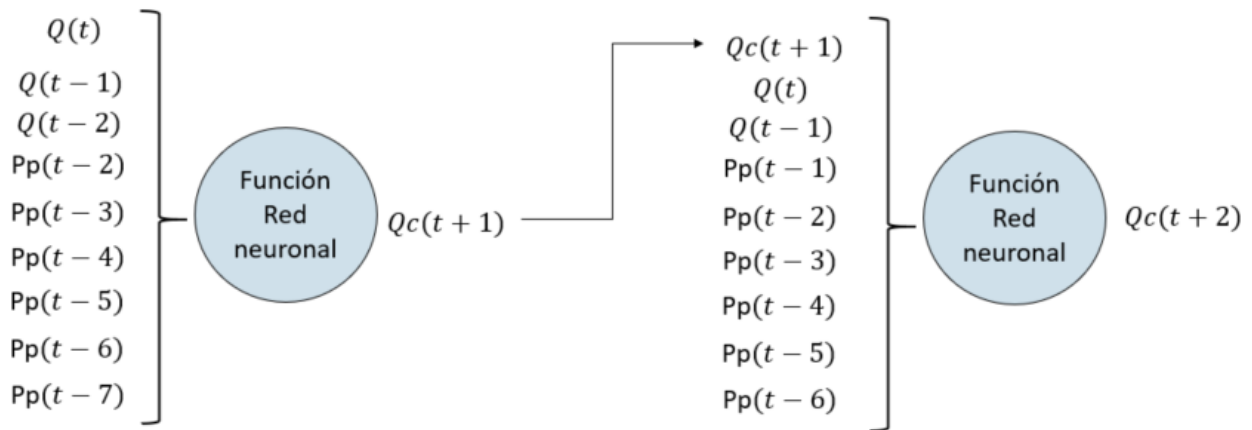


Figura 5-1. Ejemplo de la utilización recursiva de la función de la red neuronal.

Es importante notar que al momento de calcular $Qc(t + 4)$ será necesario como input $Pp(t + 1)$, lo que implica que es necesario un pronóstico de precipitación horaria. Dado que la información de pronósticos de precipitación está disponible cada 3 horas, se supone una distribución uniforme de esa precipitación en cada una de esas 3 horas.

A continuación, en las Figuras 5-2, 5-3 y 5-4 se presentan gráficos comparativos entre los caudales observados y los pronosticados con diferentes horas de antelación; notar que las crecidas se presentan de forma continua por fines prácticos, pero en la realidad esto no es así. En la sección C.1 de Anexos se presentan estos resultados separados por crecida.

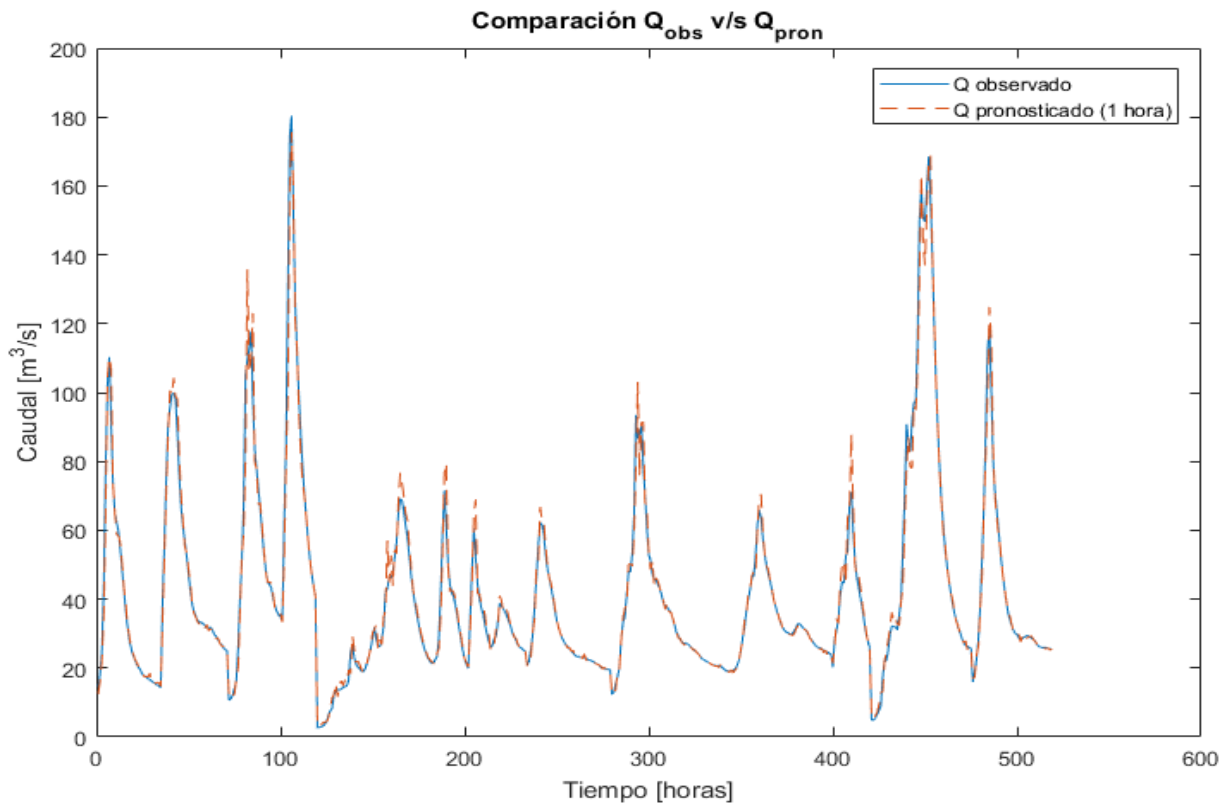


Figura 5-2. Caudal observado y pronosticado con 1 hora de antelación para el río Curanilahue en Curanilahue.

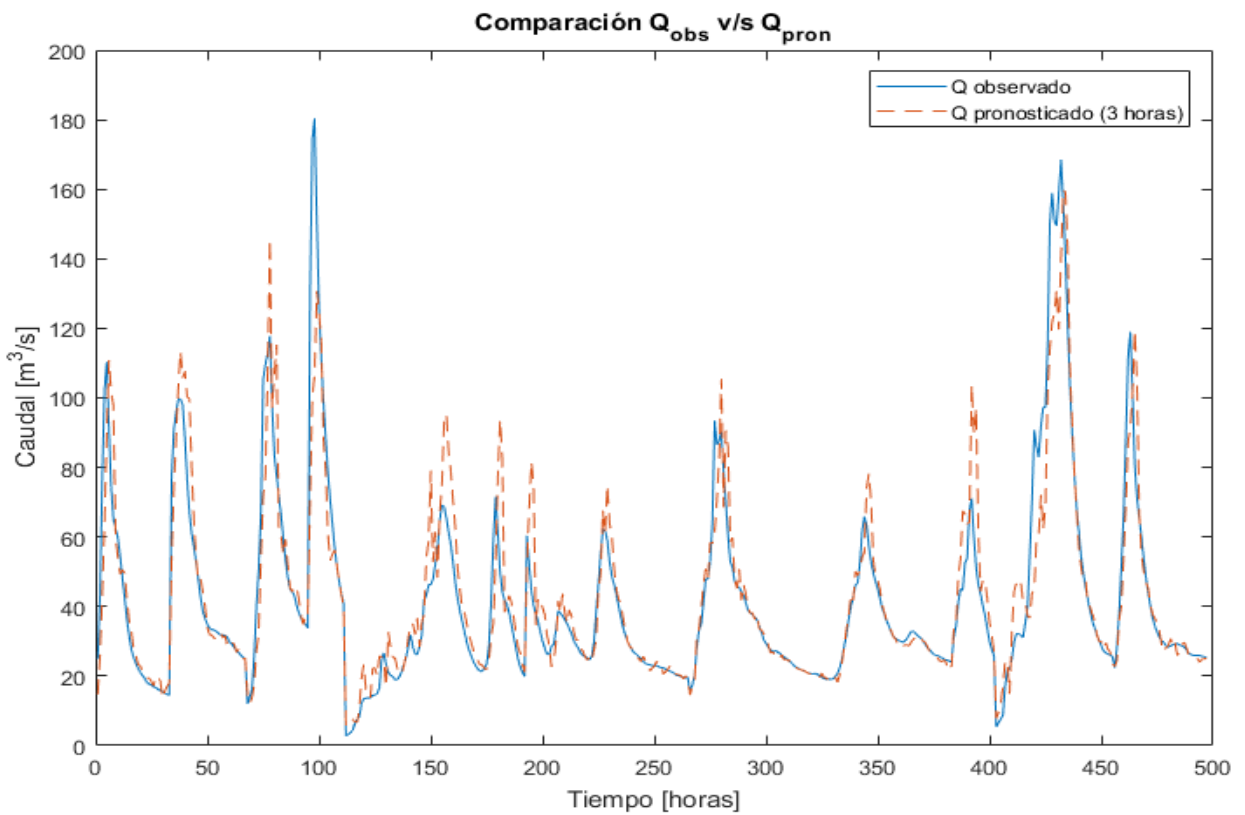


Figura 5-3. Caudal observado y pronosticado con 3 horas de antelación para el río Curanilahue en Curanilahue.

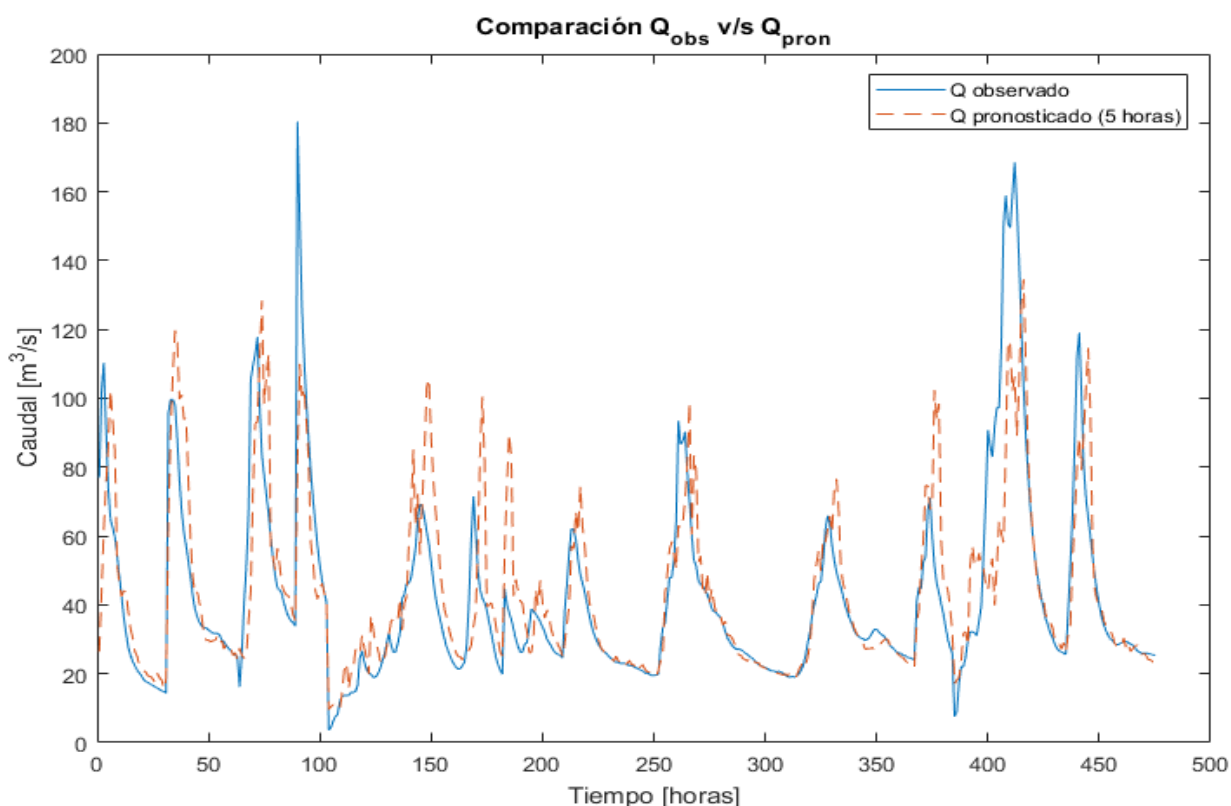


Figura 5-4. Caudal observado y pronosticado con 5 horas de antelación para el río Curanilahue en Curanilahue.

Dado que para pronosticar caudales con 4 o más horas de antelación se utilizan pronósticos de precipitación horaria como inputs, es interesante comparar los resultados si se supone que los pronósticos de precipitación son perfectos (se “pronostica” que llueve lo que se mide en la estación) para evaluar la influencia de los pronósticos.

Los resultados en cuanto a criterios de eficiencia se presentan en la Tabla 5-3 y en la Figura 5-5.

Tabla 5-3. Coeficiente R^2 y eficiencia de Nash Sutcliffe si se considera la precipitación real o pronosticada para diferentes tiempos de antelación en la cuenca del río Curanilahue en Curanilahue.

Antelación (horas)	Nash Sutcliffe		R^2	
	Precipitación pronosticada	Precipitación real	Precipitación pronosticada	Precipitación real
1	0,978	0,978	0,978	0,978
2	0,910	0,910	0,910	0,910
3	0,816	0,816	0,818	0,818
4	0,700	0,726	0,705	0,733
5	0,592	0,652	0,607	0,672
6	0,515	0,596	0,544	0,636
7	0,466	0,545	0,507	0,609
8	0,426	0,498	0,475	0,589
9	0,395	0,451	0,453	0,571
10	0,387	0,411	0,454	0,558

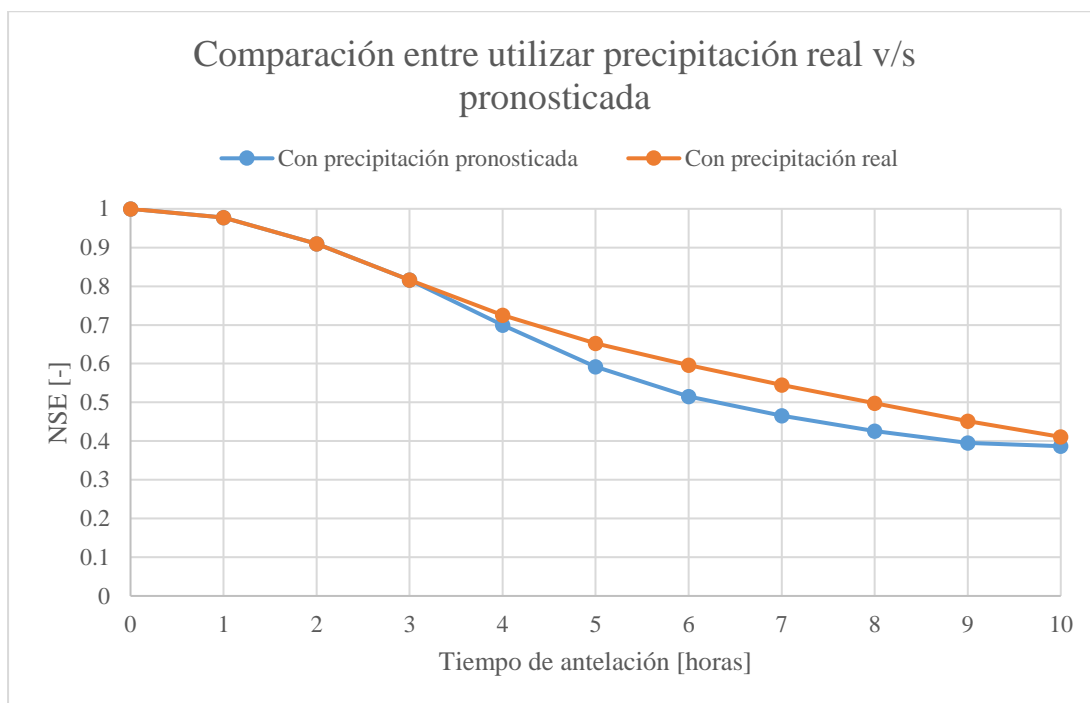


Figura 5-5. Comparativa del Nash-Sutcliffe Efficiency al utilizar la precipitación real versus la pronosticada según diferentes tiempos de antelación para el río Curanilahue en Curanilahue.

De la Tabla 5-3 se desprende que para las primeras 3 horas de antelación los coeficientes de eficiencia NSE y R^2 son superiores a 0,81. Para un mayor tiempo de antelación los coeficientes disminuyen considerablemente. Esto se puede apreciar visualmente en las Figuras 5-3 y 5-4, principalmente en la diferencia de los caudales máximos pronosticados y observados de cada crecida. Se concluye que el pronóstico hasta con 3 horas de antelación entrega resultados aceptables.

De la Tabla 5-3 y Figura 5-5 se aprecia que hay una disminución en los coeficientes de eficiencia al utilizar el pronóstico de precipitación del modelo GEFS en comparación a utilizar la precipitación observada, pero no es tan importante. Esto se debe a la estructura de la red neuronal considerada como óptima, que de acuerdo a los pesos y bias calibrados no les da tanta importancia a los datos de entrada de precipitación. Sin embargo, hay que aclarar que se hicieron pruebas puntuales con otras redes neuronales generadas, en las cuales sí se aprecia una disminución importante de la eficiencia al utilizar la precipitación pronosticada, por lo que se concluye que la dependencia de los resultados con respecto a pronósticos de precipitación precisos varía dependiendo de la estructura de la red neuronal generada y definida como óptima.

5.1.1.1 Alertas

Desde el punto de vista de las alertas, es interesante ver que eficiencias tienen los pronósticos de caudales si se consideraran para declarar alertas. En la Figura 5-6 se presenta una comparación entre los caudales pronosticados con 3 horas de antelación y observados, junto con los umbrales de alerta azul, amarilla y roja.

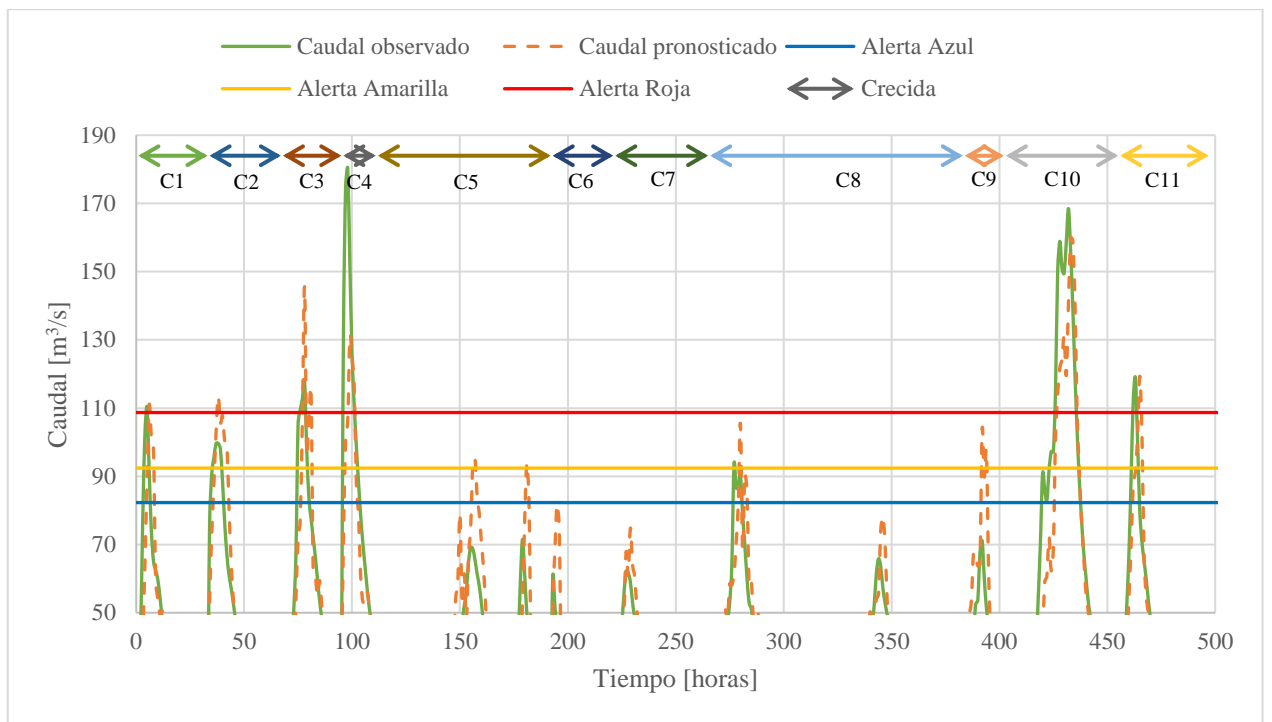


Figura 5-6. Comparación entre el caudal observado y el calculado con 3 horas de antelación considerando los umbrales de alerta DGA para el río Curanilahue en Curanilahue.

Si se traduce esto a cifras, para una antelación de 3 horas se puede calcular el porcentaje de acierto y de falsa alarma utilizando las expresiones 2.38 y 2.39 para cada tipo de alarma considerando que las crecidas analizadas generan 13 caudales máximos, los que se presentan en la Tabla 5-4.

Tabla 5-4. Porcentajes de acierto y falsa alarma para los pronósticos de alertas azul, amarilla y roja con 3 horas de antelación en el río Curanilahue en Curanilahue.

Tipo de Alerta	CS	CSDA	CNS	CNSDA	Acierto [%]	Falsa Alarma [%]
Azul	7	7	6	3	100%	50%
Amarilla	7	7	6	3	100%	50%
Roja	5	5	8	1	100%	13%

CS: Número de veces que el caudal supera el umbral de alerta.

CSDA: Número de veces que, con el caudal umbral superado, el sistema declara alerta.

CNS: Número de veces que el caudal no supera el umbral de alerta.

CNSDA: Número de veces que, con el caudal umbral no superado, el sistema declara alerta.

Si bien los porcentajes de acierto son “perfectos”, en la Figura 5-6 se tiene una cantidad importante de falsas alarmas, especialmente en alertas azul y amarilla. Si se realiza el mismo análisis para menos horas de antelación, se obtienen los resultados presentes en la Tabla 5-5.

Tabla 5-5. Porcentajes de acierto y falsa alarma para los pronósticos de alerta azul, amarilla y roja con menos de 3 horas de antelación en el río Curanilahue en Curanilahue.

Horas de Antelación	1		2	
Tipo de Alerta	Acierto [%]	Falsa Alarma [%]	Acierto [%]	Falsa Alarma [%]
Azul	100%	17%	100%	50%
Amarilla	100%	0%	100%	17%
Roja	100%	0%	100%	0%

5.1.1.2 Operación del sistema de pronóstico

Finalmente es interesante evaluar los pronósticos desde el punto de vista del operador del sistema de alerta de crecidas, que verá los caudales generados por la red neuronal para las próximas horas. En las Figuras 5-7, 5-8 y 5-9 se presentan las 3 primeras crecidas con los pronósticos generados cada cierto tiempo. Las gráficas de las 8 crecidas restantes se presentan en la sección C.2 de Anexos.

Se hace notar que los pronósticos se van “actualizando” a medida que pasa el tiempo, estos se realizan hora a hora y se pueden extender a más de 10 horas de antelación. Sin embargo, en las gráficas se muestran cada 2 horas y solo con 10 horas de antelación para que se puedan apreciar correctamente.

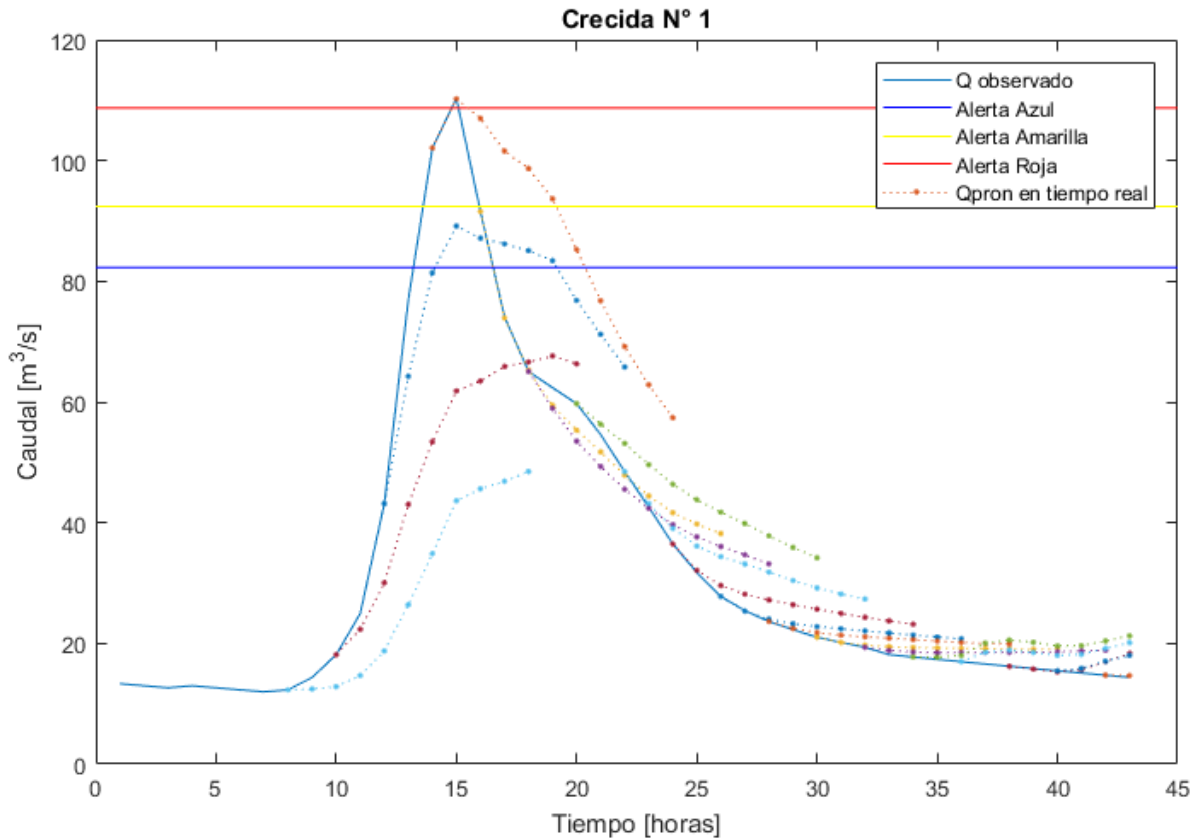


Figura 5-7. Pronóstico de caudales en "tiempo real" para la crecida 1 hasta con 10 horas de antelación para el río Curanilahue en Curanilahue.

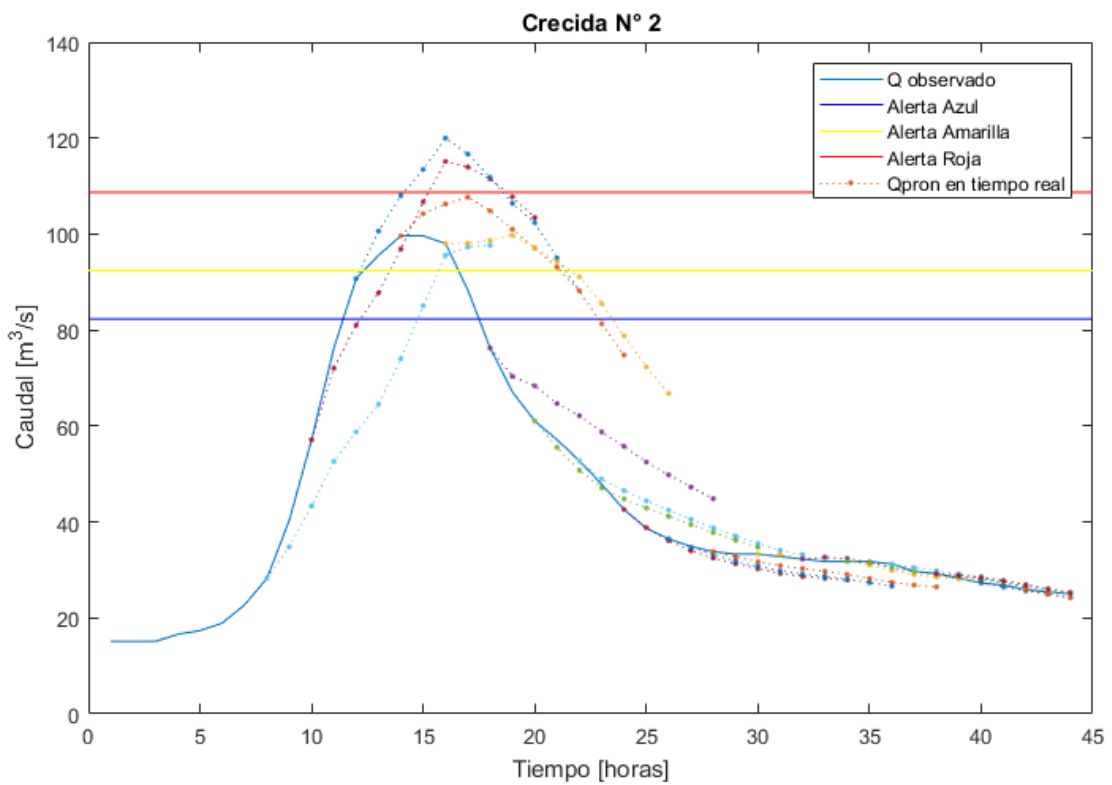


Figura 5-8. Pronóstico de caudales en "tiempo real" para la crecida 2 hasta con 10 horas de antelación para el río Curanilahue en Curanilahue.

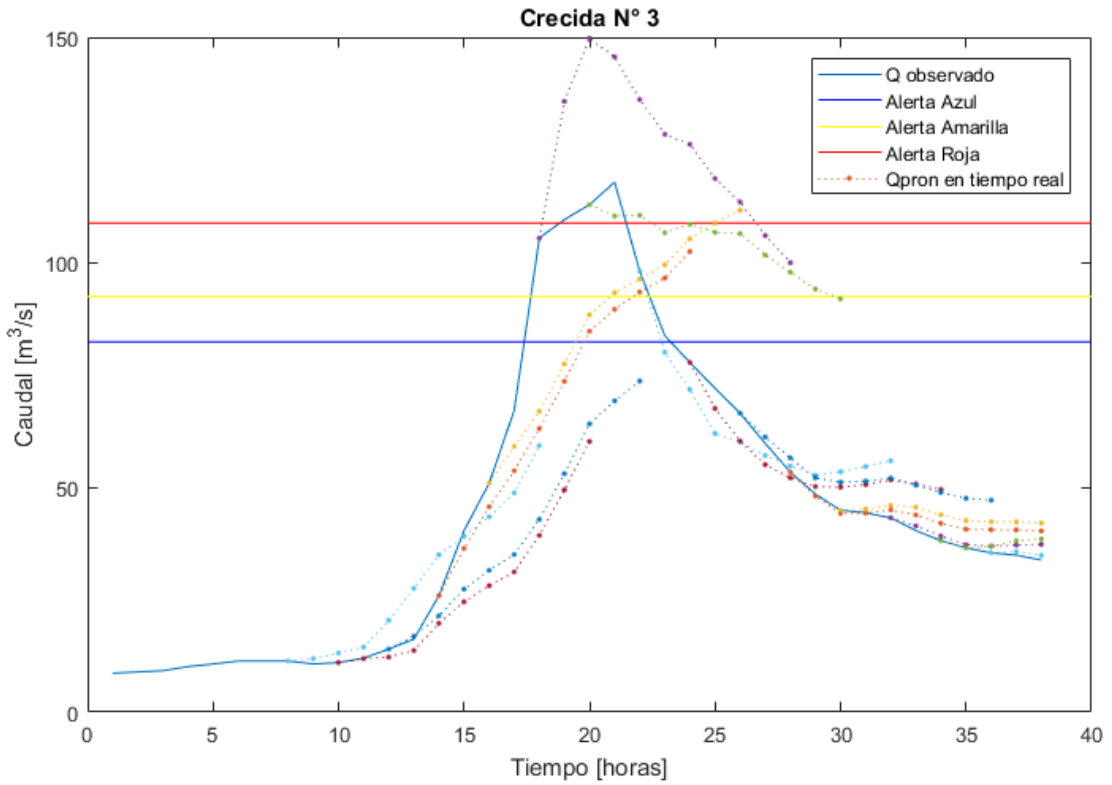


Figura 5-9. Pronóstico de caudales en "tiempo real" para la crecida 3 hasta con 10 horas de antelación para el río Curanilahue en Curanilahue.

Si bien los resultados generados con mayor tiempo de antelación al establecido como aceptable (3 horas) no son precisos actualmente, sí podrían llegar a ser una herramienta más a considerar por parte del operador del sistema de alerta, en caso de que en un futuro, se actualice la red con nuevas crecidas y los modelos meteorológicos entreguen pronósticos de precipitación más precisos que los disponibles actualmente.

5.1.2 Cuenca del río Cautín en Rariruca

Con la red neuronal generada es posible pronosticar el caudal en la estación Cautín en Rariruca con una hora de antelación $Q_{crp}(t + 1)$, la cual se puede utilizar de manera recursiva para pronosticar con mayor tiempo de antelación.

Nuevamente, en las Figuras 5-10, 5-11 y 5-12 se presentan gráficos comparativos entre los caudales observados y los pronosticados con diferentes horas de antelación. En la sección C.1 de Anexos se presentan estos resultados separados por crecida.

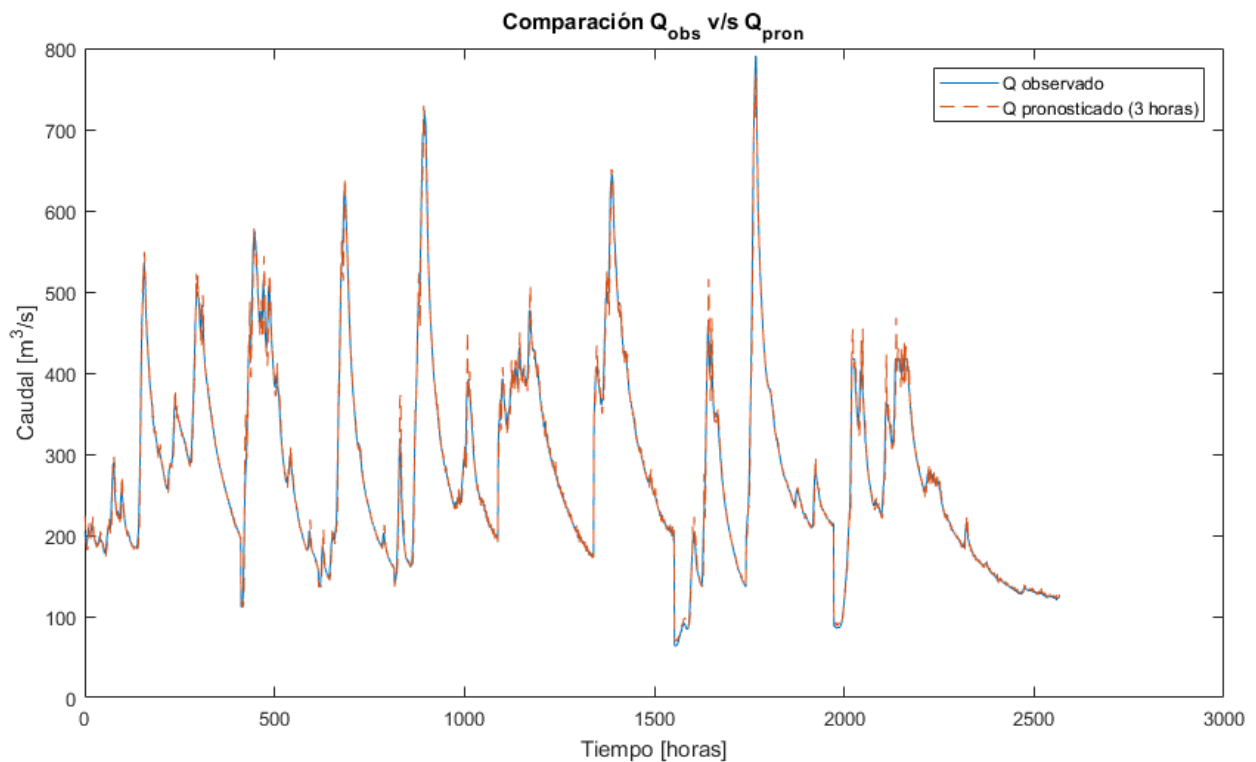


Figura 5-10. Caudal observado y pronosticado con 3 horas de antelación para el río Cautín en Rariruca.

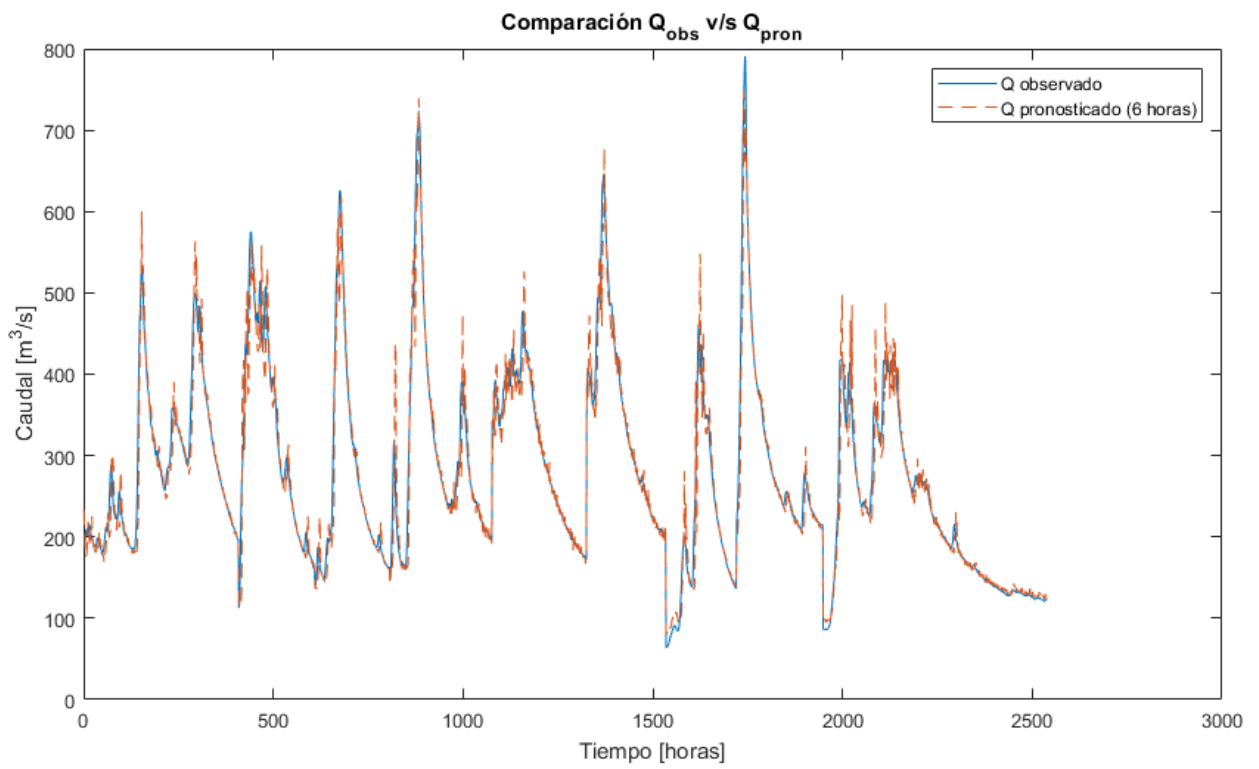


Figura 5-11. Caudal observado y pronosticado con 6 horas de antelación para el río Cautín en Rariruca.

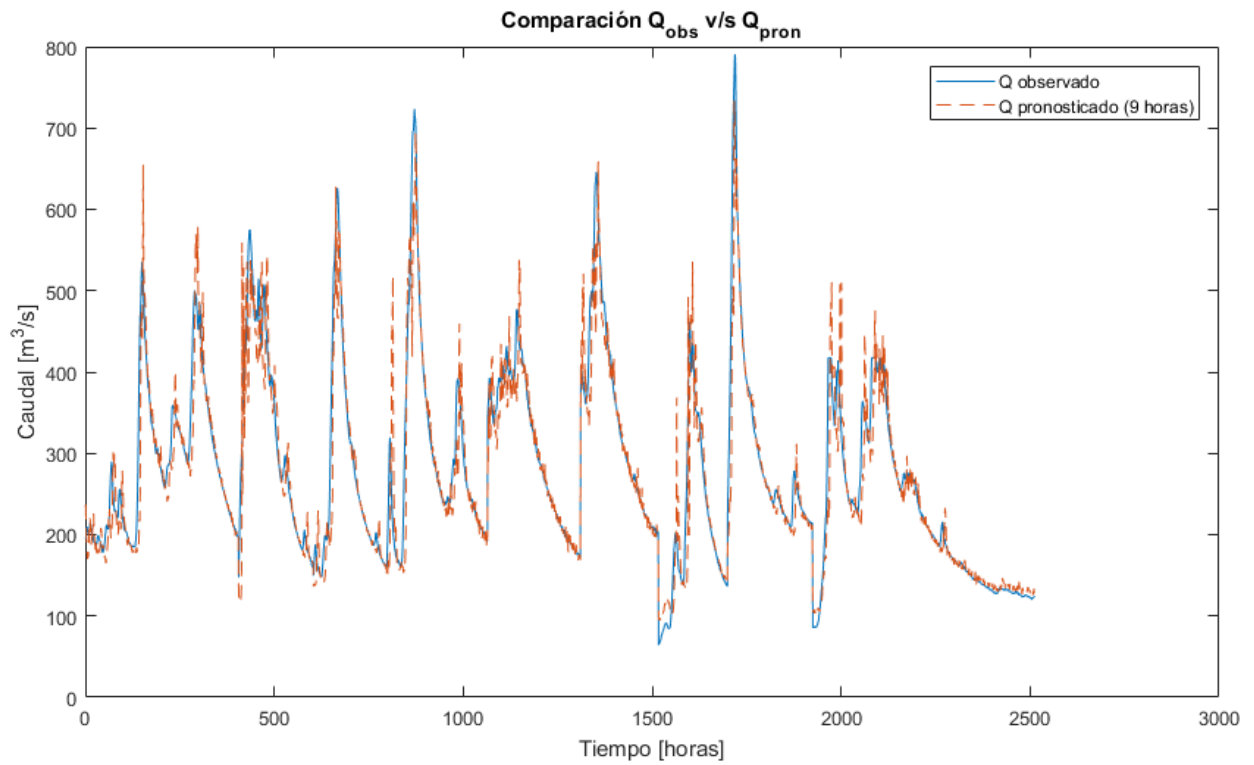


Figura 5-12. Caudal observado y pronosticado con 9 horas de antelación para el río Cautín en Rariruca.

Los resultados en cuanto a criterios de eficiencia se presentan en la Tabla 5-6.

Tabla 5-6. Coeficiente R^2 y eficiencia de Nash Sutcliffe para diferentes tiempos de antelación en la cuenca del río Cautín en Rariruca obtenidos por redes neuronales.

Antelación [horas]	Nash Sutcliffe Efficiency	R^2
1	0,999	0,999
2	0,996	0,996
3	0,989	0,989
4	0,977	0,977
5	0,961	0,961
6	0,943	0,943
7	0,921	0,922
8	0,895	0,897
9	0,867	0,870
10	0,839	0,843
11	0,806	0,812
12	0,771	0,780
13	0,732	0,744
14	0,695	0,710
15	0,663	0,681
16	0,626	0,649
17	0,588	0,615
18	0,553	0,585

De la Tabla 5-6 se desprende que los coeficientes de eficiencia NSE y R^2 son superiores a 0,9 hasta con 7 horas de antelación. Además, de las Figuras 5-11 y 5-12 se aprecia visualmente una diferencia considerable de los caudales máximos pronosticados y observados de cada crecida, que son los que determinan las situaciones de alerta. Se concluye que el pronóstico hasta con 6 horas de antelación entrega resultados aceptables.

5.1.2.1 Alertas

En la Figura 5-13 se presenta una comparación entre los caudales en el río Cautín en Rariruca pronosticados con 6 horas de antelación y observados, junto con los umbrales de alerta azul, amarilla y roja.

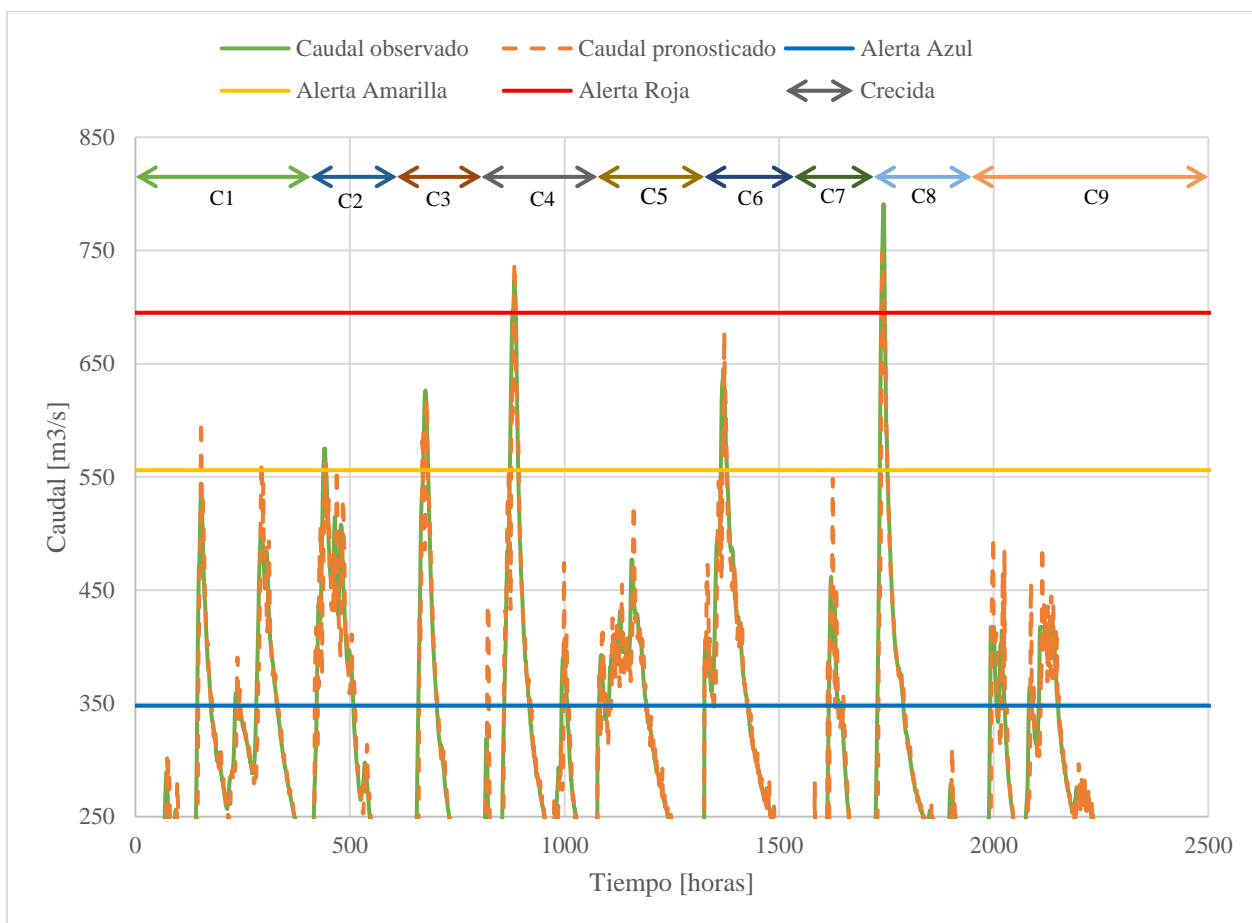


Figura 5-13. Caudal observado y calculado con 6 horas de antelación considerando los umbrales de alerta DGA para el río Cautín en Rariruca.

Si se traduce esto a cifras, para una antelación de 6 horas se puede calcular el porcentaje de acierto y de falsa alarma para los distintos tipos de alerta considerando que las crecidas analizadas generan 16 caudales máximos, los que se presentan en la Tabla 5-7.

Tabla 5-7. Porcentajes de acierto y falsa alarma para los pronósticos de alertas azul, amarilla y roja con 6 horas de antelación en el río Cautín en Rariruca.

Tipo de Alerta	CS	CSDA	CNS	CNSDA	Acierto [%]	Falsa Alarma [%]
Azul	13	13	3	1	100%	33%
Amarilla	5	5	11	2	100%	18%
Roja	2	2	14	0	100%	0%

CS: Número de veces que el caudal supera el umbral de alerta.

CSDA: Número de veces que, con el caudal umbral superado, el sistema declara alerta.

CNS: Número de veces que el caudal no supera el umbral de alerta.

CNSDA: Número de veces que, con el caudal umbral no superado, el sistema declara alerta.

En este caso, se logran porcentajes de acierto “perfectos” sobre la data analizada y se aprecia que los porcentajes de falsa alarma disminuyen a medida que aumenta el nivel o tipo de alerta. Si

se realiza el mismo análisis para otras horas de antelación, se obtienen los resultados presentados en la Tabla 5-8.

Tabla 5-8. Porcentajes de acierto y falsa alarma para los pronósticos de alerta azul, amarilla y roja según horas de antelación en el río Cautín en Rariruca.

Horas de Antelación	1		2 a 4		5 a 8		9		10	
Tipo de Alerta	Acierto [%]	Falsa Alarma [%]	Acierto [%]	Falsa Alarma [%]	Acierto [%]	Falsa Alarma [%]	Acierto [%]	Falsa Alarma [%]	Acierto [%]	Falsa Alarma [%]
Azul	100%	0%	100%	33%	100%	33%	100%	67%	100%	67%
Amarilla	100%	0%	100%	0%	100%	18%	100%	18%	100%	27%
Roja	100%	0%	100%	0%	100%	0%	100%	0%	50%	0%

5.1.2.2 Operación del sistema de pronóstico

En las Figuras 5-14, 5-15 y 5-16 se presentan las 3 primeras crecidas con los pronósticos generados en tiempo real. Las gráficas restantes se presentan en la sección C.2 de Anexos.

Nuevamente, si bien los pronósticos en tiempo real se realizan hora a hora y se pueden extender a más horas de antelación, en las figuras se muestran pronósticos realizados cada 4 horas y solo con 10 horas de antelación, los puntos sobre la línea punteada están a intervalos de 2 horas.

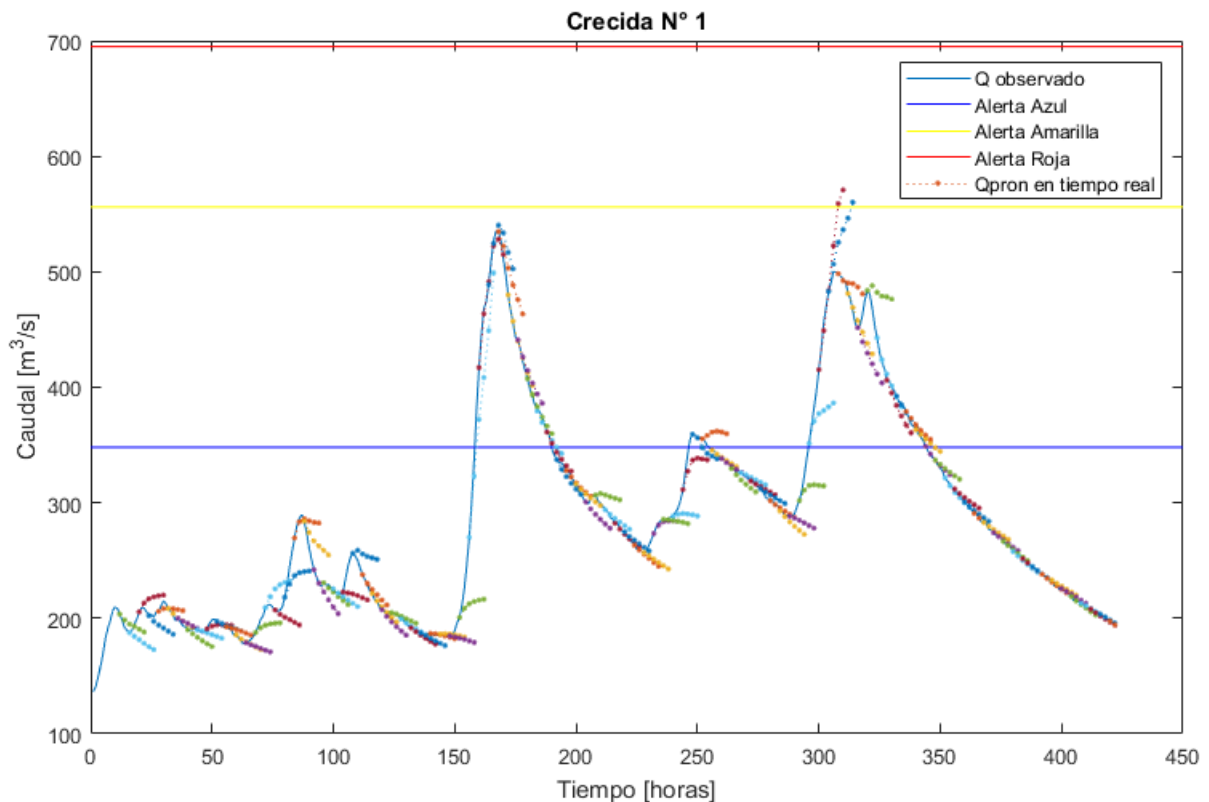


Figura 5-14. Pronóstico en "tiempo real" para la crecida 1 hasta con 10 horas de antelación para el río Cautín en Rariruca.

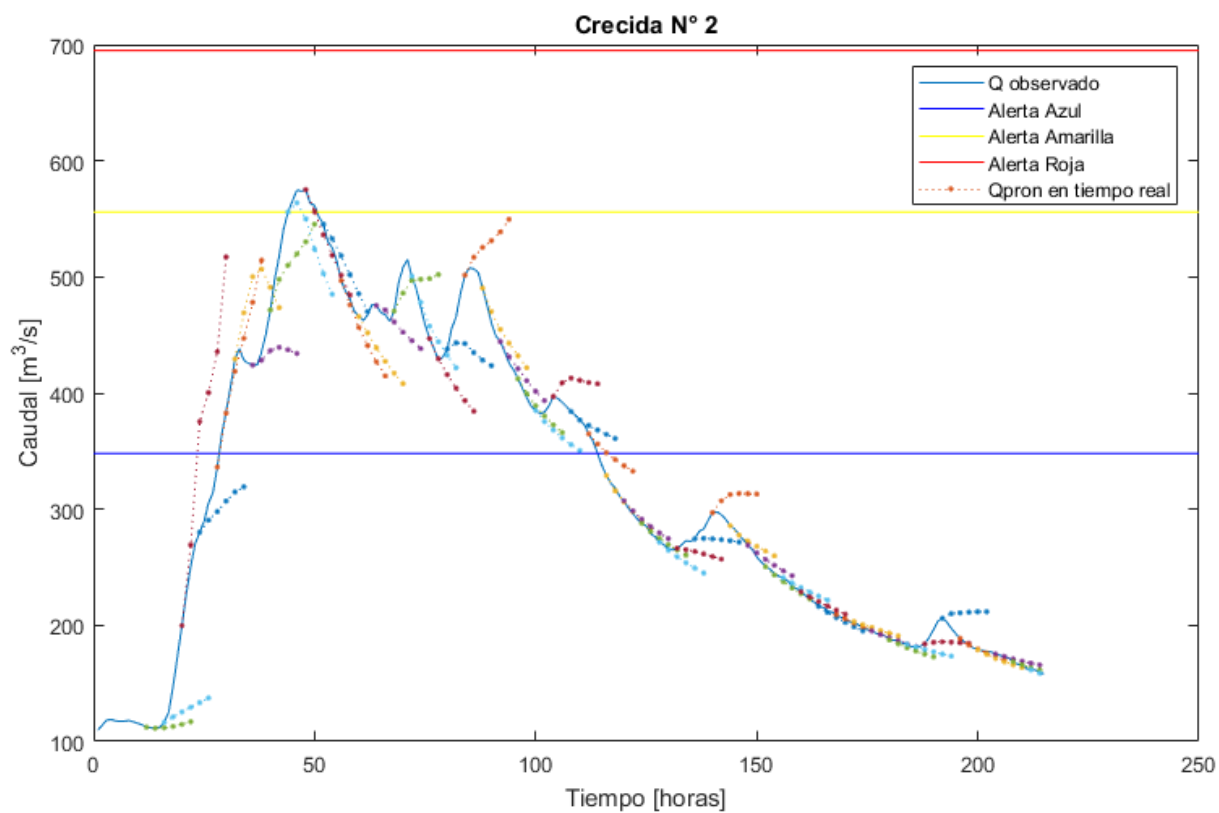


Figura 5-15. Pronóstico en "tiempo real" para la crecida 2 hasta con 10 horas de antelación para el río Cautín en Rariruca.

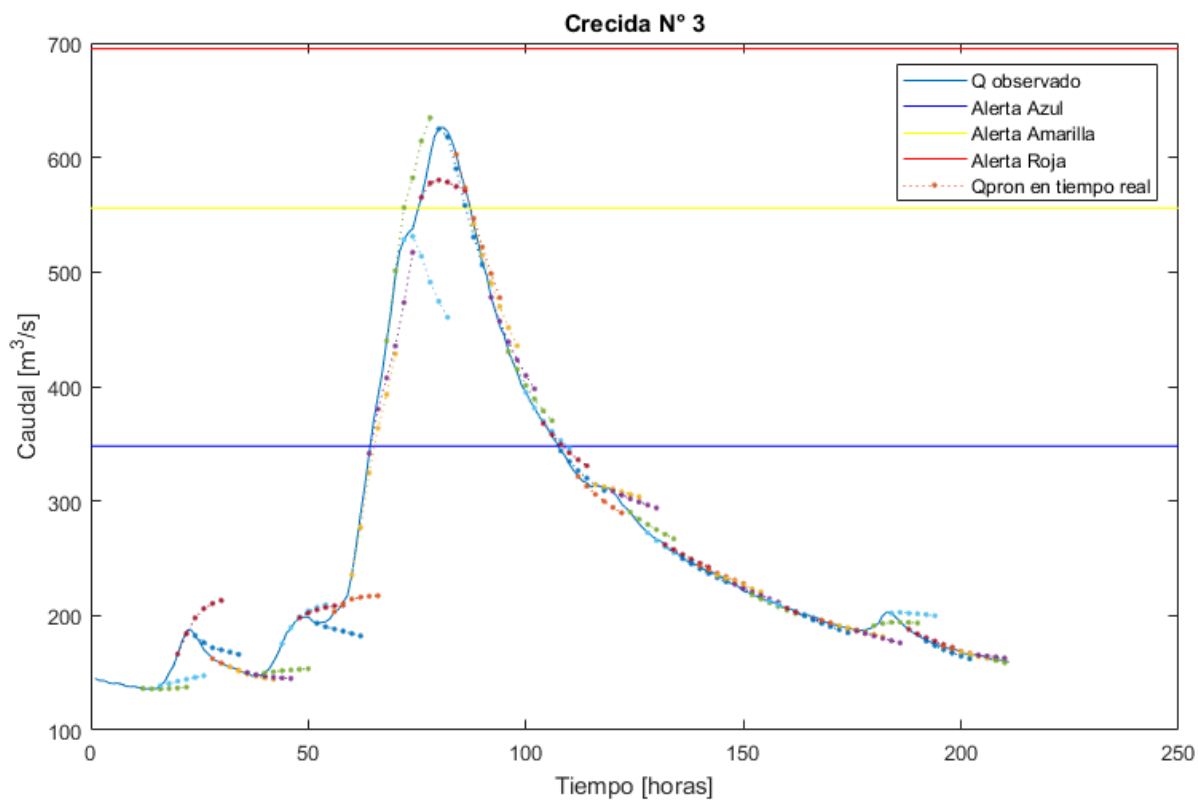


Figura 5-16. Pronóstico en "tiempo real" para la crecida 3 hasta con 10 horas de antelación para el río Cautín en Rariruca.

De los resultados presentados en las Figuras 5-14, 5-15 y 5-16 se aprecia que los pronósticos tienden a seguir la tendencia de los caudales, por ejemplo, al alcanzar los caudales máximos observados el pronóstico tiende a continuar aumentando dichos caudales (producto que la única variable de entrada que se utiliza es el propio caudal en tiempos anteriores), lo mismo ocurre al alcanzar caudales mínimos. Esto se podría evitar agregándole a la red información extra que le permitiría predecir estos cambios, como por ejemplo precipitación.

5.1.3 Cuenca del río Cautín en Cajón

Con la red neuronal generada es posible pronosticar el caudal en la estación Cautín en Cajón con una hora de antelación $Q_{ccp}(t+1)$, la cual se puede utilizar de manera recursiva para pronosticar con mayor tiempo de antelación.

A partir de las 8 horas de antelación se comienzan a utilizar caudales pronosticados en Cautín en Rariruca mediante la red neuronal planteada anteriormente.

En las Figuras 5-17, 5-18 y 5-19 se presentan gráficos comparativos entre los caudales observados y los pronosticados con diferentes horas de antelación. En la sección C.1 de Anexos se presentan estos resultados separados por crecida.

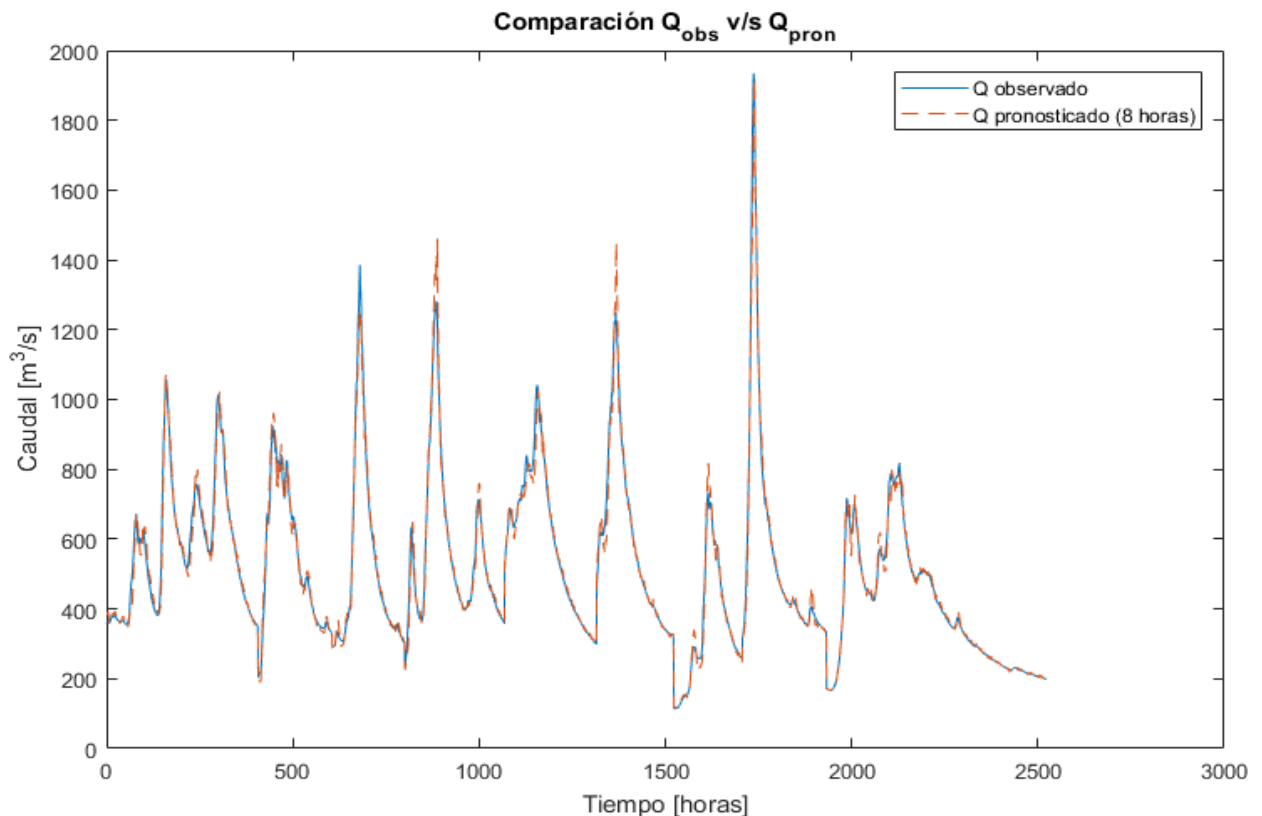


Figura 5-17. Caudal observado y pronosticado con 8 horas de antelación para el río Cautín en Cajón.

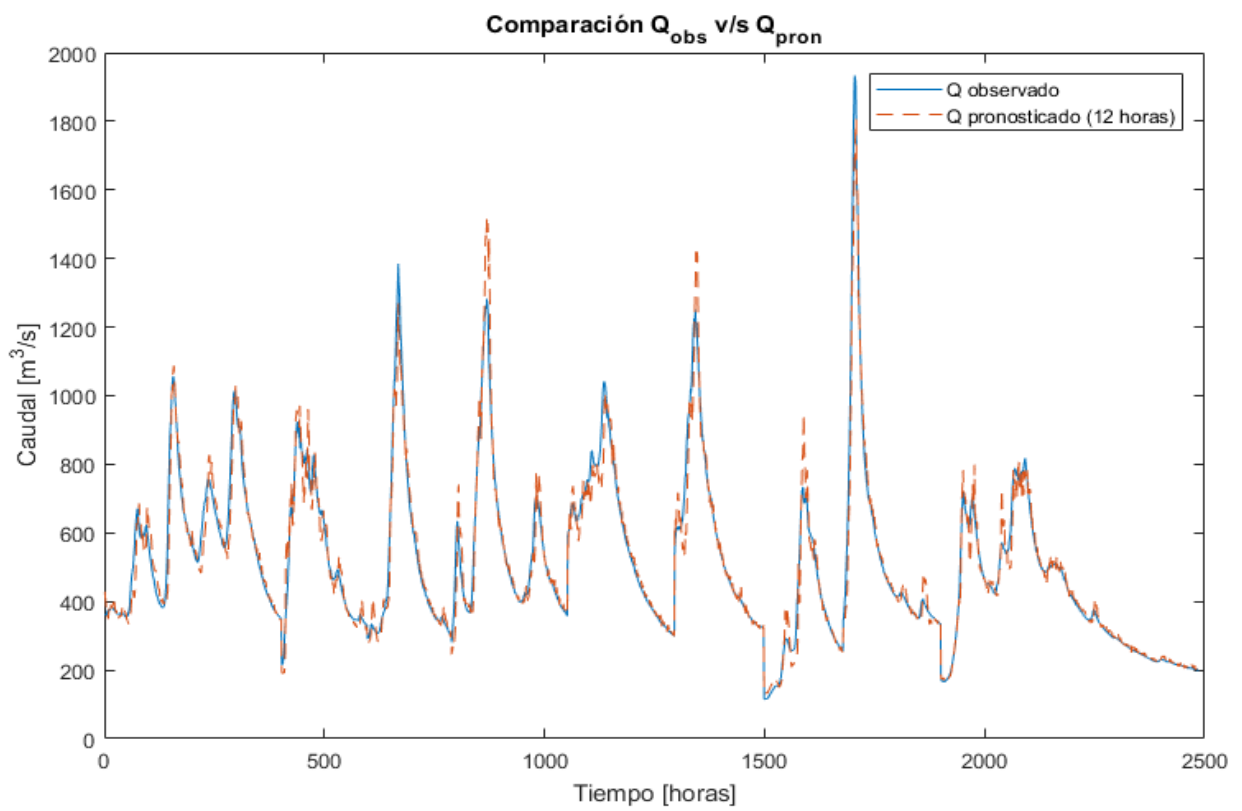


Figura 5-18. Caudal observado y pronosticado con 12 horas de antelación para el río Cautín en Cajón.

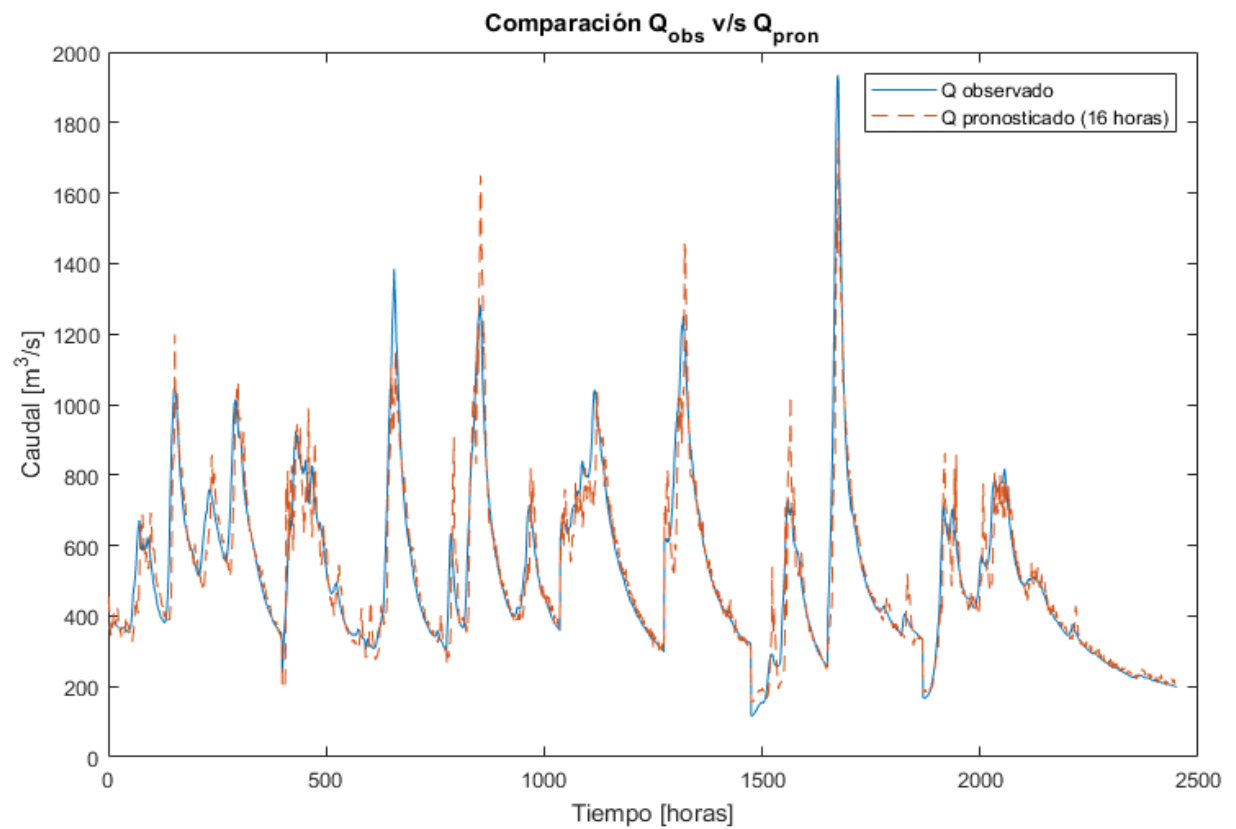


Figura 5-19. Caudal observado y pronosticado con 16 horas de antelación para el río Cautín en Cajón.

Los resultados en cuanto a criterios de eficiencia y su comparación con respecto al modelo autorregresivo generado por BF Ingenieros (expresión 3.3) que permite generar pronósticos cada 2 horas hasta con 6 horas de antelación, se presentan en la Tabla 5-9.

Tabla 5-9. Coeficiente R^2 y eficiencia de Nash Sutcliffe para diferentes tiempos de antelación en la cuenca del río Cautín en Cajón.

Antelación [horas]	Nash Sutcliffe Efficiency		R^2	
	Redes Neuronales	Modelo ARX	Redes Neuronales	Modelo ARX
1	0,9994	-	0,9994	-
2	0,999	0,986	0,999	0,987
3	0,998	-	0,998	-
4	0,996	0,981	0,996	0,985
5	0,994	-	0,994	-
6	0,992	0,967	0,992	0,975
7	0,989	-	0,989	-
8	0,986	-	0,986	-
9	0,982	-	0,982	-
10	0,976	-	0,976	-
11	0,967	-	0,967	-
12	0,956	-	0,956	-
13	0,942	-	0,942	-
14	0,924	-	0,924	-
15	0,903	-	0,904	-
16	0,880	-	0,881	-
17	0,854	-	0,855	-
18	0,825	-	0,827	-
19	0,793	-	0,797	-
20	0,763	-	0,767	-

De la Tabla 5-9 se desprende que los coeficientes de eficiencia NSE y R^2 son superiores a 0,9 hasta con 15 horas de antelación. Además, de las Figuras 5-18 y 5-19 se aprecia visualmente una diferencia considerable de los caudales máximos pronosticados y observados de cada crecida. Se concluye que el pronóstico hasta con 12 horas de antelación entrega resultados aceptables.

Al comparar los resultados presentes en la Tabla 5-9 del modelo de redes neuronales (RN) y el autorregresivo con variable exógena (ARX) generado por BF Ingenieros, se aprecia que las redes neuronales obtienen coeficientes de eficiencia ligeramente mejores, en donde la eficiencia del modelo RN a las 10 horas es levemente superior a la eficiencia obtenida por el modelo ARX a las 6 horas. Además, el modelo RN planteado permite generar pronósticos con una mayor antelación al modelo ARX, el cual pronostica con un máximo de 6 horas de antelación, ya que no existe un modelo ARX para pronosticar caudales en Cautín en Rariruca.

No obstante lo anterior, los resultados obtenidos por el modelo ARX son adecuados, ya que los coeficientes de eficiencia NSE y R^2 obtenidos son superiores a 0,96. Además, hay que considerar

que el modelo RN utiliza el 50% de la data de las crecidas durante su entrenamiento, mientras que el modelo ARX fue generado con data antigua, por lo que en ese sentido el modelo ARX está en desventaja al comparar directamente las eficiencias sobre la data de las crecidas actuales.

5.1.3.1 Alertas

En la Figura 5-20 se presenta una comparación entre los caudales en el río Cautín en Cajón pronosticados con 12 horas de antelación y observados, junto con los umbrales de alerta azul, amarilla y roja.

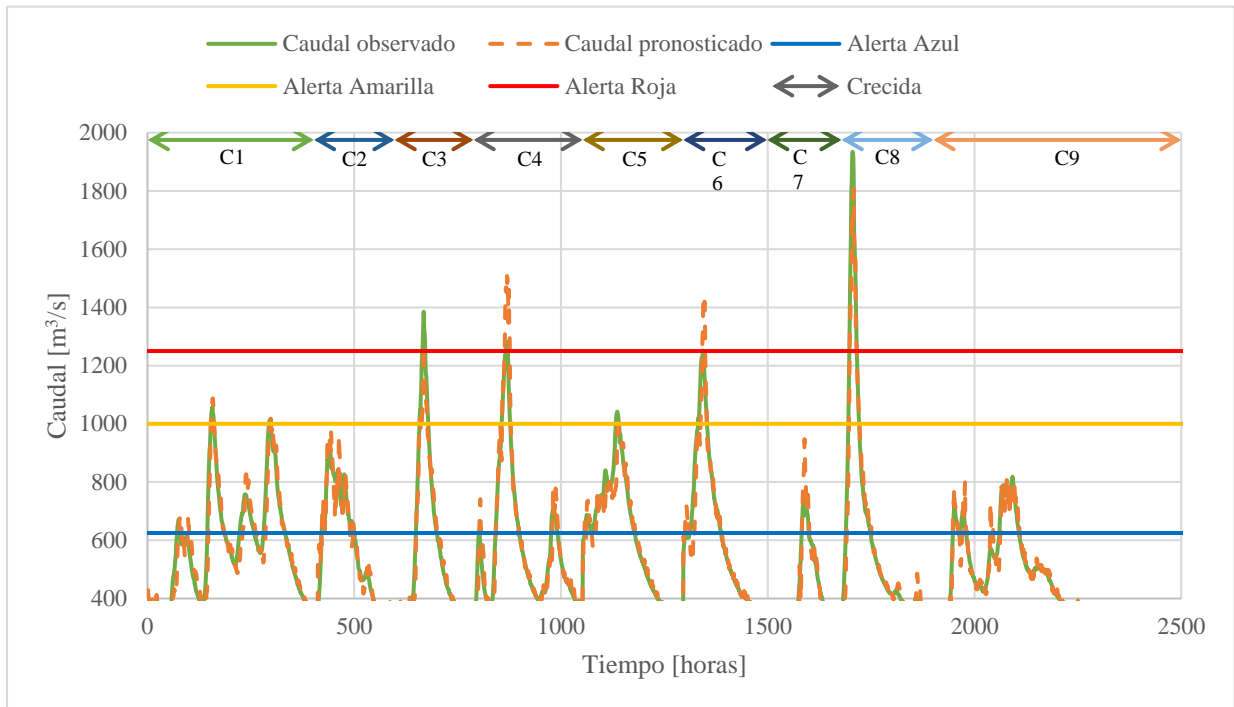


Figura 5-20. Caudal observado y calculado con 12 horas de antelación considerando los umbrales de alerta DGA para el río Cautín en Cajón.

Si se traduce esto a cifras, para una antelación de 12 horas se puede calcular el porcentaje de acierto y de falsa alarma considerando que las crecidas analizadas generan 17 caudales máximos, los que se presentan en la Tabla 5-10. Si se realiza este mismo análisis para otros tiempos de antelación, se obtienen los resultados presentes en la Tabla 5-11.

Tabla 5-10. Porcentajes de acierto y falsa alarma para los pronósticos de alertas azul, amarilla y roja con 12 horas de antelación en el río Cautín en Cajón.

Tipo de Alerta	CS	CSDA	CNS	CNSDA	Acierto [%]	Falsa Alarma [%]
Azul	15	15	2	1	100%	50%
Amarilla	7	7	10	0	100%	0%
Roja	4	4	13	0	100%	0%

CS: Número de veces que el caudal supera el umbral de alerta.

CSDA: Número de veces que, con el caudal umbral superado, el sistema declara alerta.

CNS: Número de veces que el caudal no supera el umbral de alerta.

CNSDA: Número de veces que, con el caudal umbral no superado, el sistema declara alerta.

Tabla 5-11. Porcentajes de acierto y falsa alarma para los pronósticos de alertas azul, amarilla y roja según horas de antelación en el río Cautín en Cajón.

Horas de Antelación	1 a 8		9 a 10		11 a 13		14 a 17	
Tipo de Alerta	Acierto [%]	Falsa Alarma [%]	Acierto [%]	Falsa Alarma [%]	Acierto [%]	Falsa Alarma [%]	Acierto [%]	Falsa Alarma [%]
Azul	100%	0%	100%	50%	100%	50%	100%	50%
Amarilla	100%	0%	100%	0%	100%	0%	100%	10%
Roja	100%	0%	75%	0%	100%	0%	75%	0%

De la Tabla 5-11 se aprecia que hay una “mejora” en el acierto de alertas rojas de 11 a 13 horas en comparación al de 9 a 10 horas, pero esto se debe a que el caudal peak pronosticado en la crecida 3 es muy cercano al umbral de alerta roja y este oscila levemente en torno a dicho valor al cambiar el tiempo de antelación entre 9 y 13 horas, por lo que dicha “mejora” no es tal. Se desprende que hasta con 8 horas de antelación el pronóstico es “perfecto”.

5.1.3.2 Operación del sistema de pronóstico

En las Figuras 5-21, 5-22 y 5-23 se presentan las 3 primeras crecidas con los pronósticos generados en tiempo real. Las gráficas restantes se presentan en la sección C.2 de Anexos.

Nuevamente, si bien los pronósticos en tiempo real se realizan hora a hora y se pueden extender a más horas de antelación, en las figuras se muestran pronósticos realizados cada 5 horas y hasta con 20 horas de antelación, los puntos sobre la línea punteada están a intervalos de 4 horas.

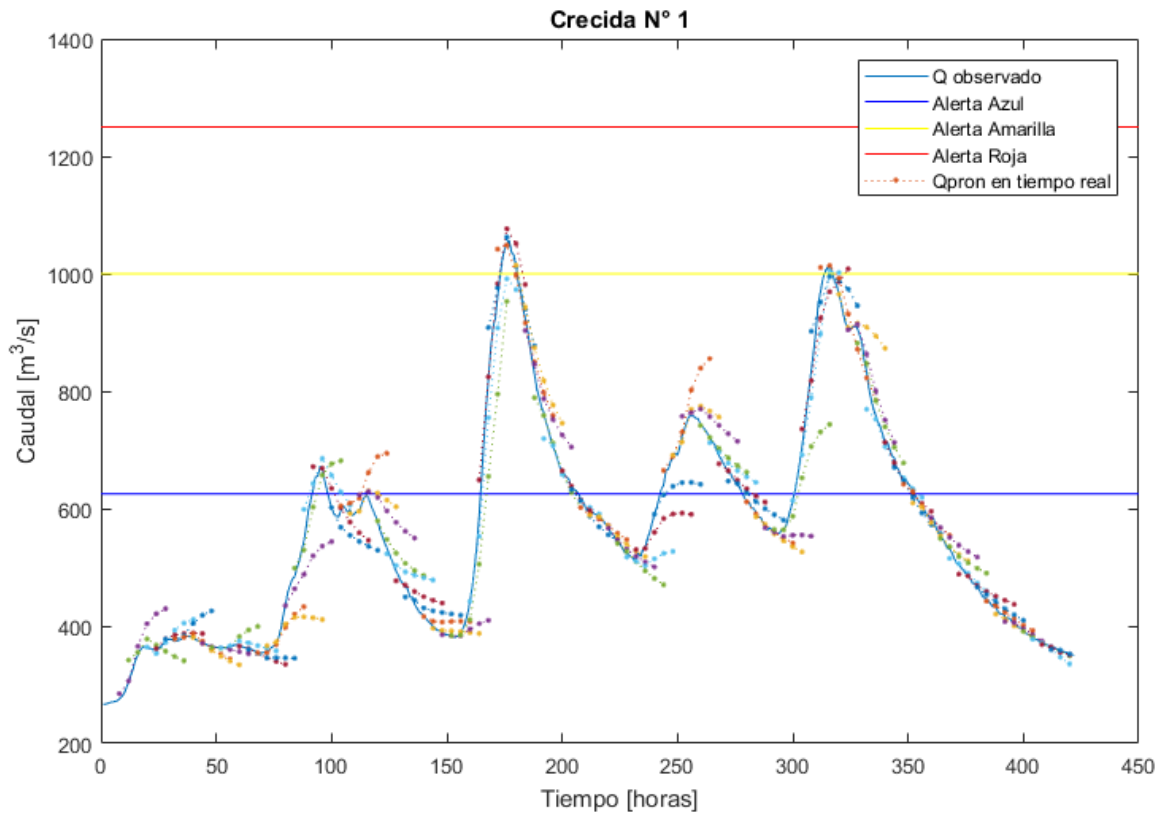


Figura 5-21. Pronóstico en "tiempo real" para la crecida 1 hasta con 20 horas de antelación para el río Cautín en Cajón.

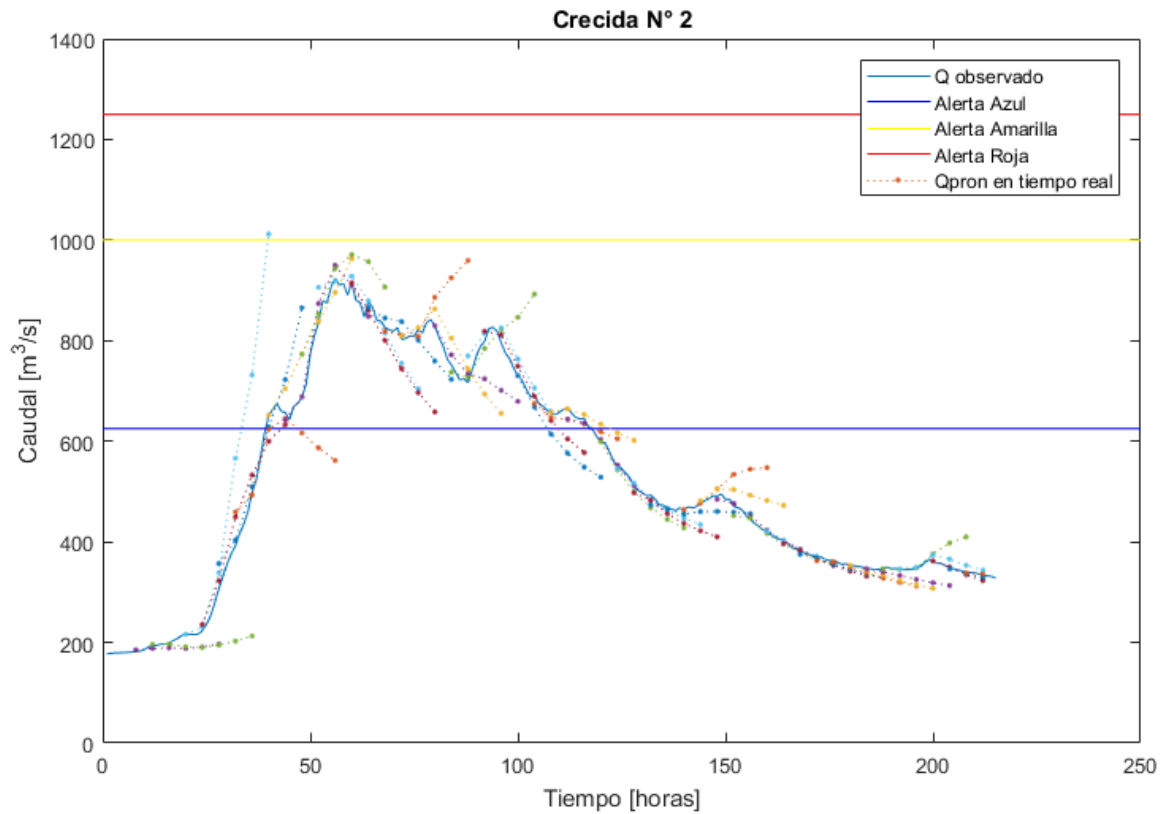


Figura 5-22. Pronóstico en "tiempo real" para la crecida 2 hasta con 20 horas de antelación para el río Cautín en Cajón.

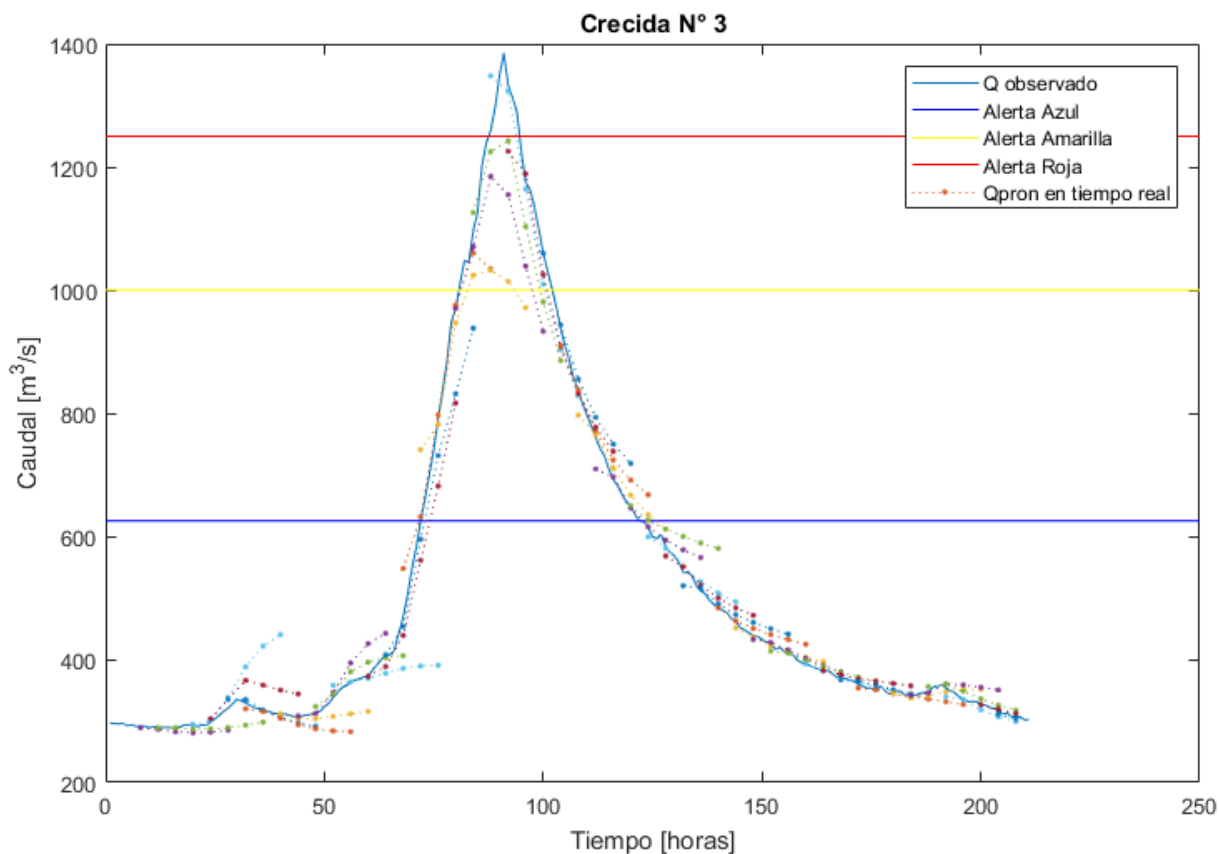


Figura 5-23. Pronóstico en "tiempo real" para la crecida 3 hasta con 20 horas de antelación para el río Cautín en Cajón.

5.2 Sistema Guía para Crecidas Repentinas

A continuación, se presentan los resultados de esta aplicación según el modelo, pronóstico de precipitación y curva número utilizada, en la Tabla 5-12 se presentan los 8 casos analizados, cuyos resultados son comparables entre sí.

Tabla 5-12. Variantes del modelo aplicado según pronóstico de precipitación y curva número utilizada.

Modelo	Pronóstico de precipitación	Curva Número
Guía de Crecidas Repentinas (FFG)	Pronóstico perfecto (precipitación observada)	CN Conservadora
		CN Optimista
	Pronóstico de precipitación GEFS	CN Conservadora
		CN Optimista
Hidrograma unitario	Pronóstico perfecto (precipitación observada)	CN Conservadora
		CN Optimista
	Pronóstico de precipitación GEFS	CN Conservadora
		CN Optimista

5.2.1 Guía de crecidas repentinas

A continuación, se presentan los resultados de la aplicación de la metodología planteada, considerando un “pronóstico perfecto” de precipitación y el pronóstico del modelo GEFS para la cuenca del río Curanilahue en Curanilahue.

Se evalúan los resultados de las regresiones generadas en la Figura 4-2 en las crecidas restantes (debido a que la crecida 8 posee 2 peaks de caudales muy marcados (Figura 3-6), se decide separar dicha crecida en dos: 8.1 y 8.2), cuyos resultados se presentan en la Tabla 5-13. Calculando el IPA al inicio de cada crecida es posible generar curvas de lluvia escorrentía mediante el modelo SCS ya planteado para cada una, en la Figura 5-24 se presenta un ejemplo de las curvas obtenidas para la crecida 1.

Tabla 5-13. Valores de CN conservadora y optimista calculados para cada crecida.

Crecida	Fecha Inicio	Fecha Término	Duración	Precip. total	IPA	CN Conservadora	CN Optimista
1	31-05-2013	02-06-2013	43	56,9	42,9	91,6	83,3
8.1	24-08-2015	27-08-2015	73	78,8	17,5	75,6	62,2
8.2	27-08-2015	30-08-2015	55	52,9	37,3	89,1	80,0
9	06-09-2015	07-09-2015	29	109,4	7,7	60,9	42,9
11	12-08-2017	14-08-2017	52	97,4	29,9	85,2	74,8

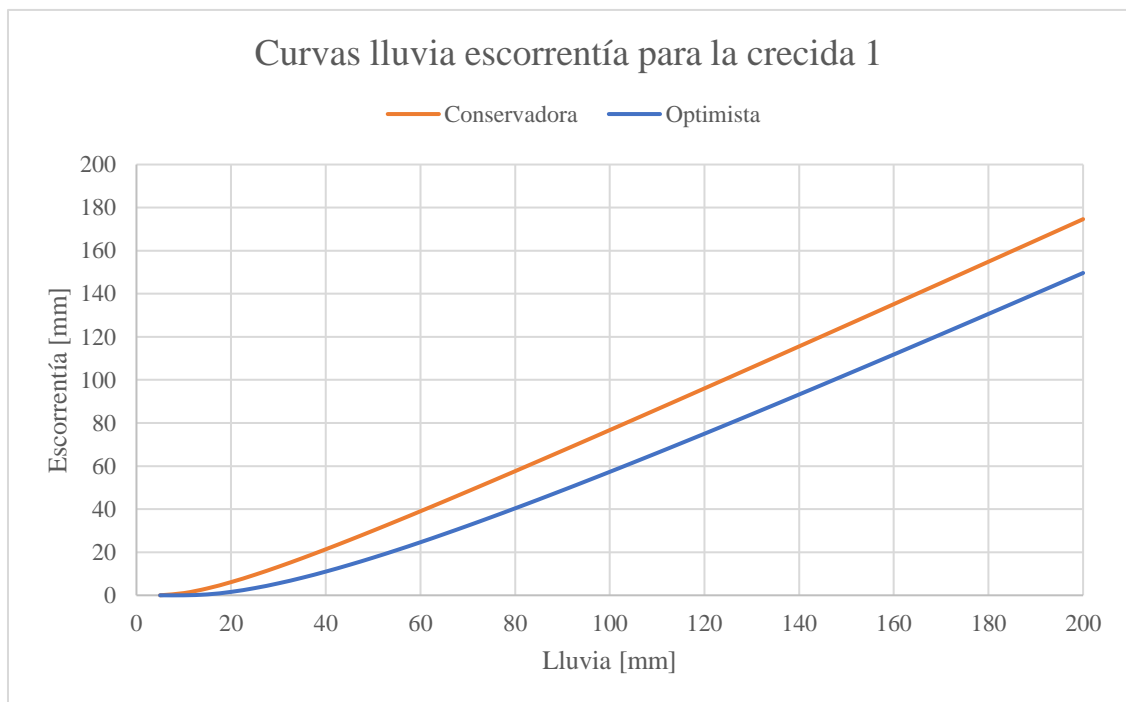


Figura 5-24. Ejemplo de las curvas de lluvia escorrentía generadas mediante el modelo SCS con CN conservadora y optimista para la crecida 1.

Para cada crecida, utilizando la expresión 2.24, es posible calcular el valor de $TreshR_t$ de alerta azul, amarilla y roja para lluvias de distinto tiempo de duración (t). En la Tabla 5-14 se presenta

un ejemplo de la obtención de estos valores para la crecida 1. Los valores de $TreshR_t$ nos indican la escorrentía necesaria que debe generarse durante un tiempo t para que se supere el caudal umbral que implica declarar algún tipo de alerta.

Tabla 5-14. Ejemplo de obtención de $TreshR_t$ de alerta azul, amarilla y roja según distintos tiempos de duración de lluvias para la crecida 1.

t [horas]	Q_{p_t} [$m^3/s/mm$]	$TreshR_t$ [mm]		
		Alerta Azul	Alerta Amarilla	Alerta Roja
1	3,7	19,5	22,5	27,5
2	3,7	19,5	22,5	27,5
3	3,6	20,0	23,2	28,3
4	3,5	20,7	24,0	29,3
5	3,4	21,4	24,7	30,2
6	3,3	22,3	25,8	31,5
7	3,1	23,5	27,3	33,3
8	2,9	25,0	28,9	35,3
9	2,8	26,5	30,6	37,4
10	2,6	27,9	32,3	39,4
11	2,5	29,5	34,1	41,7
12	2,3	31,2	36,1	44,1
13	2,2	33,1	38,3	46,7
14	2,1	35,0	40,5	49,5
15	2,0	37,0	42,9	52,3
16	1,9	39,1	45,3	55,3
17	1,8	41,2	47,7	58,3
18	1,7	43,4	50,3	61,4
19	1,6	45,6	52,8	64,5
20	1,5	47,9	55,4	67,7
21	1,5	50,2	58,1	70,9
22	1,4	52,5	60,7	74,1
23	1,3	54,8	63,4	77,4
24	1,3	57,2	66,2	80,8

Una vez establecidos los valores de escorrentía que generan situaciones de alerta, se debe calcular la máxima escorrentía generada durante una crecida, para lo cual es necesario calcular la máxima lluvia acumulada cada x horas durante el evento, $\forall x \in \{1,2,3, \dots, 24\}$.

5.2.2 “Pronóstico perfecto” de precipitación

Si se consideran los pronósticos de precipitación perfectos, es decir que se pronostica lo que llueve en la estación río Curanilahue en Curanilahue se obtienen las máximas lluvias acumuladas de duración t (PpA_t) durante el evento. Utilizando la expresión 4.1 se obtienen los valores de R_t para cada tipo de alerta (azul, amarilla y roja) según la CN Conservadora y Optimista. En la Tabla

5-15 se presentan a modo de ejemplo, los valores de PpA_t , Esc_t y R_t para la crecida 1 utilizando el valor de CN optimista.

Tabla 5-15. Ejemplo de la obtención de R_t de alerta azul, amarilla y roja para precipitaciones reales acumuladas de distintos tiempos de duración en la crecida 1 utilizando el valor de curva número optimista.

t [horas]	PpA_t [mm]	Esc_t [mm]	R_t		
			Alerta Azul	Alerta Amarilla	Alerta Roja
1	12,6	2,0	0,10	0,09	0,07
2	24,2	9,0	0,46	0,40	0,33
3	35,7	17,8	0,89	0,77	0,63
4	42,2	23,2	1,12	0,97	0,79
5	47,3	27,6	1,29	1,12	0,92
6	49,6	29,7	1,33	1,15	0,94
7	50,1	30,1	1,28	1,10	0,90
8	50,1	30,1	1,21	1,04	0,85
9	51,0	30,9	1,17	1,01	0,83
10	51,7	31,5	1,13	0,98	0,80
11	52,0	31,8	1,08	0,93	0,76
12	52,0	31,8	1,02	0,88	0,72
13	52,3	32,1	0,97	0,84	0,69
14	52,4	32,2	0,92	0,79	0,65
15	52,9	32,6	0,88	0,76	0,62
16	53,6	33,2	0,85	0,73	0,60
17	53,9	33,5	0,81	0,70	0,57
18	53,9	33,5	0,77	0,67	0,55
19	53,9	33,5	0,73	0,63	0,52
20	53,9	33,5	0,70	0,60	0,49
21	53,9	33,5	0,67	0,58	0,47
22	53,9	33,5	0,64	0,55	0,45
23	53,9	33,5	0,61	0,53	0,43
24	53,9	33,5	0,59	0,51	0,41

De esta forma se obtienen los resultados para cada una de las crecidas que se utilizan para evaluar, presentados en la Tabla 5-16.

Tabla 5-16. Resultados de R_t para cada crecida según valor de curva número conservadora y optimista para cada tipo de alerta considerando pronóstico perfecto de precipitación.

			Alerta Azul	Alerta Amarilla	Alerta Roja
Crecida 1 Alerta real: Amarilla	CN Conservadora	ζ Declara Alerta?	SÍ	SÍ	NO
		R_t máximo	1,33	1,15	0,94
	CN Optimista	ζ Declara Alerta?	NO	NO	NO
		R_t máximo	0,77	0,67	0,55
Crecida 8.1 Alerta real: Azul	CN Conservadora	ζ Declara Alerta?	NO	NO	NO
		R_t máximo	0,36	0,31	0,26
	CN Optimista	ζ Declara Alerta?	NO	NO	NO
		R_t máximo	0,14	0,12	0,10
Crecida 8.2 Alerta real: Ninguna	CN Conservadora	ζ Declara Alerta?	NO	NO	NO
		R_t máximo	0,69	0,58	0,47
	CN Optimista	ζ Declara Alerta?	NO	NO	NO
		R_t máximo	0,34	0,29	0,23
Crecida 9 Alerta real: Ninguna	CN Conservadora	ζ Declara Alerta?	NO	NO	NO
		R_t máximo	0,64	0,56	0,46
	CN Optimista	ζ Declara Alerta?	NO	NO	NO
		R_t máximo	0,11	0,09	0,07
Crecida 11 Alerta real: Roja	CN Conservadora	ζ Declara Alerta?	SÍ	SÍ	SÍ
		R_t máximo	1,59	1,37	1,12
	CN Optimista	ζ Declara Alerta?	NO	NO	NO
		R_t máximo	0,98	0,85	0,69

Si se traducen los resultados de la Tabla 5-16 en porcentajes de acierto y falsa alarma utilizando las expresiones 2.38 y 2.39, se obtienen los valores presentes en la Tabla 5-17.

Tabla 5-17. Porcentajes de acierto y falsa alarma del modelo FFG según curva número conservadora y optimista para cada tipo de alerta considerando pronóstico perfecto de precipitación.

	Alerta Azul		Alerta Amarilla		Alerta Roja	
	Acierto	Falsa Alarma	Acierto	Falsa Alarma	Acierto	Falsa Alarma
CN Conservadora	67%	0%	100%	0%	100%	0%
CN Optimista	0%	0%	0%	0%	0%	0%

De la Tabla 5-17 se desprende que la utilización de la CN optimista no es capaz de predecir ninguna situación de alerta (azul, amarilla o roja), esto debido a que de por si la metodología es optimista, ya que al utilizar el caudal peak de hidrogramas unitarios de diferentes tiempos de duración, se supone una precipitación uniforme durante dicho tiempo (intensidad constante), lo cual en la realidad no ocurre. Por tanto, es adecuado utilizar la regresión de la CN Conservadora, obteniéndose resultados de acierto “perfectos” para alertas amarillas y rojas y ninguna falsa alarma.

5.2.3 Pronóstico de precipitación GEFS

Si se consideran los pronósticos de precipitación del modelo GEFS se obtienen las lluvias acumuladas pronosticadas de duración t ($PpAp_t$). Utilizando la expresión 4.1 se obtienen los valores de R_t para cada tipo de alerta (azul, amarilla y roja) según la CN Conservadora y Optimista. En la Tabla 5-18 se presentan a modo de ejemplo, los valores de $PpAp_t$, Esc_t , y R_t para la crecida 1 utilizando el valor de CN optimista.

Tabla 5-18. Ejemplo de la obtención de R_t de alerta azul, amarilla y roja para pronósticos de precipitación GEFS acumuladas de distintos tiempos de duración en la crecida 1 utilizando el valor de Curva Número optimista.

t [horas]	$PpAp_t$ [mm]	Esc_t [mm]	R_t		
			Alerta Azul	Alerta Amarilla	Alerta Roja
1	7,2	0,3	0,01	0,01	0,01
2	12,7	2,1	0,11	0,09	0,08
3	17,9	4,8	0,24	0,21	0,17
4	19,7	5,9	0,29	0,25	0,20
5	20,3	6,3	0,30	0,26	0,21
6	20,7	6,6	0,30	0,26	0,21
7	21,0	6,8	0,29	0,25	0,20
8	21,3	6,9	0,28	0,24	0,20
9	21,4	7,0	0,26	0,23	0,19
10	21,5	7,1	0,25	0,22	0,18
11	21,6	7,1	0,24	0,21	0,17
12	21,6	7,2	0,23	0,20	0,16
13	21,8	7,3	0,22	0,19	0,16
14	21,9	7,4	0,21	0,18	0,15
15	22,0	7,5	0,20	0,17	0,14
16	22,1	7,5	0,19	0,17	0,14
17	22,2	7,6	0,18	0,16	0,13
18	22,3	7,6	0,18	0,15	0,12
19	22,3	7,7	0,17	0,14	0,12
20	22,4	7,7	0,16	0,14	0,11
21	22,5	7,8	0,15	0,13	0,11
22	22,6	7,8	0,15	0,13	0,11
23	22,7	7,9	0,14	0,12	0,10
24	22,7	7,9	0,14	0,12	0,10

De esta forma se obtienen los resultados para cada una de las crecidas que se utilizan para evaluar, presentados en la Tabla 5-19.

Tabla 5-19. Resultados de R_t para cada crecida según valor de curva número conservadora y optimista para cada tipo de alerta considerando el pronóstico de precipitación del modelo GEFS.

			Alerta Azul	Alerta Amarilla	Alerta Roja
Crecida 1 Alerta real: Amarilla	CN Conservadora	¿Declara Alerta?	NO	NO	NO
		R_t máximo	0,95	0,82	0,67
	CN Optimista	¿Declara Alerta?	NO	NO	NO
		R_t máximo	0,51	0,44	0,36
Crecida 8.1 Alerta real: Azul	CN Conservadora	¿Declara Alerta?	NO	NO	NO
		R_t máximo	0,21	0,18	0,15
	CN Optimista	¿Declara Alerta?	NO	NO	NO
		R_t máximo	0,14	0,12	0,10
Crecida 8.2 Alerta real: Ninguna	CN Conservadora	¿Declara Alerta?	NO	NO	NO
		R_t máximo	0,59	0,50	0,41
	CN Optimista	¿Declara Alerta?	NO	NO	NO
		R_t máximo	0,28	0,24	0,19
Crecida 9 Alerta real: Ninguna	CN Conservadora	¿Declara Alerta?	NO	NO	NO
		R_t máximo	0,00	0,00	0,00
	CN Optimista	¿Declara Alerta?	NO	NO	NO
		R_t máximo	0,00	0,00	0,00
Crecida 11 Alerta real: Roja	CN Conservadora	¿Declara Alerta?	NO	NO	NO
		R_t máximo	0,83	0,72	0,59
	CN Optimista	¿Declara Alerta?	NO	NO	NO
		R_t máximo	0,45	0,39	0,32

Si se traducen los resultados de la Tabla 5-19 en porcentajes de acierto y falsa alarma, se obtienen los valores presentes en la Tabla 5-20.

Tabla 5-20. Porcentajes de acierto y falsa alarma del modelo FFG según curva número conservadora y optimista para cada tipo de alerta considerando el pronóstico de precipitación del modelo GEFS.

	Alerta Azul		Alerta Amarilla		Alerta Roja	
	Acierto	Falsa Alarma	Acierto	Falsa Alarma	Acierto	Falsa Alarma
CN Conservadora	0%	0%	0%	0%	0%	0%
CN Optimista	0%	0%	0%	0%	0%	0%

De los resultados de la Tabla 5-20, se aprecia que el sistema no es capaz de predecir ninguna alerta, lo que se explica por dos razones, lo optimista que es la metodología y la fuerte dependencia que tiene sobre pronósticos de lluvia muy precisos, de lo contrario los pronósticos fallan como en este caso utilizando la precipitación pronosticada por el modelo GEFS.

5.2.4 Hidrograma unitario

A continuación, se presentan los resultados de la aplicación de la metodología planteada utilizando el hidrograma unitario de la Figura 4-3, considerando un “pronóstico perfecto” de precipitación (precipitación observada) y el pronóstico del modelo GEFS para las crecidas ya

analizadas (1, 8.1, 8.2, 9 y 11). En la Figura 5-25 se presentan los caudales calculados bajo las 4 posibles combinaciones en cuanto a CN y Precipitación utilizada para la crecida 1 y en la Figura 5-26 su hietograma de precipitación observada y pronosticada por el modelo GEFS.

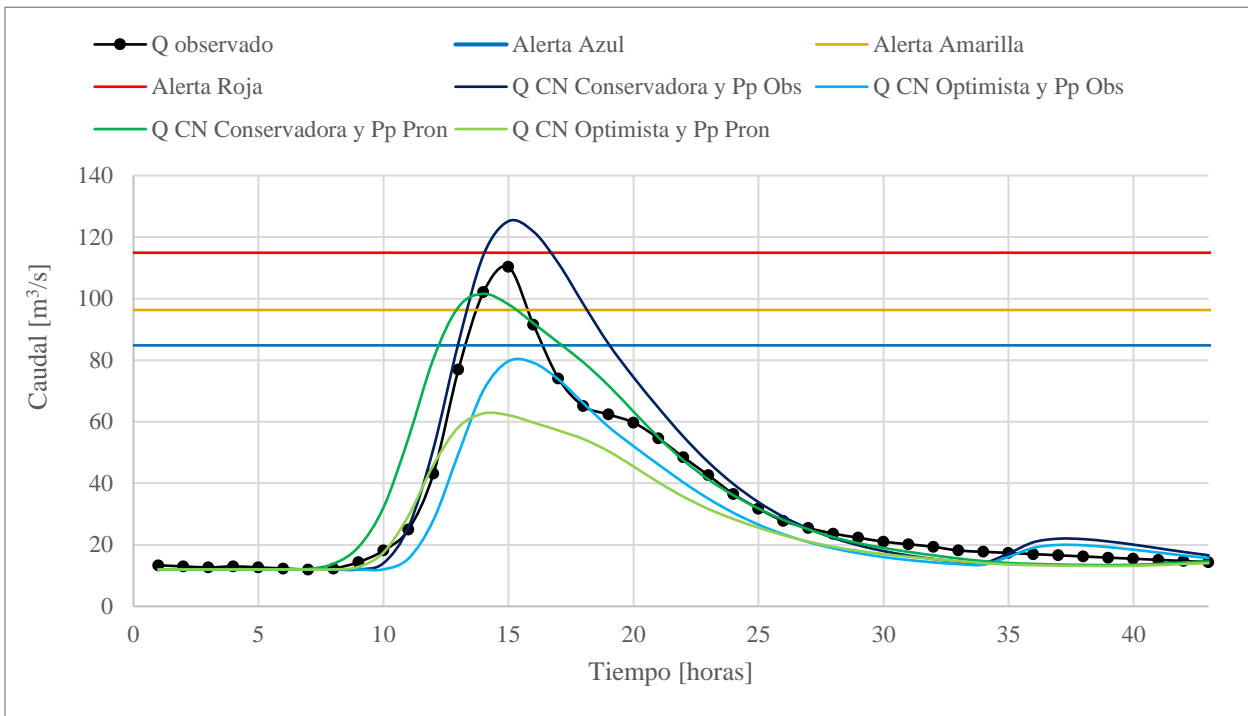


Figura 5-25. Caudales totales calculados con CN conservadora y optimista para la crecida 1 con precipitación observada y pronóstico de precipitación GEFS para río Curanilahue en Curanilahue.

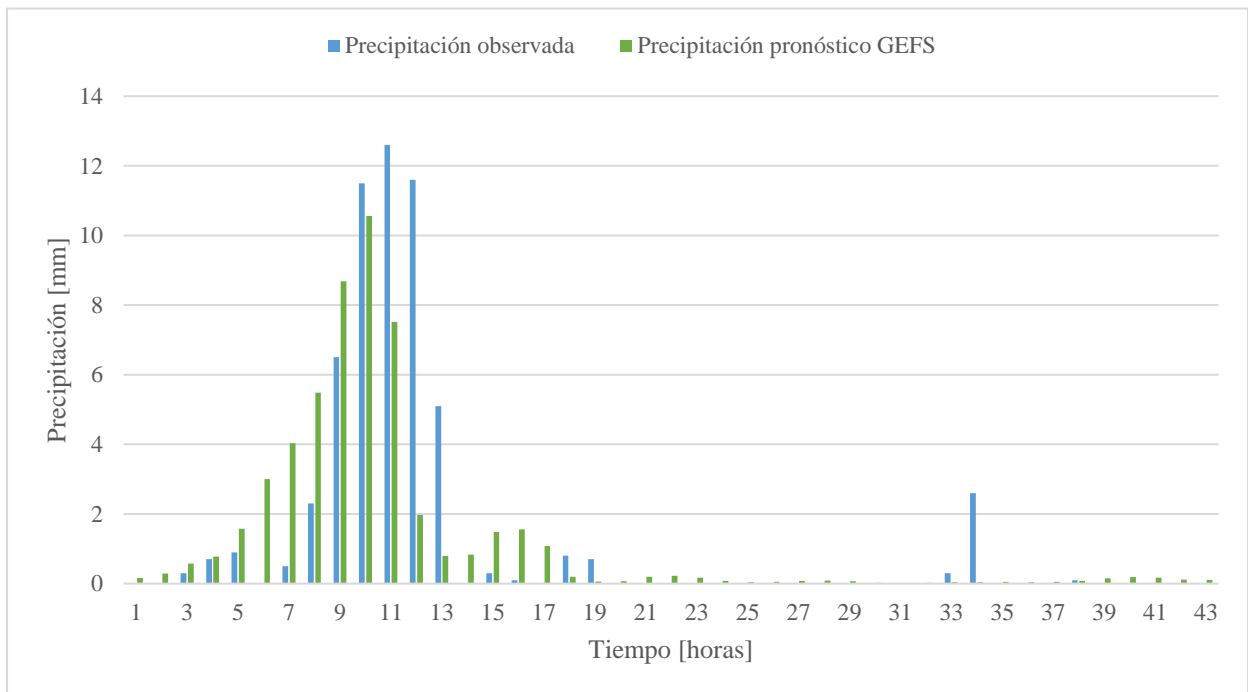


Figura 5-26. Hietograma de precipitación observada y pronóstico del modelo GEFS a nivel horario para la crecida 1 en la estación río Curanilahue en Curanilahue.

En las Figuras 5-27 y 5-28 se presentan los caudales calculados para la crecida 8.1 y su hietograma respectivamente.

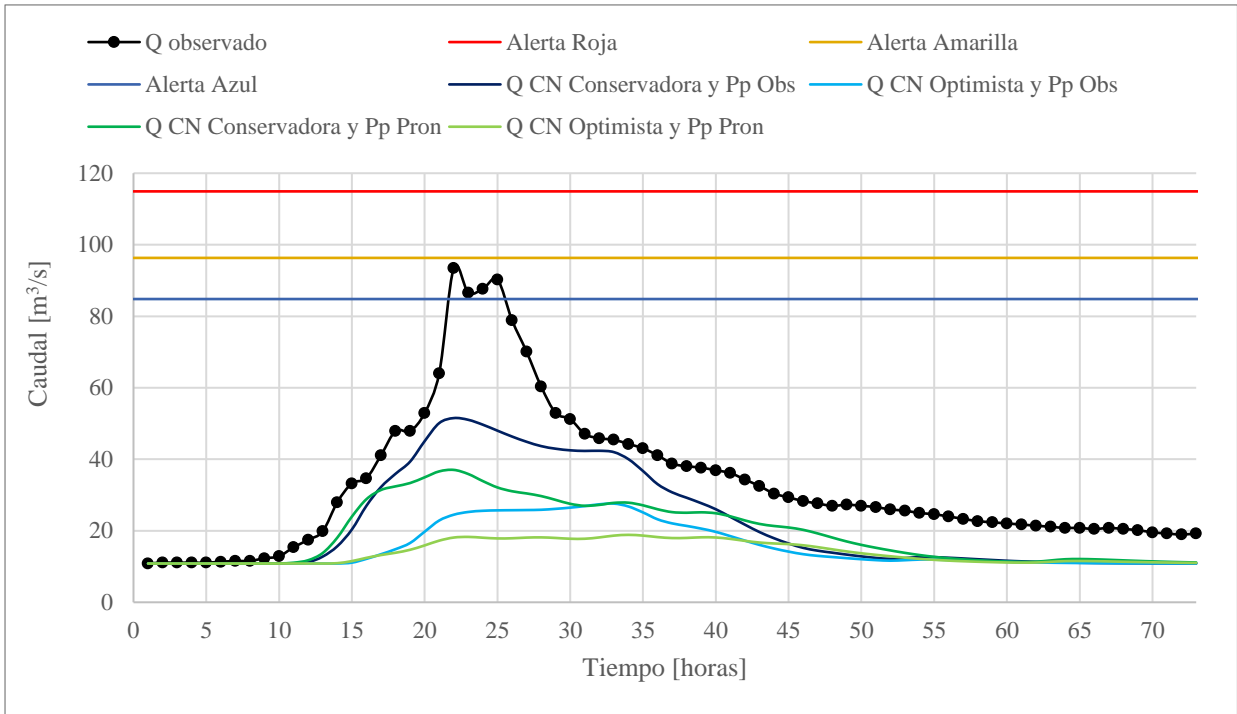


Figura 5-27. Caudales totales calculados con CN conservadora y optimista para la crecida 8.1 con precipitación observada y pronóstico de precipitación GEFS para río Curanilahue en Curanilahue.

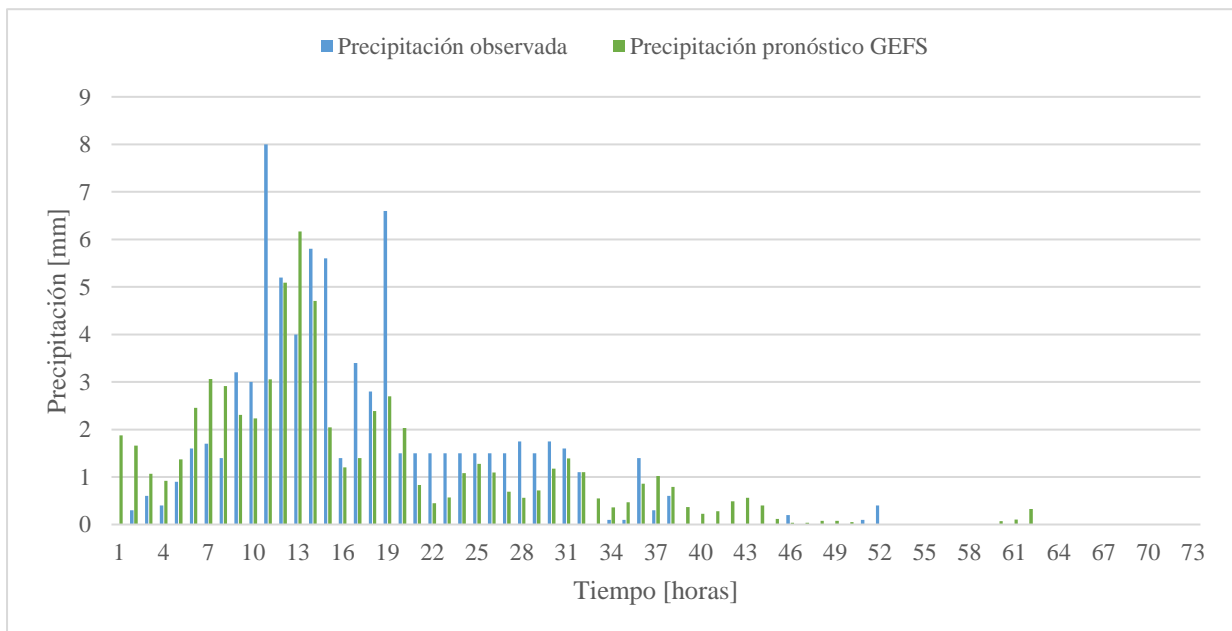


Figura 5-28. Hietograma de precipitación observada y pronóstico del modelo GEFS a nivel horario para la crecida 8.1 en la estación río Curanilahue en Curanilahue.

En las Figuras 5-29 y 5-30 se presentan los caudales calculados para la crecida 8.2 y su hietograma respectivamente.

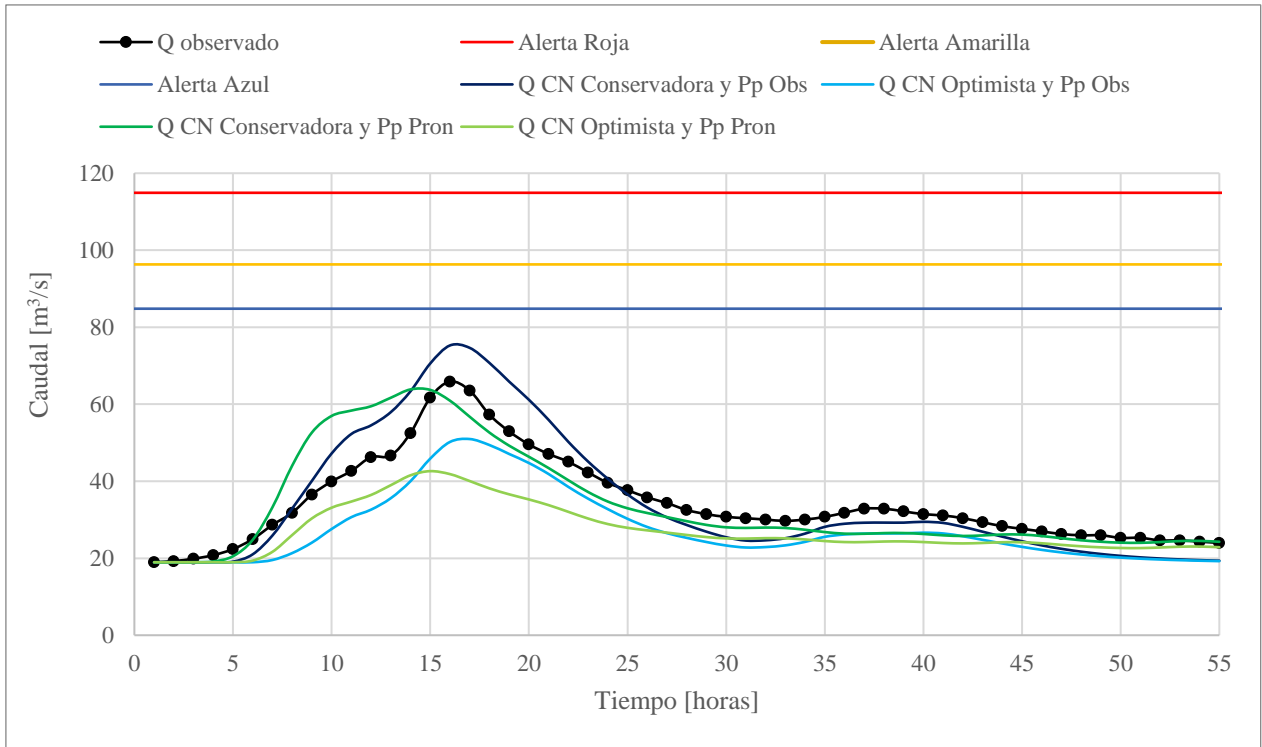


Figura 5-29. Caudales totales calculados con CN conservadora y optimista para la crecida 8.2 con precipitación observada y pronóstico de precipitación GEFS para río Curanilahue en Curanilahue.

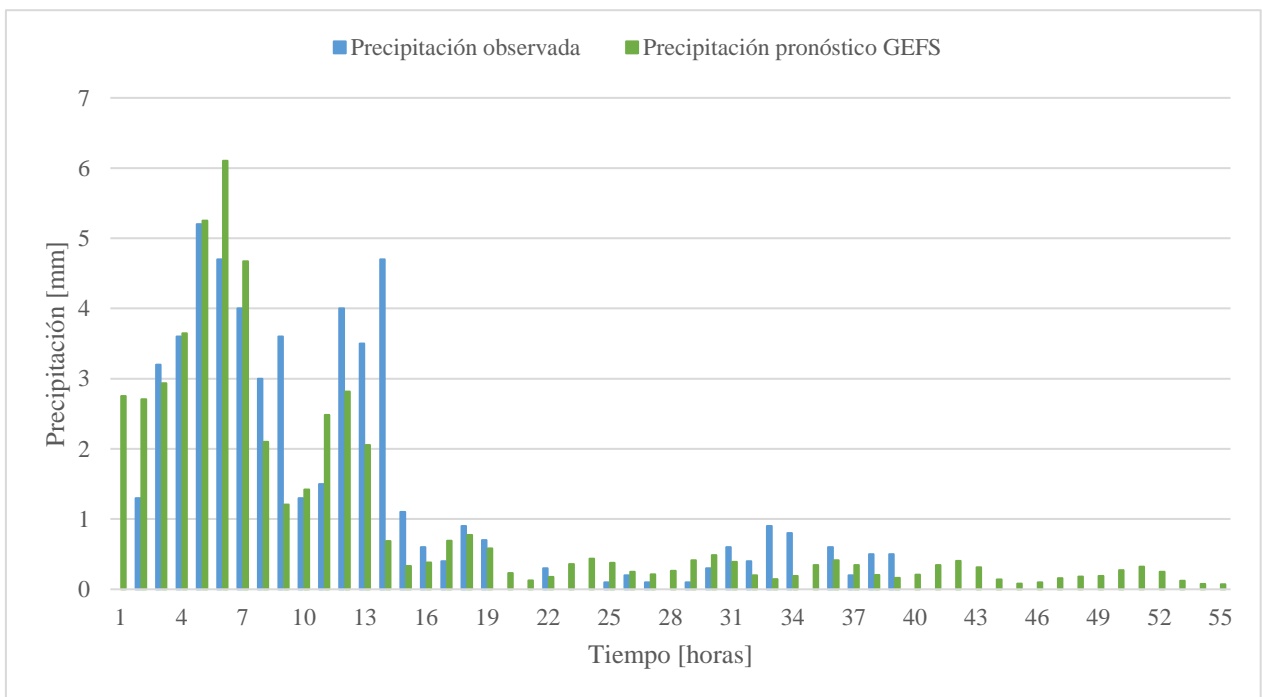


Figura 5-30. Hietograma de precipitación observada y pronóstico del modelo GEFS a nivel horario para la crecida 8.2 en la estación río Curanilahue en Curanilahue.

En las Figuras 5-31 y 5-32 se presentan los caudales calculados para la crecida 9 y su hietograma respectivamente.

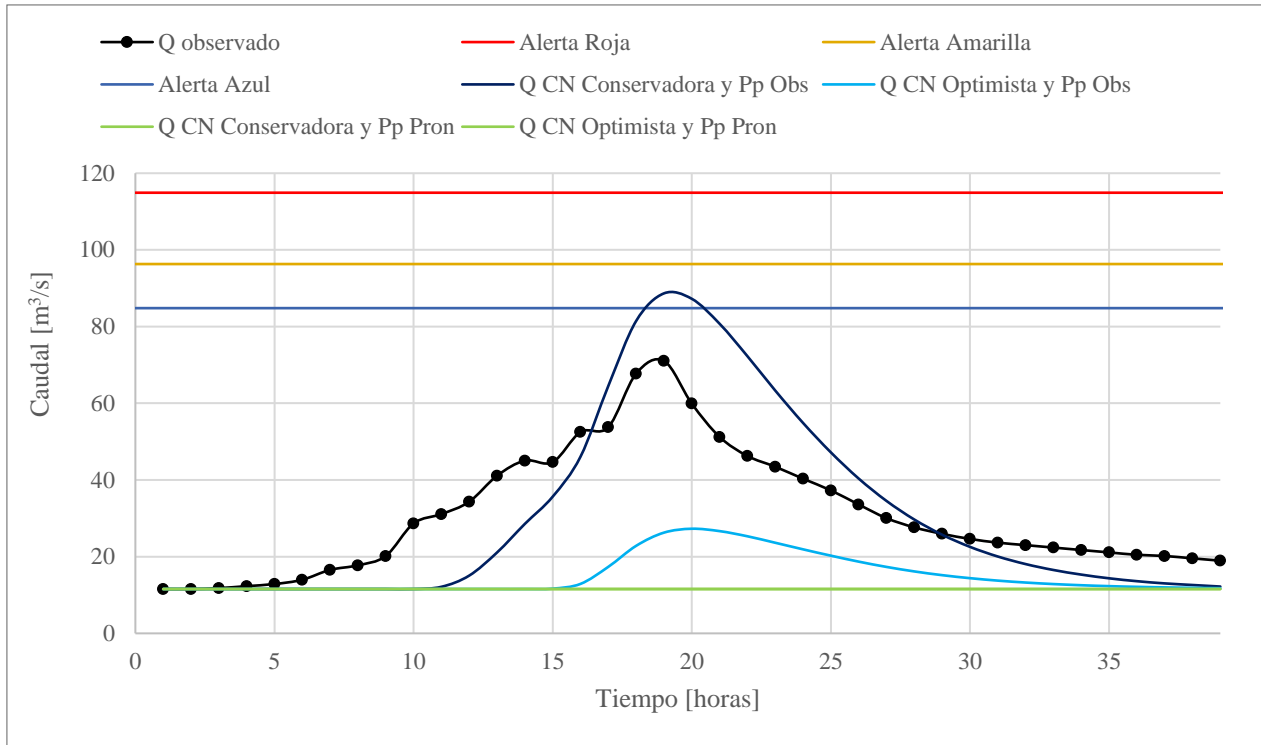


Figura 5-31. Caudales totales calculados con CN conservadora y optimista para la crecida 9 con precipitación observada y pronóstico de precipitación GEFS para río Curanilahue en Curanilahue.

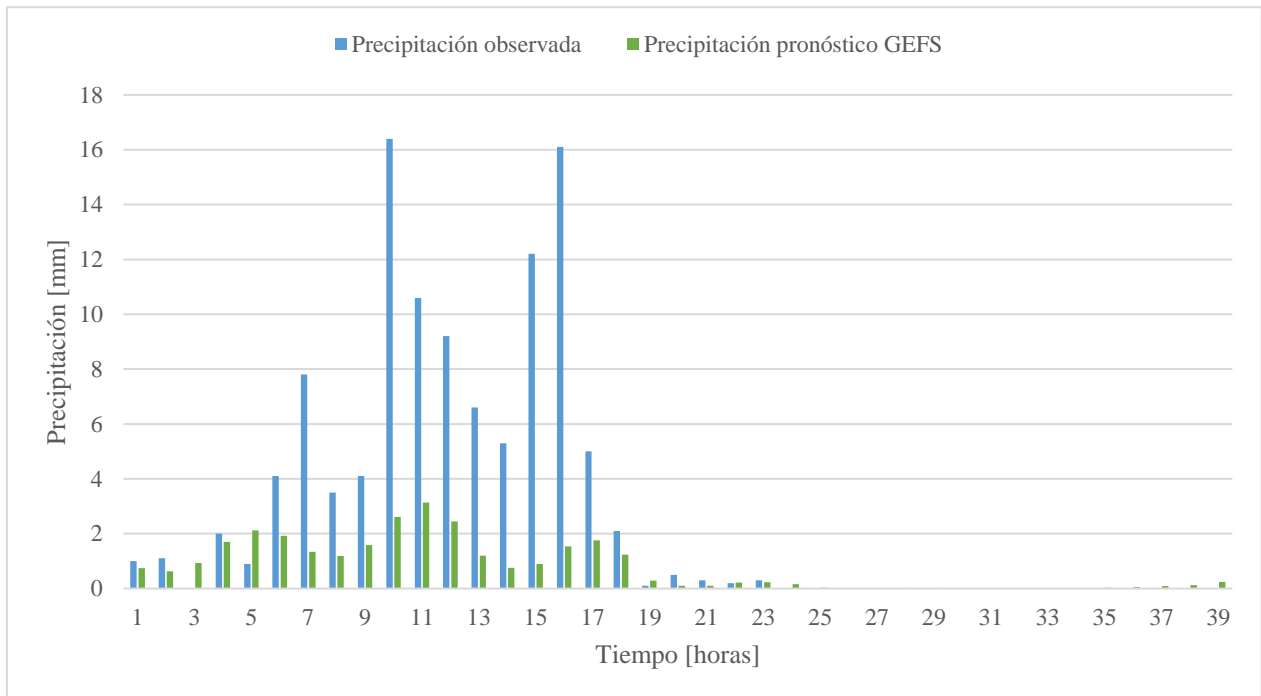


Figura 5-32. Hietograma de precipitación observada y pronóstico del modelo GEFS a nivel horario para la crecida 9 en la estación río Curanilahue en Curanilahue.

En las Figuras 5-33 y 5-34 se presentan los caudales calculados para la crecida 11 y su hietograma respectivamente.

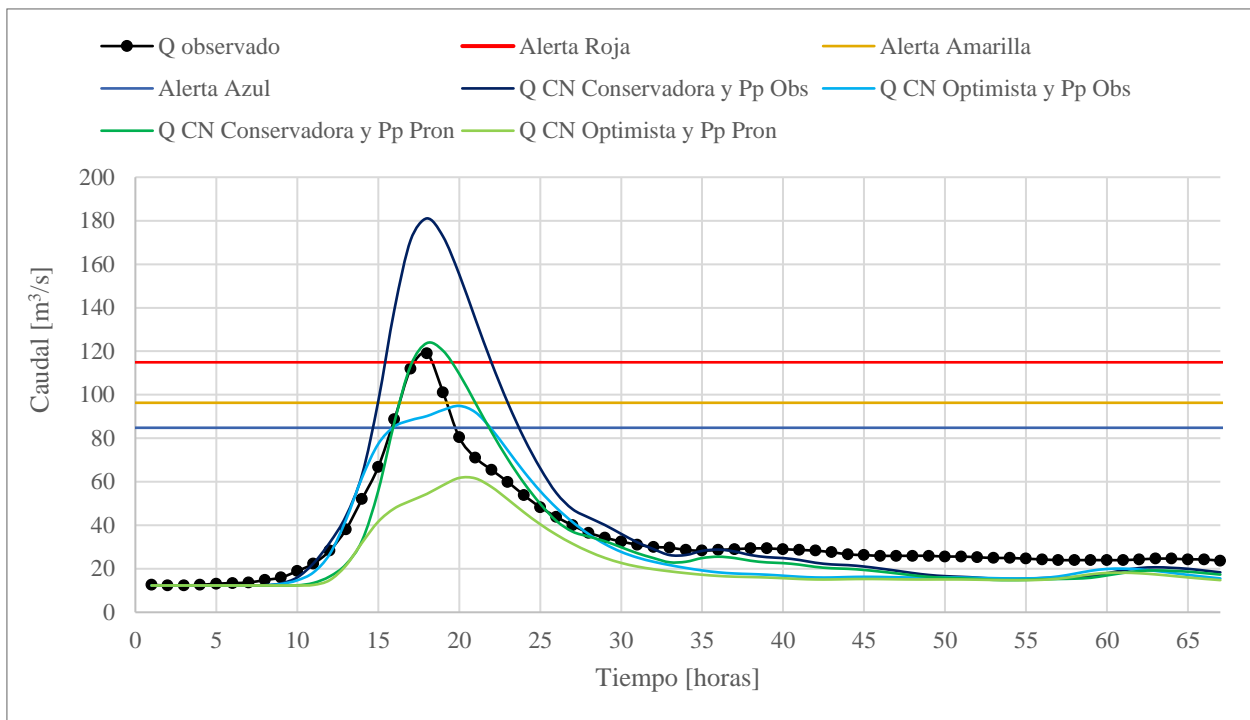


Figura 5-33. Caudales totales calculados con CN conservadora y optimista para la crecida 11 con precipitación observada y pronóstico de precipitación GEFS para río Curanilahue en Curanilahue.

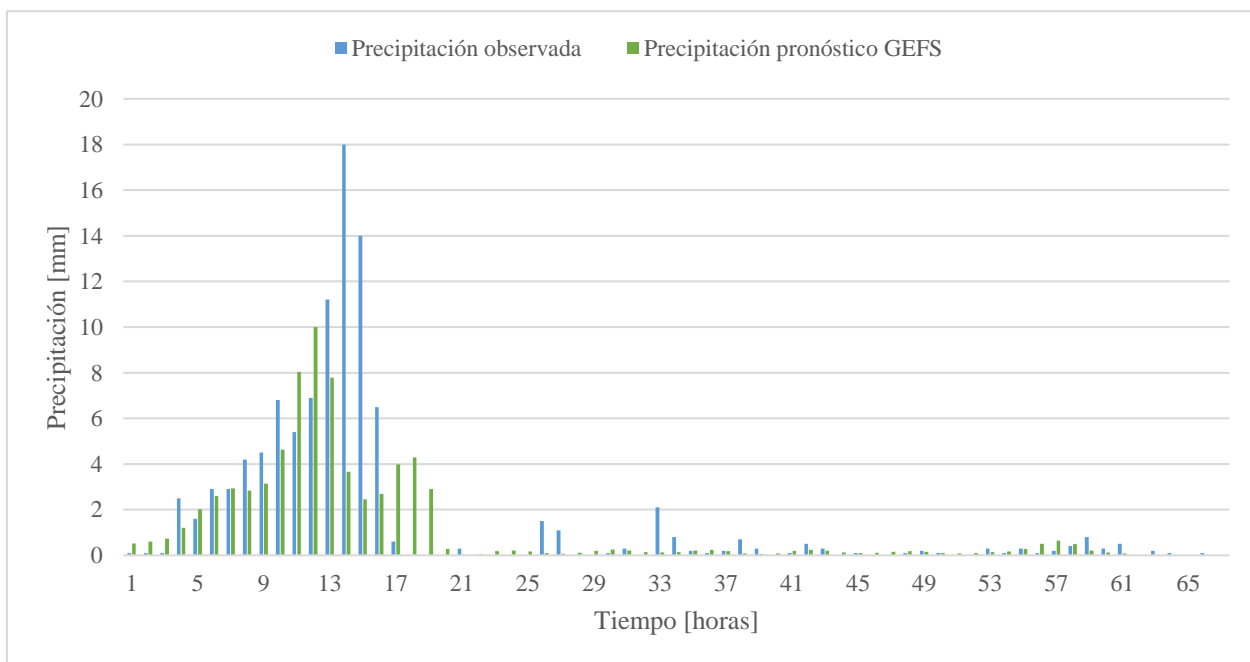


Figura 5-34. Hietograma de precipitación observada y pronóstico del modelo GEFS a nivel horario para la crecida 11 en la estación río Curanilahue en Curanilahue.

Si se traducen los resultados de las Figuras 5-25, 5-27, 5-29, 5-31 y 5-33 en porcentajes de acierto y falsa alarma se obtienen los valores presentados en la Tabla 5-21.

Tabla 5-21. Porcentajes de acierto y falsa alarma del modelo del hidrograma unitario según precipitación observada-pronosticada y según curva número conservadora-optimista para cada tipo de alerta en río Curanilahue en Curanilahue.

Precipitación utilizada	Curva Número utilizada	Alerta Azul		Alerta Amarilla		Alerta Roja	
		Acierto	Falsa Alarma	Acierto	Falsa Alarma	Acierto	Falsa Alarma
Precipitación Observada	CN Conservadora	67%	50%	100%	0%	100%	25%
	CN Optimista	33%	0%	0%	0%	0%	0%
Precipitación Pronóstico GEFS	CN Conservadora	67%	0%	100%	0%	100%	0%
	CN Optimista	0%	0%	0%	0%	0%	0%

De la Tabla 5-21 se desprende que los resultados son menos optimistas que los obtenidos por la metodología del SGCR, generando un aumento en los porcentajes de falsa alarma al utilizar los valores de CN conservadora, sin embargo, al utilizar los valores de CN optimista obtiene mejores porcentajes de acierto que el SGCR.

Además, logra acertar algunas alertas utilizando los pronósticos de precipitación del modelo GEFS. De todas formas, se confirma que este tipo de metodologías es fuertemente dependiente de los pronósticos de precipitación, como se aprecia en los resultados de la Crecida 9 (Figuras 5-31 y 5-32), donde no se aprecian todas las curvas, debido a que los pronósticos de precipitación son muy inferiores a la precipitación observada y por tanto predicen una escorrentía directa nula, para el caso de CN conservadora y CN optimista.

En el caso de los resultados obtenidos con la precipitación observada, los casos de CN conservadora y optimista podrían funcionar como una especie de “intervalos de confianza”, ya que en todas las crecidas el caudal peak observado esta entre los caudales pronosticados, con excepción de la crecida 8.1, que posee un comportamiento particular de dos peaks que no logran ser capturados por el modelo.

Capítulo 6: Conclusiones y comentarios

A continuación, se presentan las conclusiones y comentarios finales del trabajo separadas por tema:

6.1 Redes neuronales

Las redes neuronales generadas entregan resultados satisfactorios en cuanto al pronóstico de caudales en tiempo real con cierto tiempo de antelación. El tiempo de antelación con el que logran pronosticar de forma aceptable varía de cuenca en cuenca y depende principalmente de la rapidez de la respuesta hidrológica de esta. Se aprecia que en cuencas pequeñas de rápida respuesta hidrológica (como lo es el caso de Curanilahue, en la que se concluye que logra pronosticar de forma aceptable hasta con 3 horas de antelación) el tiempo de antelación con el que se logra pronosticar es menor que en el caso de cuencas más grandes con una respuesta hidrológica más lenta (como lo es el caso de Cautín en Cajón, en la que se concluye que logra pronosticar de forma aceptable hasta con 12 horas de antelación).

Otro aspecto importante a destacar dentro de un buen funcionamiento de las redes neuronales son las variables que se consideran como entrada al modelo, es importante seleccionar variables representativas del proceso que se quiere modelar. En este caso, los eventos analizados son crecidas pluviales, por lo que las variables de entrada se centran principalmente en caudales y precipitaciones, sin embargo existen otros trabajos con aplicaciones en crecidas de deshielo (González, 2003; Muñoz, 2008), que perfectamente se pueden aplicar en un sistema de alerta de crecidas.

Las variables de entrada elegidas están lamentablemente supeditadas a la disponibilidad de datos en tiempo real, ya que de no existir estos, no se podría implementar un sistema de alerta de crecidas. Es por esto que es importante ampliar la red hidrometeorológica existente en Chile, idealmente mediante estaciones satelitales capaces de entregar datos en tiempo real y mejorar su estabilidad. Ya que, por ejemplo, en la aplicación en la cuenca del río Cautín, existen estaciones fluviométricas no satelitales que podrían aportar información adicional al modelo, así como también existen estaciones meteorológicas que miden en tiempo real hace poco tiempo y no de manera consistente (muchas veces hay vacíos en la medición). Además, de no ser estables las estaciones pueden producirse problemas en los modelos de pronóstico de caudales, debido a que si por ejemplo, la estación río Cautín en Rariruca falla o deja de medir durante un periodo, no se podrían pronosticar caudales en la estación río Cautín en Cajón con más de 8 horas de antelación desde el momento en que falla.

Pese al análisis realizado de los resultados entregados por las redes neuronales es importante entender sus limitaciones, ya que son un modelo que funciona como una caja negra, por lo que no existe claridad sobre la física que domina el problema y no tiene un modelo físico que permita sustentar la interacción de las variables y sus resultados. Por esto es importante actualizar la red

incluyendo nuevas crecidas si es que sus resultados no son satisfactorios, para adquirir la capacidad de adaptarse a cambios físicos que puedan surgir en la cuenca e ir capturando estos en su estructura.

Si bien los resultados generados con mayor tiempo de antelación al recomendado no son precisos actualmente, sí podrían llegar a ser una herramienta más a considerar por parte del operador del sistema de alerta, en caso de que en un futuro, se actualice la red con nuevas crecidas, con más variables de entrada a considerar y/o los modelos meteorológicos entreguen pronósticos de precipitación más precisos que los disponibles actualmente.

Cabe mencionar que en la aplicación de las redes neuronales en la cuenca del río Curanilahue en Curanilahue se utilizan los pronósticos de precipitación del modelo GEFS cada 3 horas distribuida uniformemente. Se han realizado pruebas con la precipitación distribuida de forma lineal (utilizada en la aplicación del SGCR), sin embargo, los resultados en cuanto a eficiencia empeoraban. Esto se debe a que los modelos tienen consideraciones diferentes y el modelo de guía de crecidas repentinas es mucho más sensible a la intensidad horaria de la precipitación que el modelo planteado de redes neuronales.

Se propone en un futuro plantear una red actualizada para pronosticar caudales en Cautín en Rariruca cuando exista una mayor disponibilidad de información. Dado que la cuenca es de régimen mixto, sería importante también agregarle como variables de entrada precipitación y temperatura o estimaciones de la línea de nieves, lo que podría mejorar los resultados.

Para el caso de la red generada para pronosticar caudales en Cautín en Cajón, la influencia de las variables de precipitación y temperatura sobre el caudal en dicho punto disminuyen al tener una alta correlación con el caudal en la estación aguas arriba Cautín en Rariruca, y por tanto no son influyentes en los resultados de la red en los pronósticos de las primeras horas, sin embargo, al aumentar las horas de antelación se comienza a utilizar caudales pronosticados de la estación Cautín en Rariruca y es ahí donde cobra importancia las variables no incorporadas en el modelo, por lo que también sería importante para aumentar el tiempo de antelación del modelo, agregarlas cuando exista mayor disponibilidad de estas y evaluar su desempeño.

Si bien se definen tiempos de antelación “aceptables” en base a los resultados obtenidos, estos perfectamente pueden ser cuestionados. Finalmente, la herramienta de pronóstico queda a libre disposición del operador del sistema, que puede establecer criterios más conservadores u optimistas para declarar alertas (alertar con menos horas de antelación, pero con mayor certeza de que ocurrirá el evento o viceversa) basándose en los porcentajes de acierto y falsa alarma presentes en las Tablas 5-5, 5-8 y 5-11, que si bien no representan de manera perfecta la capacidad de predecir alertas según las horas de antelación (debido a la cantidad de caudales peaks sobre los que se calculan dichos porcentajes y que en algunos casos se declaran falsas alertas o no se declaran alertas reales por poco al estar cerca del umbral de dicha alerta), sí son una guía para tomar una decisión.

6.2 Guía de crecidas repentinas

Los modelos de redes neuronales planteados logran predecir caudales durante una crecida con tiempos de antelación razonables para alertar a la población en cuencas grandes de respuesta hidrológica lenta. Sin embargo, en cuencas pequeñas de rápida respuesta hidrológica (como el caso de Curanilahue) el tiempo de antelación con el que logran pronosticar es bajo. Además, hay que considerar el tiempo que se demoran los operadores del sistema de alerta en seguir el protocolo establecido y tomar la decisión de declarar una alerta, lo cual en más de una ocasión demora más de lo deseado por temas burocráticos. Ante la insuficiencia de estos modelos se explica la importancia de la aplicación del Sistema Guía para Crecidas Repentinas en el río Curanilahue.

La principal diferencia entre la metodología del SGCR y la del hidrograma unitario es que la del SGCR es de por sí optimista, ya que al utilizar el caudal peak de hidrogramas unitarios de diferentes tiempos de duración, se supone una precipitación uniforme durante dicho tiempo (intensidad constante), lo que no ocurre en el caso de la aplicación del hidrograma unitario, en donde se utilizan pulsos de precipitación horaria para generar hidrogramas de escorrentía.

Ambas metodologías tienen sus ventajas y desventajas. Al utilizar la del SGCR no se presentan falsas alarmas (debido a lo expuesto en el párrafo anterior) y requiere de un nivel menor de detalle en la información de precipitación para operar (requiere un pronóstico de precipitación acumulada, mientras que la del hidrograma unitario requiere un pronóstico de precipitación a nivel horario), sin embargo, requiere que dichos pronósticos de precipitación sean muy precisos para poder declarar alertas, mientras que si se utiliza la del hidrograma unitario, se presenta una mayor cantidad de falsas alarmas, pero es capaz de acertar alertas que la metodología SGCR no es capaz de predecir, es por esto que sería recomendable trabajar con intervalos de confianza, algo que se puede establecer como ya se mencionó mediante la utilización de las curvas obtenidas por la implementación de la CN conservadora y optimista en el modelo de lluvia-escorrentía.

De todas formas, es importante destacar que la muestra sobre las cuales se calculan estos porcentajes (acierto y falsa alarma) es muy pequeña (5 crecidas) y por tanto no es concluyente acerca del real valor de predicción de la metodología y sería importante evaluarla con eventos futuros. Además, hay que considerar que el sistema está pensado para pronosticar con varias horas más de adelanto que el modelo RN, las que varían dependiendo de las características de cada evento de precipitación en cuestión.

Con respecto a la metodología aplicada hay que hacer un alcance debido a que se aplicó en una cuenca pluvial. En el caso de cuencas de régimen mixto sería necesario modificar la metodología, ya que la forma del hidrograma varía dependiendo de la altura de la línea de nieves al momento de la crecida (depende del área pluvial y su forma). Una variante para aplicar esta metodología en cuencas de régimen mixto sería utilizar el hidrograma unitario sintético o geomorfológico considerando diferentes alturas de la línea de nieves, con lo cual se obtendrían caudales peaks del hidrograma unitario dependientes de la altura de la línea de nieves.

Como ya se mencionó, las metodologías aplicadas son una simplificación del real Sistema Guía para Crecidas Repentinas producto de que en este trabajo se utiliza un modelo de lluvia escorrentía más simple. Pese a esto la metodología original se enfrenta al mismo problema que se presenta en la utilizada en este trabajo, ya que requiere de todas formas pronósticos de precipitación precisos, y por tanto es importante evaluar que tan validos son los del modelo meteorológico GEFS en las zonas en las que se desea implementar.

6.3 Pronósticos de precipitación

De la aplicación de las redes neuronales en el río Curanilahue, se concluyó que la importancia de realizar buenos pronósticos de precipitación depende de la estructura de la red neuronal generada y los valores de los pesos y bias calibrados. En el caso particular de la red neuronal generada, de la Tabla 5-3 y la Figura 5-5 se aprecia que disminuye levemente la eficiencia (NSE) al utilizar los pronósticos de precipitación del modelo GEFS con respecto a un “pronóstico perfecto” de precipitación, por lo para esta metodología se pueden considerar válidos los pronósticos generados por el modelo GEFS.

Sin embargo, no ocurre lo mismo con las aplicaciones del SGCR e hidrograma unitario, donde al utilizar los pronósticos de precipitación del modelo GEFS, se aprecia una disminución muy fuerte en la capacidad de predecir alertas de los sistemas (los aciertos disminuyen de 67-100% a 0% para el SGCR), lo que se explica por dos razones, la fuerte dependencia de la metodología con pronósticos de lluvia muy precisos y que los modelos meteorológicos que buscan pronosticar precipitación a escalas temporales y espaciales tan bajas (horaria en un punto) son un desafío de gran envergadura y que para muchos eventos particulares no entregan pronósticos satisfactorios, como se puede apreciar en la Figura 5-32. Es por esto que cualquier avance en los modelos meteorológicos que impliquen un mejor pronóstico de precipitación significará un avance en la capacidad de predecir alertas de estos sistemas.

Dado que en este caso se utiliza información del modelo GEFS debido a que entrega la posibilidad de acceder a re-pronósticos de precipitación, se propone en eventos futuros evaluar las metodologías con pronósticos de otros modelos meteorológicos, que tal vez puedan representar de mejor forma los fenómenos meteorológicos que ocurren en Chile y entregar pronósticos más precisos.

6.4 Sistemas de alerta en Chile

Los modelos de predicción planteados y su capacidad de predicción de caudales ya ha sido analizada, sin embargo su capacidad de declarar alertas de manera efectiva está supeditada a que los caudales umbrales de las estaciones DGA sean correctos, por lo que es muy importante estar monitoreando específicamente los lugares puntuales que sufren el desborde del río o algún tipo de anegamiento, de manera de traducir el caudal del río en un nivel y ese nivel en una superficie de inundación en la zona para ir actualizando los caudales umbrales, debido a que las condiciones

físicas del cauce pueden sufrir cambios en el tiempo. Esto requeriría de una modelación hidráulica actualizada cada cierto tiempo (anualmente por lo menos).

Con respecto al mismo tema, es importante hacer notar que los umbrales de la DGA están definidos para las estaciones y no necesariamente para el punto del cauce que se desborda, por tanto, no es lo más adecuado actualizar los umbrales en base a la curva de descarga, lo más adecuado sería hacer el análisis con respecto al punto del cauce que se desborda o sufre anegamientos. Por falta de información detallada en el río Curanilahue se opta por definir los umbrales en base a la curva de descarga en la estación misma.

La propuesta de actualización planteada utilizando tanto redes neuronales como el SGCR representa una mejora en las cuencas de Curanilahue y Cautín con respecto a la situación actual, en donde se declaran alertas una vez que el caudal umbral definido por la DGA ha sido sobrepasado.

Se propone evaluar las metodologías planteadas frente a nuevos eventos de precipitación que ocurran en las cuencas del río Curanilahue y del río Cautín, tanto para la aplicación de redes neuronales (para probar con crecidas completamente nuevas), como para la aplicación del SGCR e hidrograma unitario (para aumentar la muestra sobre las cuales se calculan los porcentajes de acierto y falsa alarma).

Finalmente es importante que los recursos disponibles se utilicen, por ejemplo, muchas de las relaciones de pronóstico generadas por BF Ingenieros no están operativas, pese a que en este trabajo queda probada la eficiencia de la relación de pronóstico para la estación río Cautín en Cajón. Muchas veces se genera conocimiento y herramientas útiles a las que no se les saca provecho.

Bibliografía

- 24Horas.cl. (2017). Alcalde de Curanilahue e inundaciones: “La situación es cada momento más dramática”. 24 Horas. Recuperado a partir de <http://www.24horas.cl/nacional/alcalde-de-curanilahue-e-inundaciones-la-situacion-es-cada-momento-mas-dramatica-2418631>
- Artigas, M. (2015). Pronóstico de caudales de deshielo a distintas escalas temporales, usando redes neuronales artificiales en la cuenca del río Mapocho en Los Almendros. Memoria para optar al título de ingeniero civil. Universidad de Chile. Recuperado a partir de <http://repositorio.uchile.cl/handle/2250/136160>
- Aton. (2018). Alerta roja en La Araucanía por sistema frontal: colapsa puente sobre río Cautín y emergencia deja decenas de damnificados y aislados. Publimetro. Recuperado a partir de <https://www.publimetro.cl/cl/noticias/2018/06/28/alerta-roja-la-araucania-sistema-frontal-colapsa-puente-rio-cautin-emergencia-deja-decenas-damnificados-aislados.html>
- Ayuso, L., Peña, A. & Montesinos, P. (1994). Estimación del hidrograma unitario. Estudio comparativo de cuatro métodos lineales. Ingeniería del agua. Recuperado a partir de <http://upcommons.upc.edu/revistes/bitstream/2099/4148/1/article2.pdf>
- Beale, M., Hagan, M. & Demuth, H. (2017). Neural Network Toolbox Users Guide. MATLAB. MathWorks. Recuperado a partir de https://www.mathworks.com/help/pdf_doc/nnet/nnet_ug.pdf
- BF Ingenieros. (1986a). Investigación de sistemas de alerta de crecidas fluviales (etapa I): Determinación de lugares de previsión para regiones IX y X (hasta la cuenca del río Bueno inclusive). Ministerio de Obras Públicas. Dirección General de Aguas.
- BF Ingenieros. (1986b). Investigación de sistemas de alerta de crecidas fluviales (etapa I): VIII región (primera etapa). Ministerio de Obras Públicas. Dirección General de Aguas.
- BF Ingenieros. (1987a). Investigación de sistemas de alerta de crecidas fluviales (etapa II): Determinación de los lugares de previsión para las regiones V,VI,VII y RM. Ministerio de Obras Públicas. Dirección General de Aguas.
- BF Ingenieros. (1987b). Investigación de sistemas de alerta de crecidas fluviales (etapa II): Sistema de alerta de crecidas para la IX región. Ministerio de Obras Públicas. Dirección General de Aguas.
- BF Ingenieros. (1987c). Investigación de sistemas de alerta de crecidas fluviales (etapa III): Regiones V y Metropolitana. Ministerio de Obras Públicas. Dirección General de Aguas.
- BF Ingenieros. (1987d). Investigación de sistemas de alerta de crecidas fluviales (etapa III): Regiones VI y VII. Ministerio de Obras Públicas. Dirección General de Aguas.
- Castillo, V., Martínez, M. & Albaladejo, J. (1993). Validez del método del número de curva para el cálculo de caudales de escorrentía en áreas mediterráneas semiáridas. Departamento de Conservación de Suelo y Agua. Centro de Edafología y Biología Aplicada del Segura.

- Chow, V.T., Maidment, D. & Mays, L. (1994). Hidrología aplicada. McGraw-Hill.
- Cooperativa.cl. (2006). Temporal deja trágico balance de 15 muertos, dos desaparecidos y más de 26.000 damnificados. Radio Cooperativa. Recuperado a partir de <http://www.cooperativa.cl/noticias/pais/tiempo/temporal-deja-tragico-balance-de-15-muertos-dos-desaparecidos-y-mas-de/2006-07-12/061458.html>
- Covián, F. & Stowhas, L. (2016). Modelación de la línea de nieves en los andes chilenos entre los 28,5° a 51,5° grados de latitud sur. XXVII Congreso Latinoamericano de Hidráulica.
- Department of Public Works. Division of Highways. (1960). California culvert practice (Second edition). California State Print.
- DGA del Biobío. (1983). Red primaria de prevención de crecidas: Hoya del Itata. Intendencia del Biobío. Oficina Regional de Emergencia.
- European Academies Science Advisory Council, EASAC. (2018). Extreme weather events in Europe. Recuperado a partir de https://easac.eu/fileadmin/PDF_s/reports_statements/Extreme_Weather/EASAC_Statement_Extreme_Weather_Events_March_2018_FINAL.pdf
- Georgakakos, K., Graham, R. & Jubach, R. (2013). Global Flash Flood Guidance System, Phase I. Hydrologic Research Center.
- Gestal, M. (2009). Introducción a las Redes de Neuronas Artificiales. Departamento de Tecnologías de la Información y las Comunicaciones. Universidade da Coruña. Recuperado a partir de <http://sabia.tic.udc.es/~mgestal/cv/RNATutorial/TutorialRNA.pdf>
- González, R. (2003). Pronóstico de Crecidas en Tiempo Real. Uso de redes neuronales. Memoria para optar al título de ingeniero civil. Universidad de Chile.
- Hamill, T., Bates, G., Whitaker, J. & Murray, D. (2017). A Description of the 2nd-Generation NOAA Global Ensemble Reforecast Data Set. Physical Sciences Division. NOAA Earth System Research Laboratory. Department of Energy USA. Recuperado a partir de https://www.esrl.noaa.gov/psd/forecasts/reforecast2/README.GEFS_Reforecast2.pdf
- Instituto Nacional de Estadísticas, INE. (2002). Censo de Población y Vivienda. Ministerio de Economía.
- Instituto Nacional de Estadísticas, INE. (2015). Proyección de población. Ministerio de Economía.
- Johnstone, D. & Cross, W. (1949). Elements of Applied hidrology. The Ronald Press Comapny.
- Ljung, L. (1999). System identification: Theory for the user (Second edition). Prentice Hall.
- Matich, D. (2001). Redes Neuronales: Conceptos Básicos y Aplicaciones. Departamento de Ingeniería Química. Universidad Tecnológica Nacional. Recuperado a partir de <ftp://decsai.ugr.es/pub/usuarios/castro/Material-Redes-Neuronales/Libros/matich-redesneuronales.pdf>

- McNicol, D. (1972). *A Primer of Signal Detection Theory*. George Allen & Unwin.
- Muñoz, M. (2008). Pronóstico de crecidas en tiempo real usando redes neuronales recurrentes. Memoria para optar al título de ingeniero civil. Universidad de Chile. Recuperado a partir de <http://repositorio.uchile.cl/handle/2250/104857>
- Nazarala, B. (2016). *Sistemas de Alertas de Crecidas de origen pluvial*. Ministerio de Obras Públicas. Dirección General de Aguas.
- Natural Resources Conservation Service, NRCS. (1986). *Urban Hydrology for Small Watersheds*. United States Department of Agriculture.
- Peña, H. & Vidal, F. (1988). *Sistema Nacional de Alerta de Crecidas*. Ministerio de Obras Públicas. Dirección General de Aguas.
- RODHOS Asesorías y Proyectos. (2010). *Determinación de los umbrales de alerta de caudales, lluvias y temperaturas del sistema de transmisión de datos de la DGA*. Ministerio de Obras Públicas. Dirección General de Aguas.
- Servicio Nacional de Meteorología e Hidrología del Perú, Senamhi. (2016). *Establecimiento de un Sistema Guía de Crecidas Repentinas para América del Sur*. World Meteorological Organization. Hydrologic Research Center. National Oceanic and Atmospheric Administration.
- Stewart, B. (2007). *Flash Flood Guidance System (FFGS)*. Hydrologic Research Center. National Oceanic and Atmospheric Administration. Recuperado a partir de <http://www.wmo.int/pages/prog/hwrp/flood/ffgs/documents/2017-ffgs-brochure-en.pdf>
- Témez, J. (1991). *Extended and improved Rational Method*. Highways Administration of Spain.
- University Corporation for Atmospheric Research, UCAR. (2010). *Flash flood early warning system reference guide*. National Oceanic and Atmospheric Administration. Recuperado a partir de http://www.meted.ucar.edu/communities/hazwarnsys/ffewsrp/FF_EWS.pdf

Anexos

Anexo A. Caudales y precipitación observada

A continuación se presenta el caudal y la precipitación observada a nivel horario en cada estación para cada crecida definida por separado.

A.1. Río Curanilahue en Curanilahue

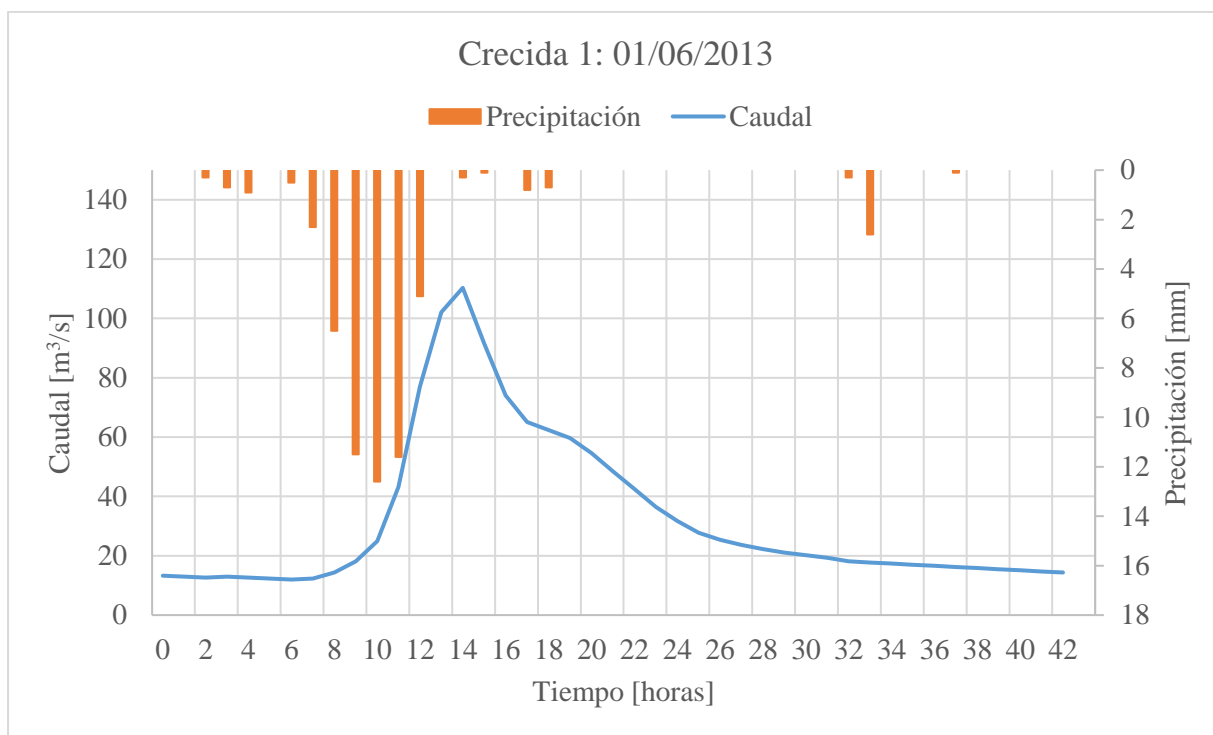


Figura A.1. Caudal y precipitación observada de la crecida 1 en la estación río Curanilahue en Curanilahue.

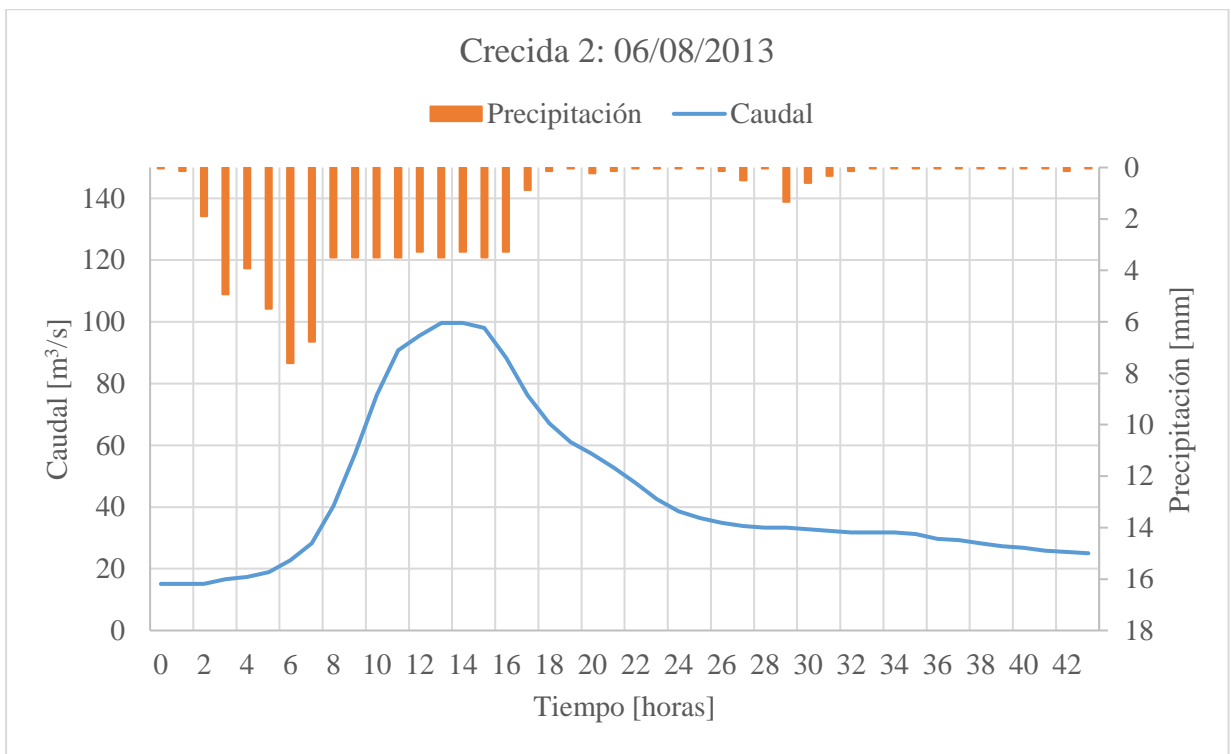


Figura A.2. Caudal y precipitación observada de la crecida 2 en la estación río Curanilahue en Curanilahue.

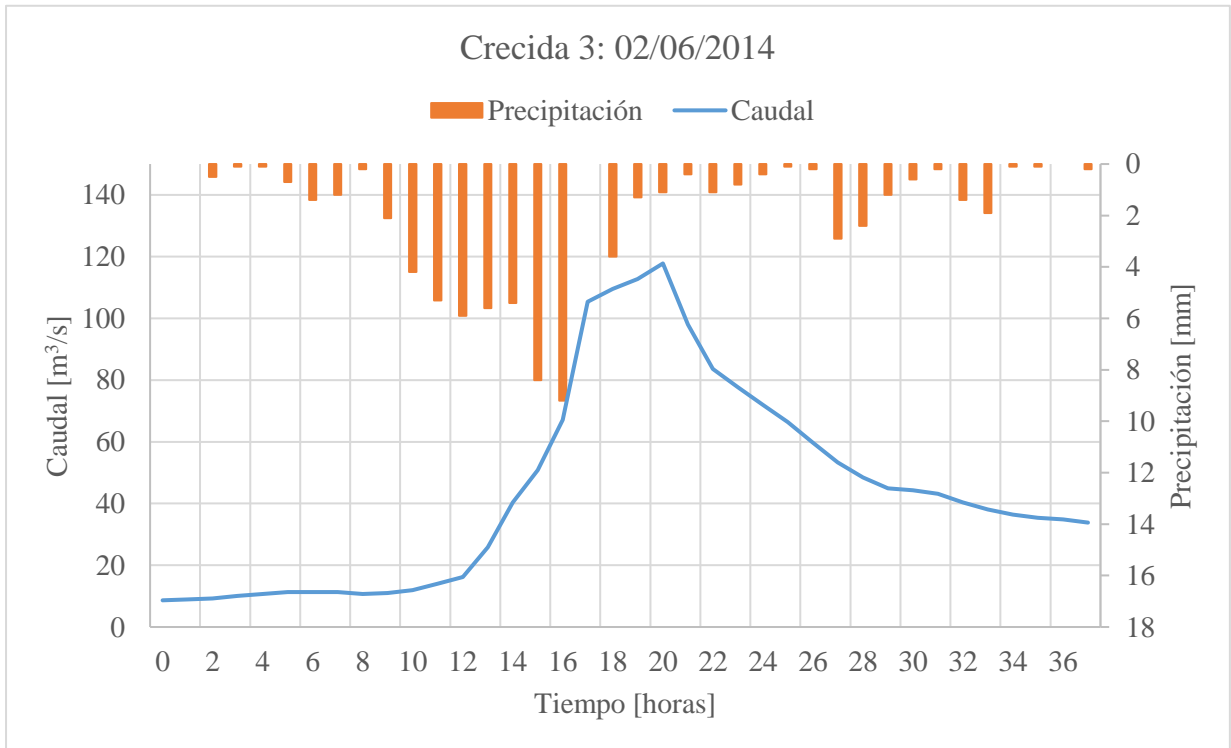


Figura A.3. Caudal y precipitación observada de la crecida 3 en la estación río Curanilahue en Curanilahue.

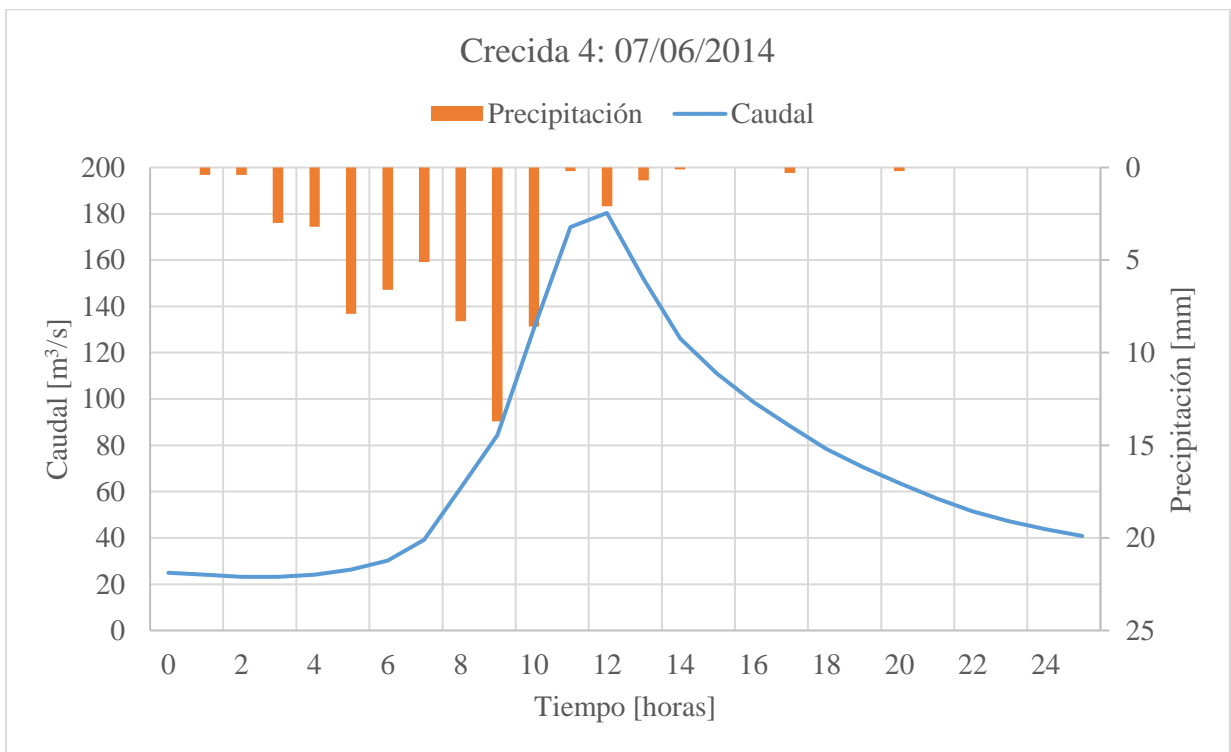


Figura A.4. Caudal y precipitación observada de la crecida 4 en la estación río Curanilahue en Curanilahue.

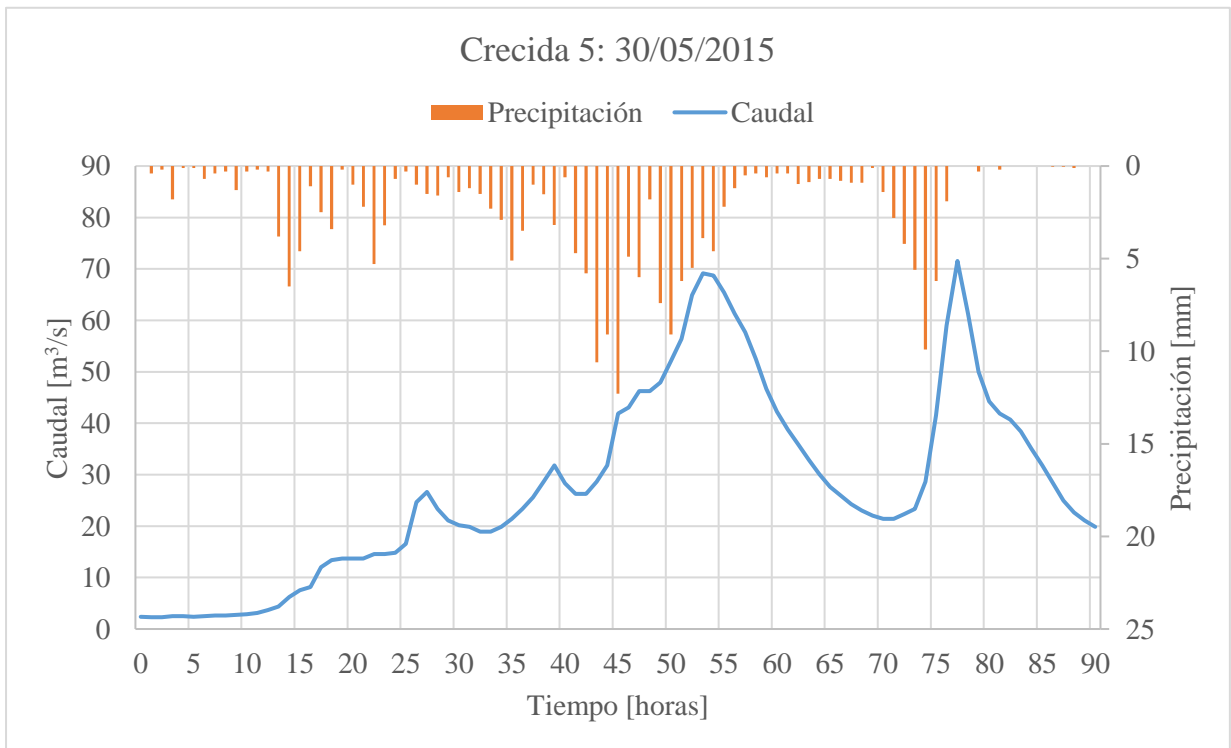


Figura A.5. Caudal y precipitación observada de la crecida 5 en la estación río Curanilahue en Curanilahue.

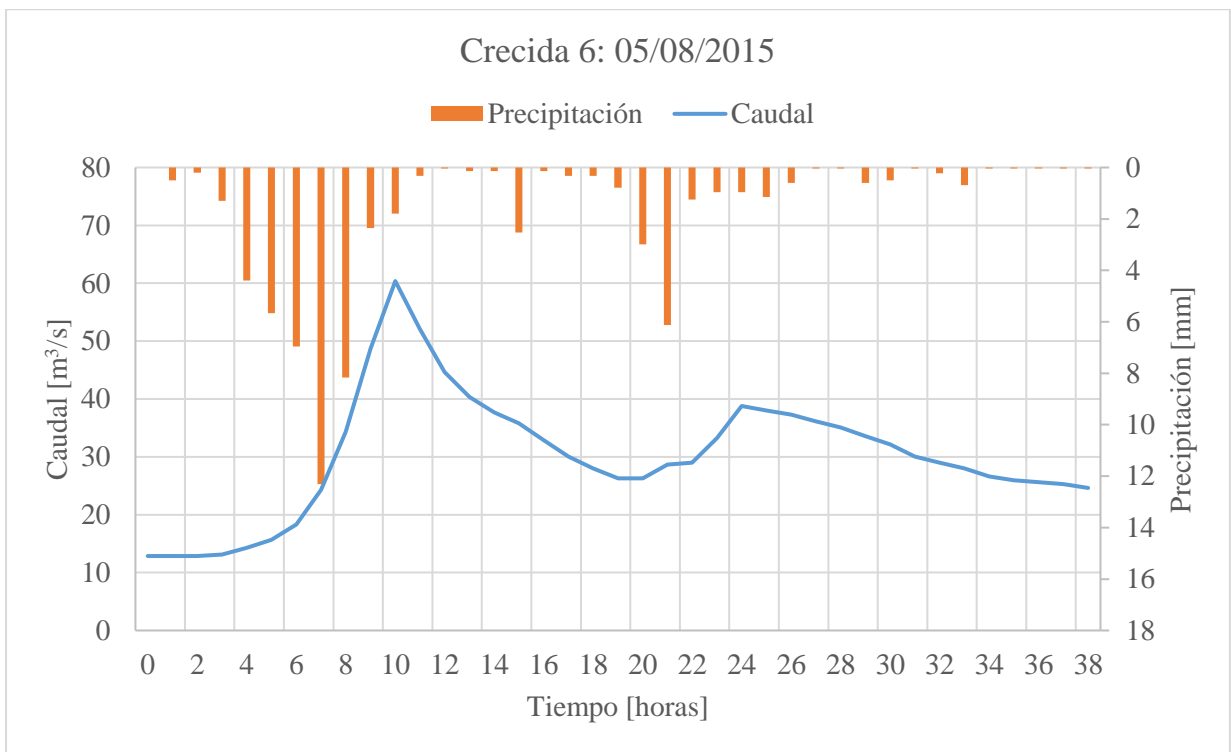


Figura A.6. Caudal y precipitación observada de la crecida 6 en la estación río Curanilahue en Curanilahue.

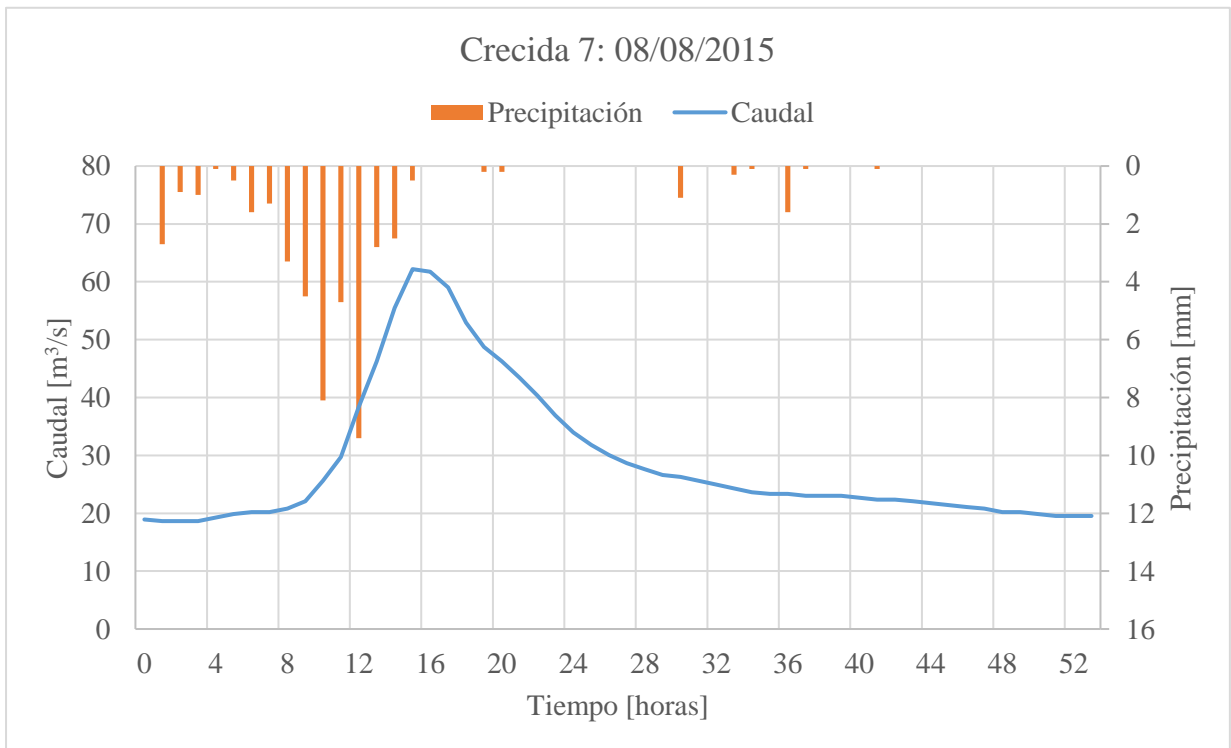


Figura A.7. Caudal y precipitación observada de la crecida 7 en la estación río Curanilahue en Curanilahue.

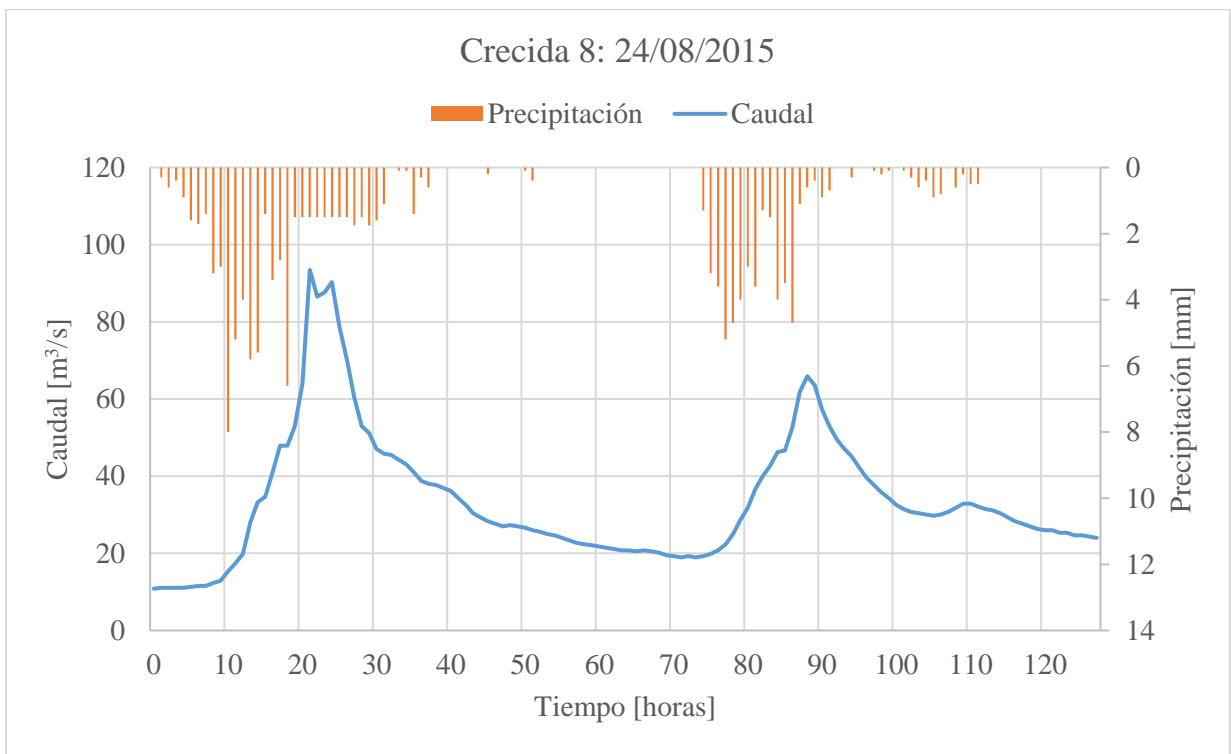


Figura A.8. Caudal y precipitación observada de la crecida 8 en la estación río Curanilahue en Curanilahue.

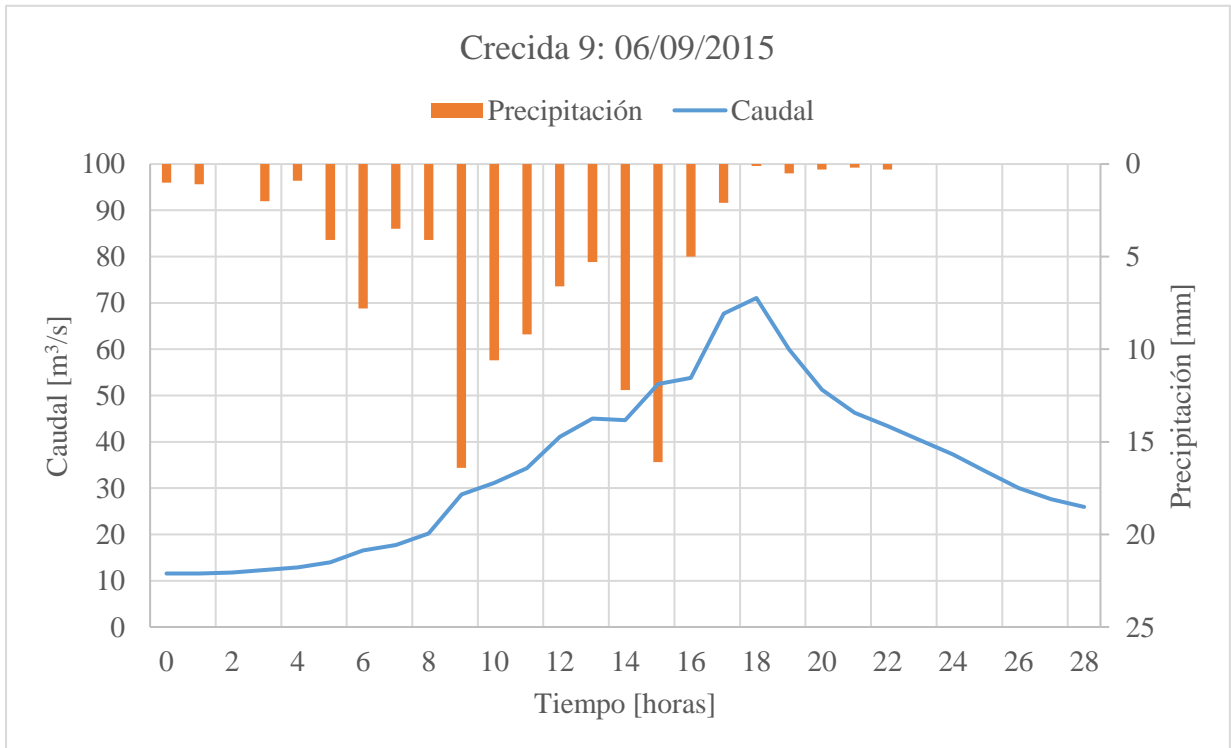


Figura A.9. Caudal y precipitación observada de la crecida 9 en la estación río Curanilahue en Curanilahue.

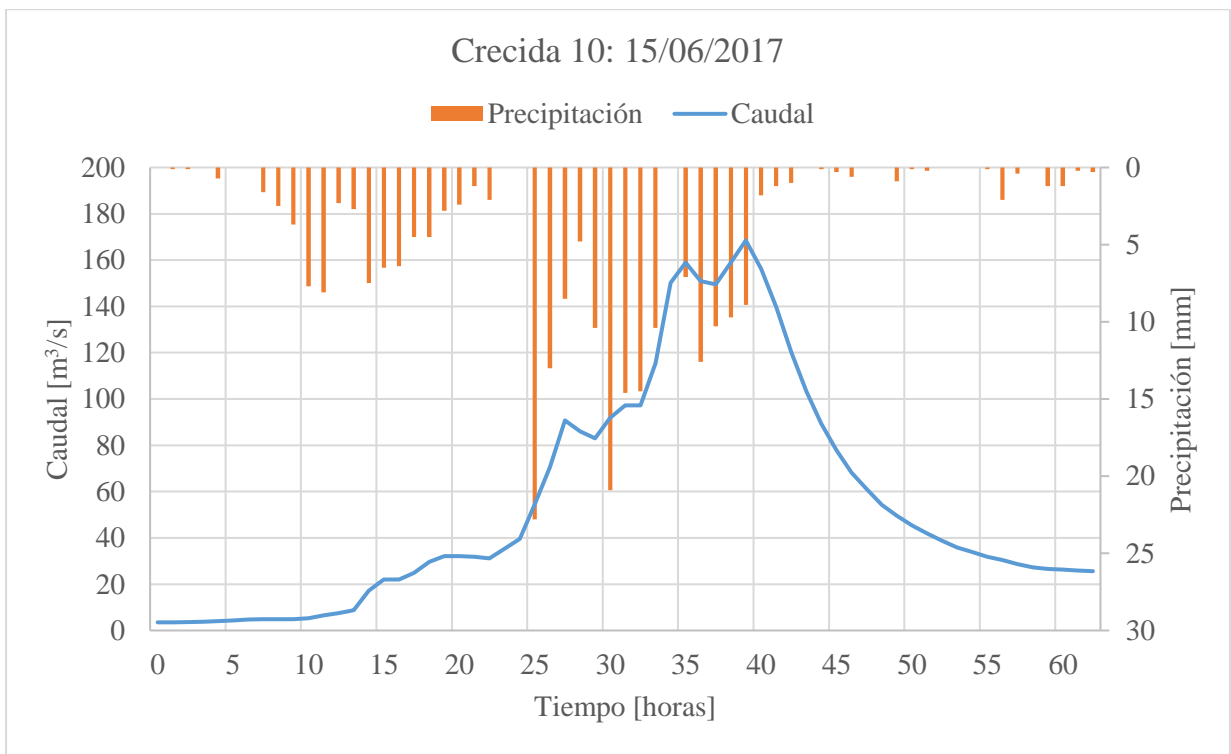


Figura A.10. Caudal y precipitación observada de la crecida 10 en la estación río Curanilahue en Curanilahue.

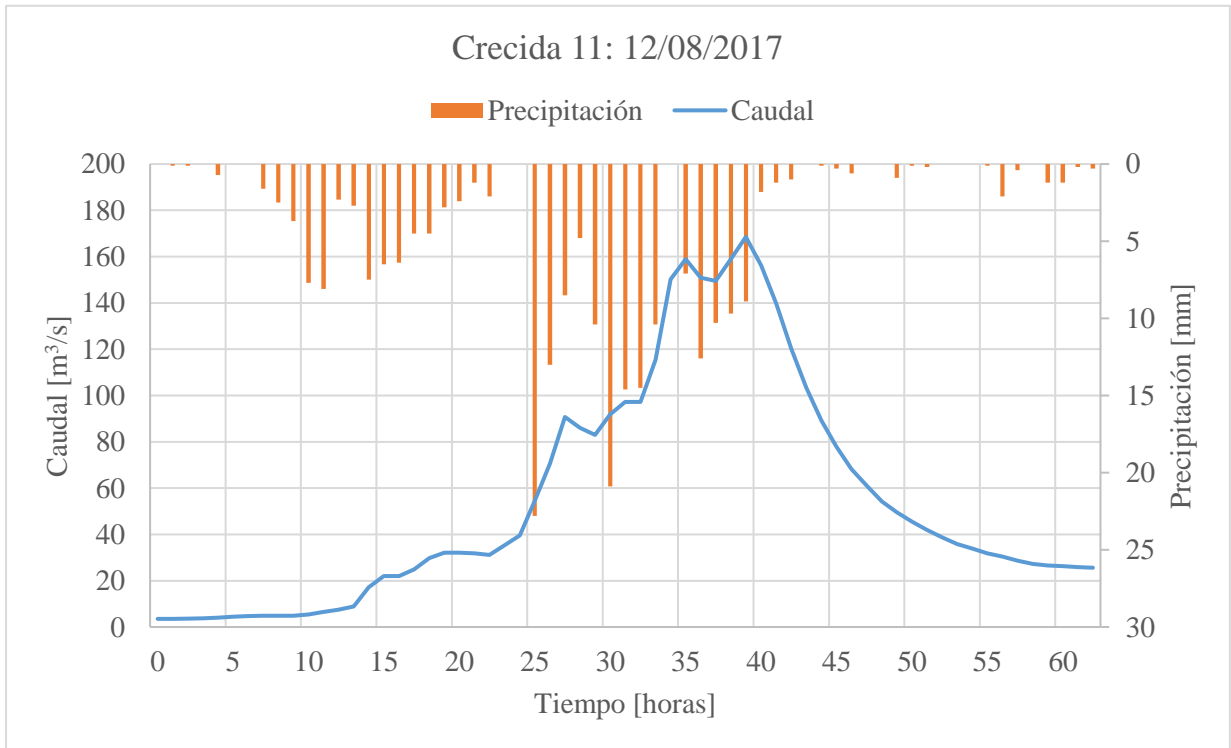


Figura A.11. Caudal y precipitación observada de la crecida 11 en la estación río Curanilahue en Curanilahue.

A.2. Río Cautín en Rariruca

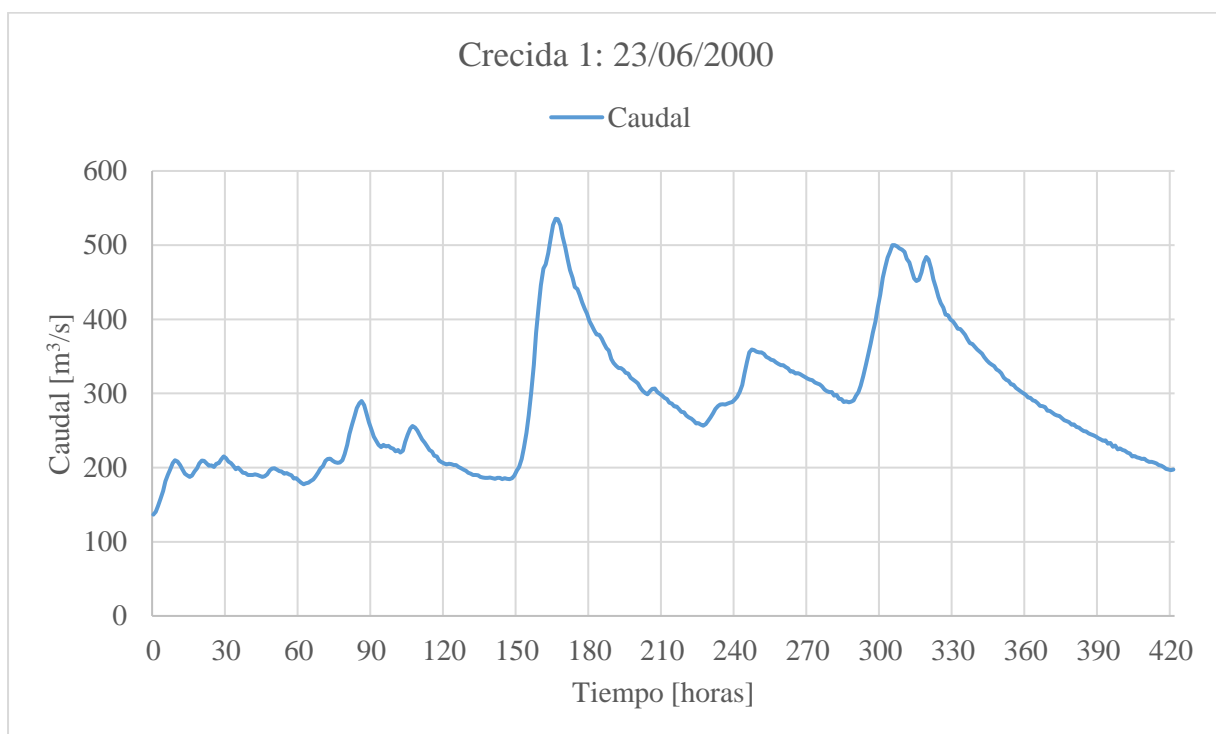


Figura A.12. Caudal observado de la crecida 1 en la estación río Cautín en Rariruca.

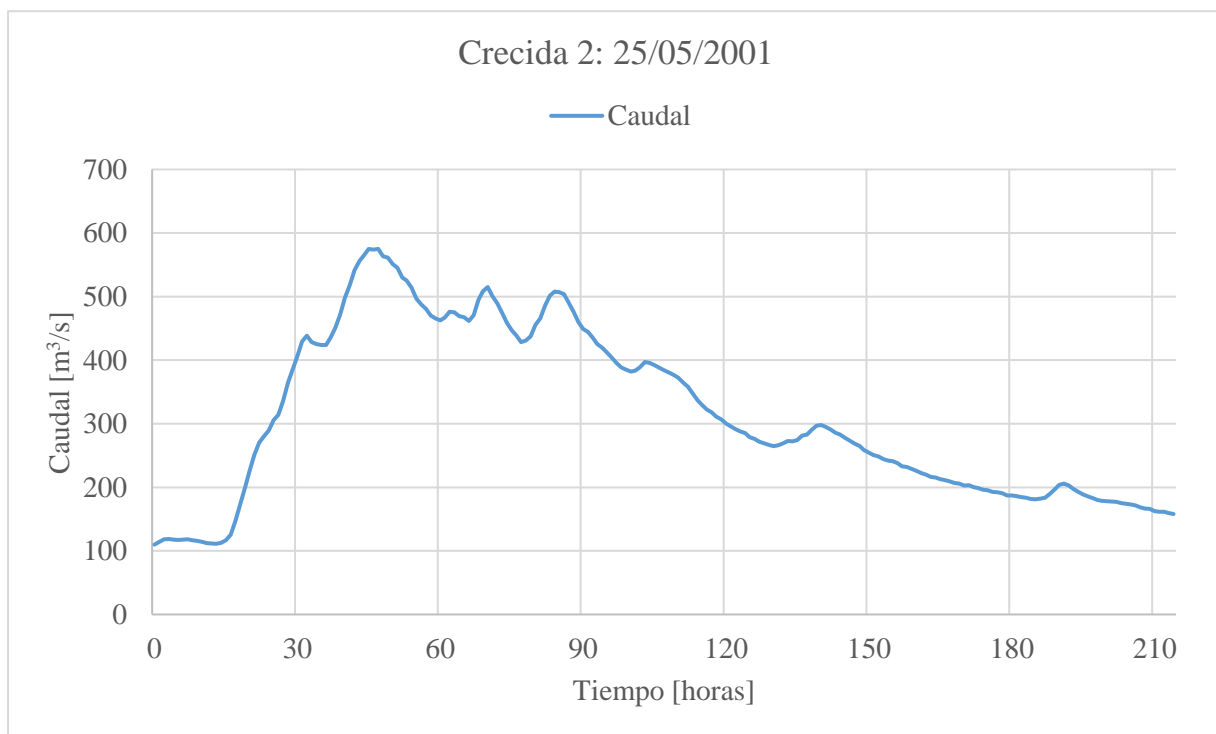


Figura A.13. Caudal observado de la crecida 2 en la estación río Cautín en Rariruca.

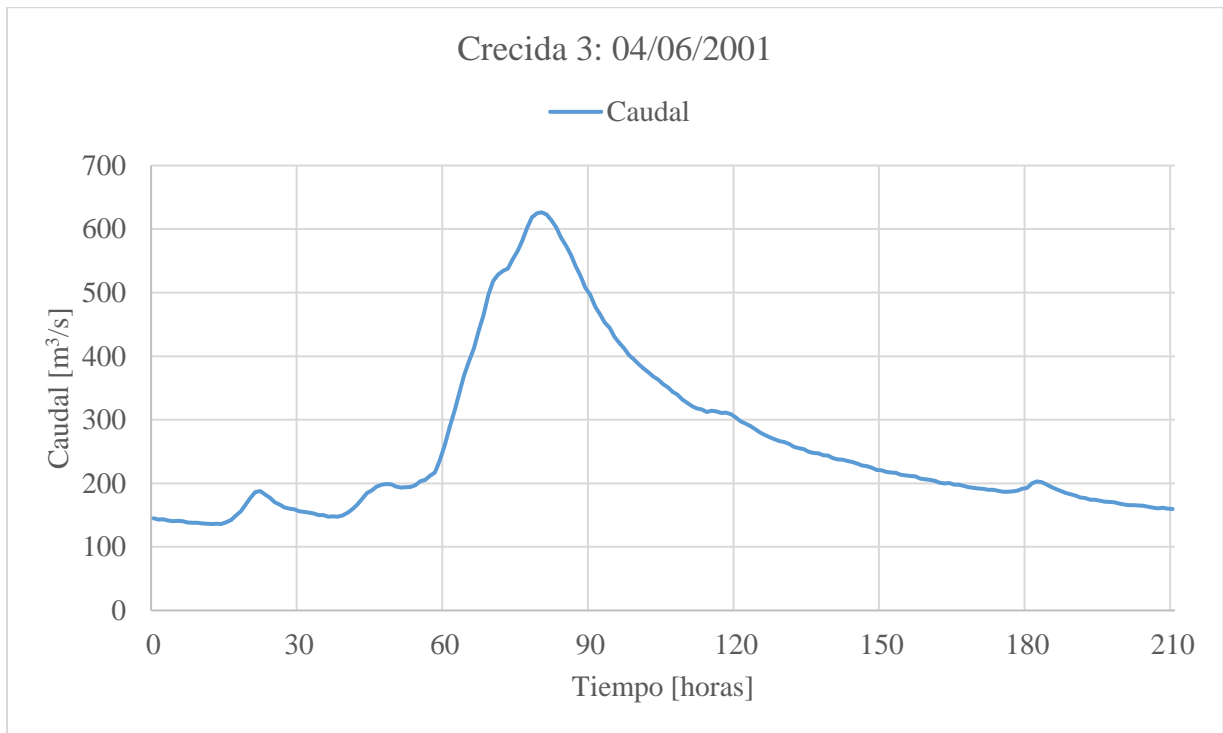


Figura A.14. Caudal observado de la crecida 3 en la estación río Cautín en Rariruca.

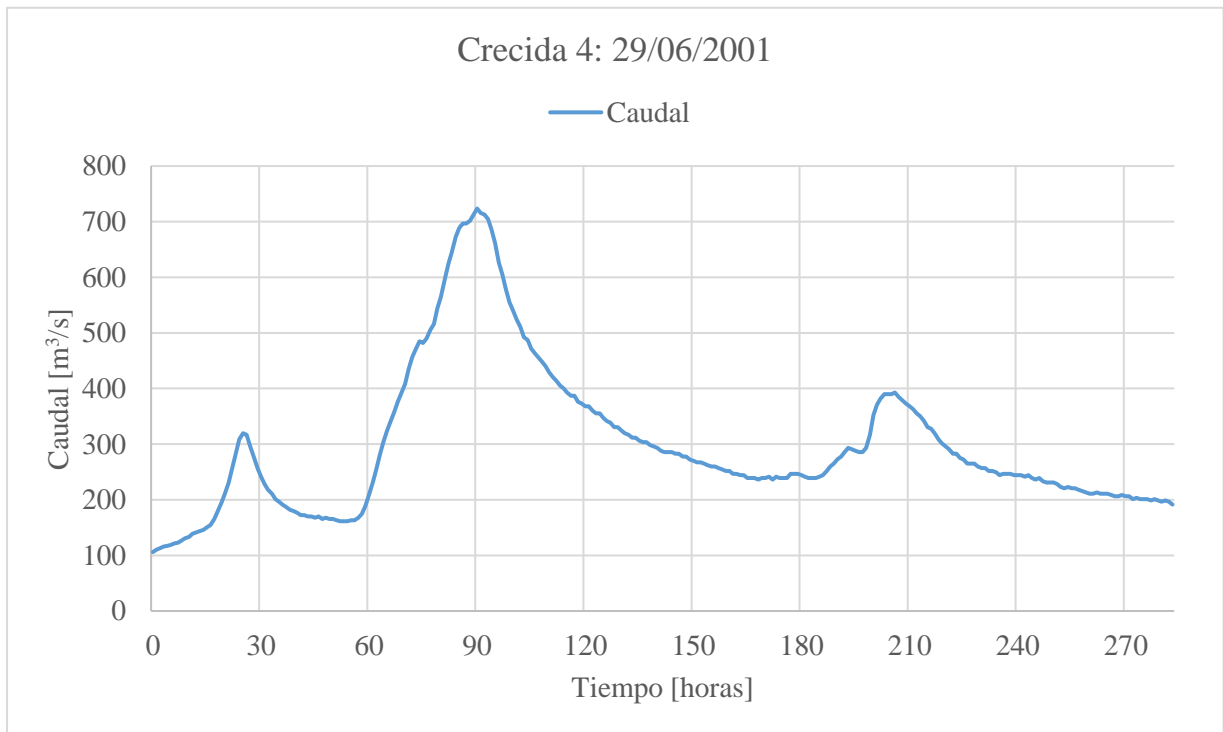


Figura A.15. Caudal observado de la crecida 4 en la estación río Cautín en Rariruca.

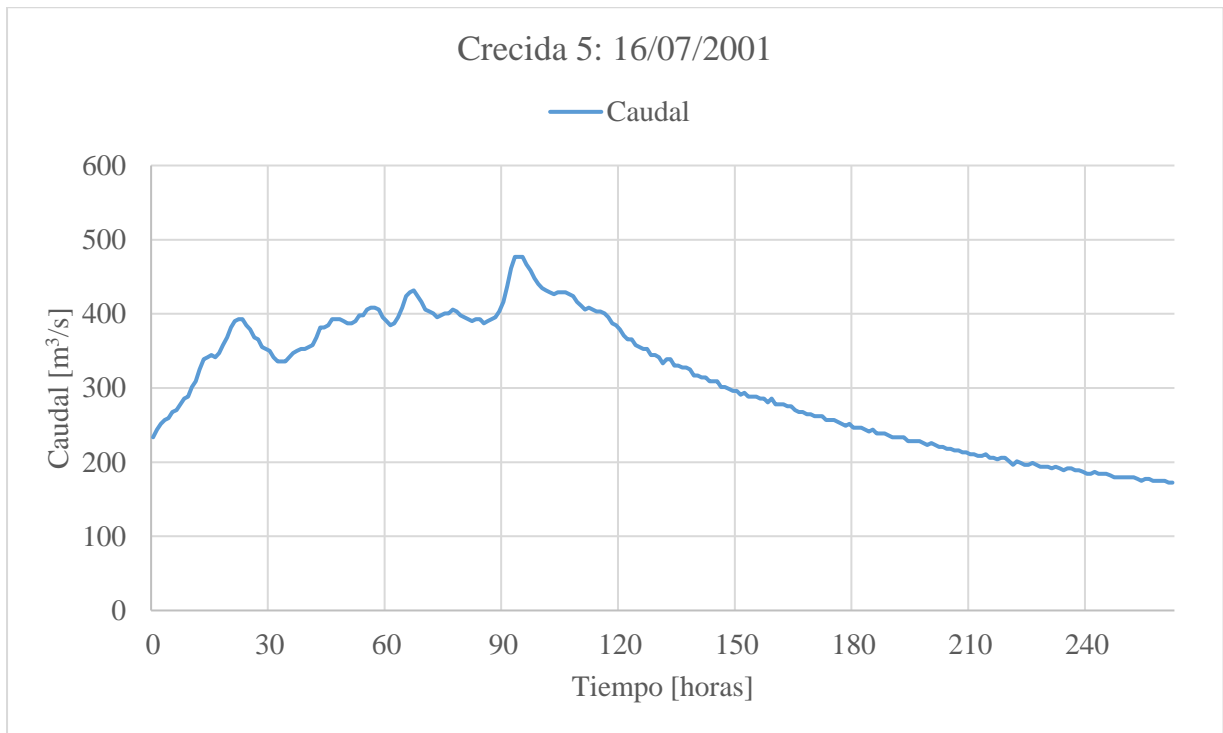


Figura A.16. Caudal observado de la crecida 5 en la estación río Cautín en Rariruca.

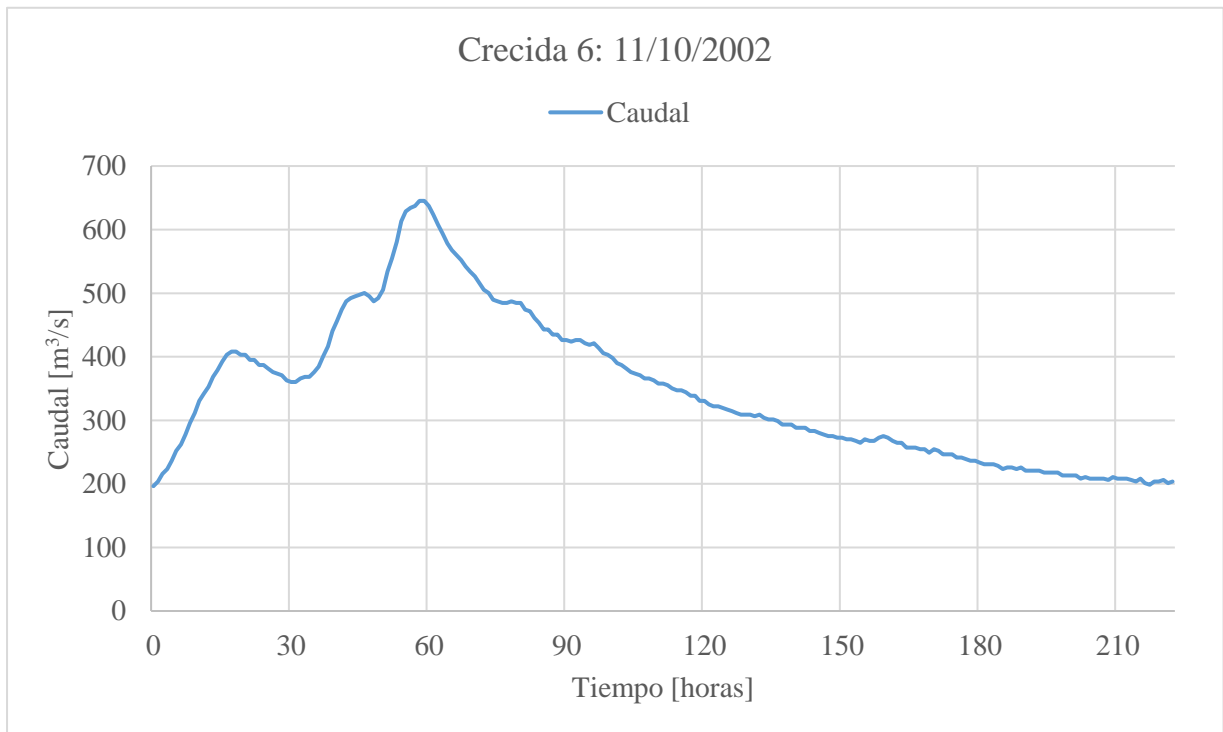


Figura A.17. Caudal observado de la crecida 6 en la estación río Cautín en Rariruca.

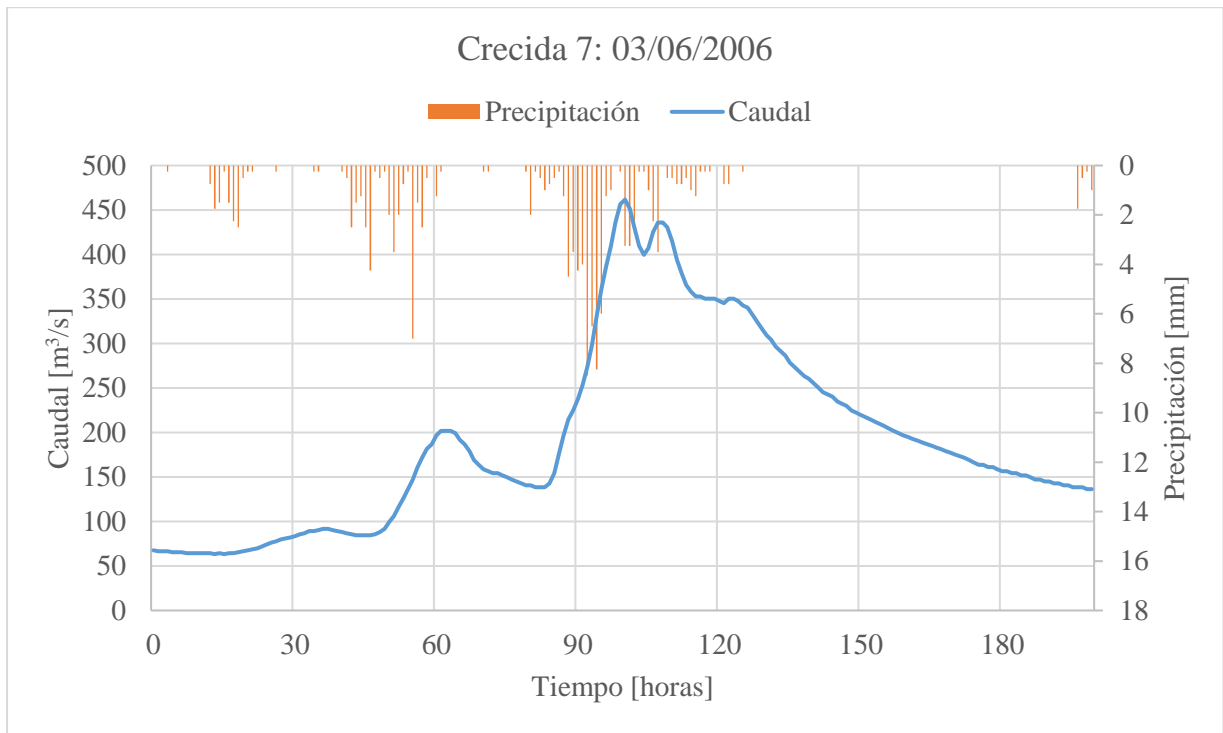


Figura A.18. Caudal y precipitación observada de la crecida 7 en la estación río Cautín en Rariruca.

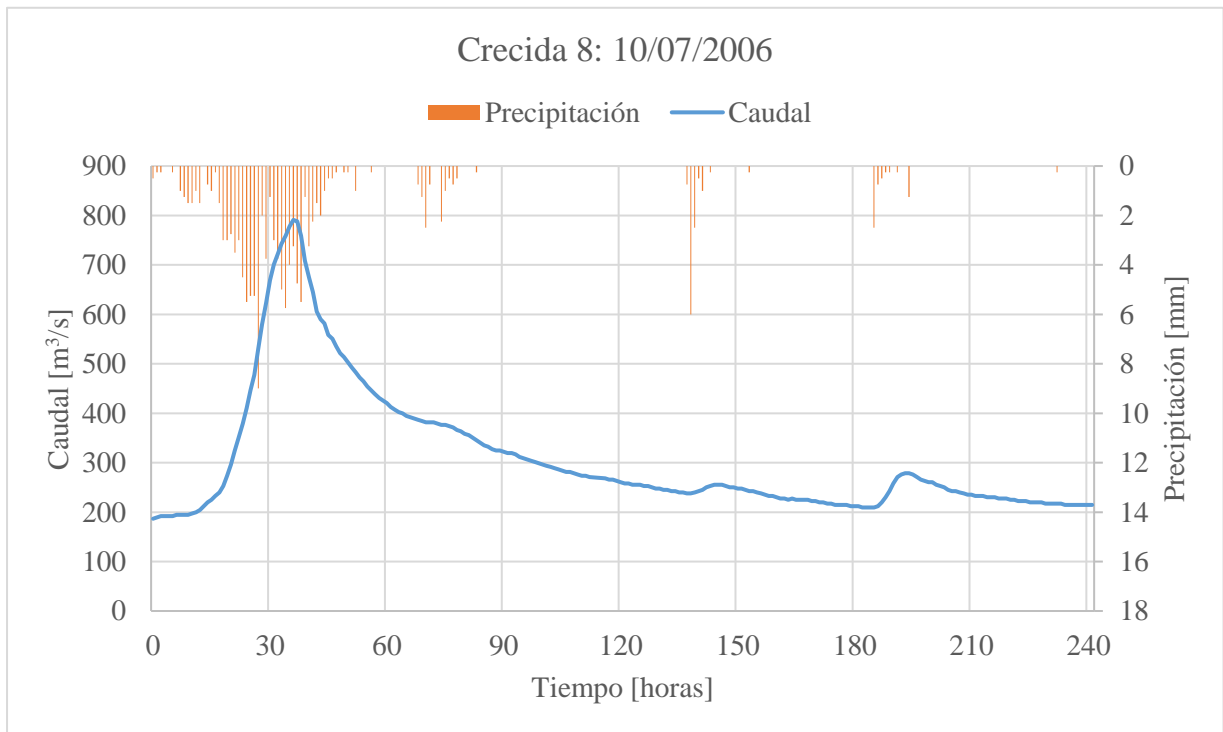


Figura A.19. Caudal y precipitación observada de la crecida 8 en la estación río Cautín en Rariruca.

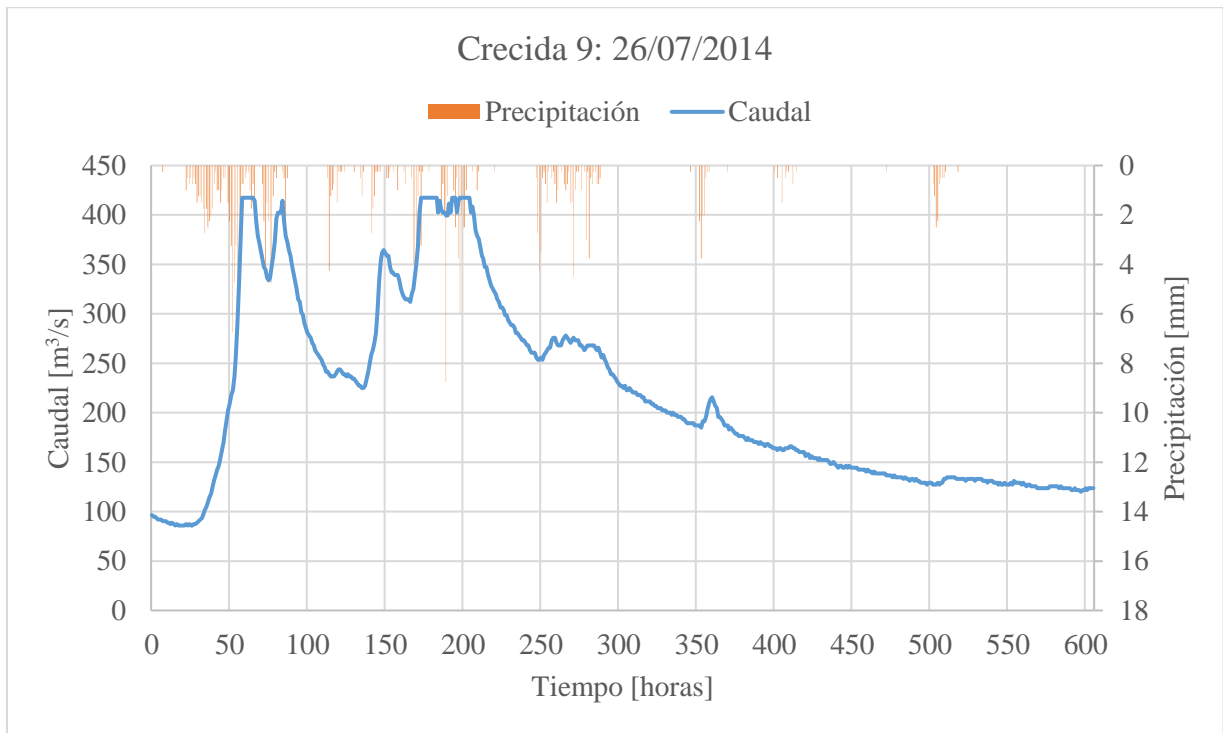


Figura A.20. Caudal y precipitación observada de la crecida 9 en la estación río Cautín en Rariruca.

A.3. Río Cautín en Cajón

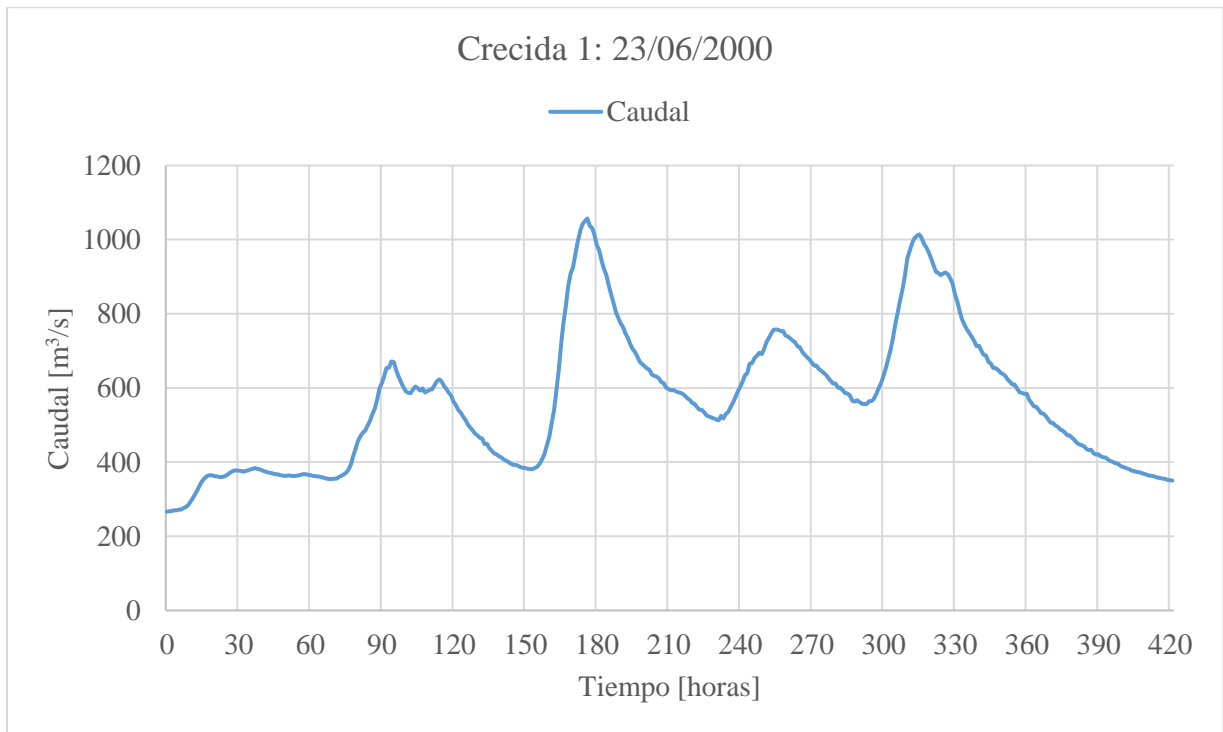


Figura A.21. Caudal observado de la crecida 1 en la estación río Cautín en Cajón.

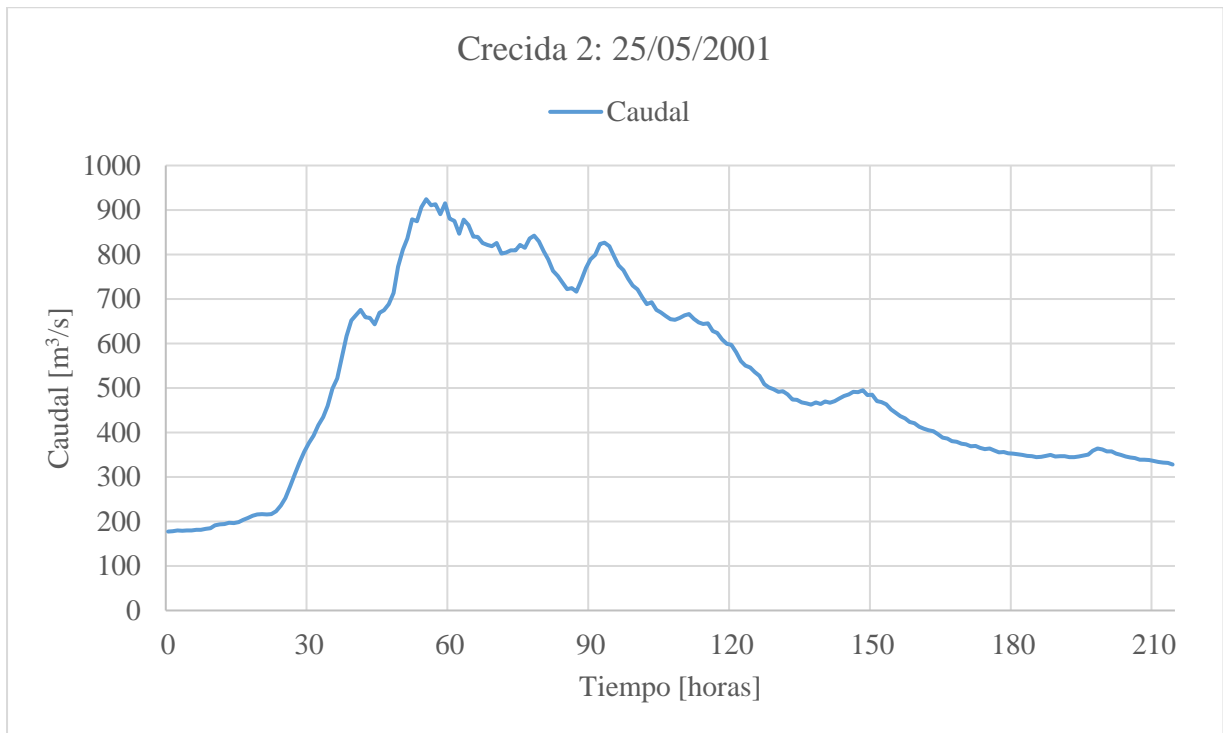


Figura A.22. Caudal observado de la crecida 2 en la estación río Cautín en Cajón.

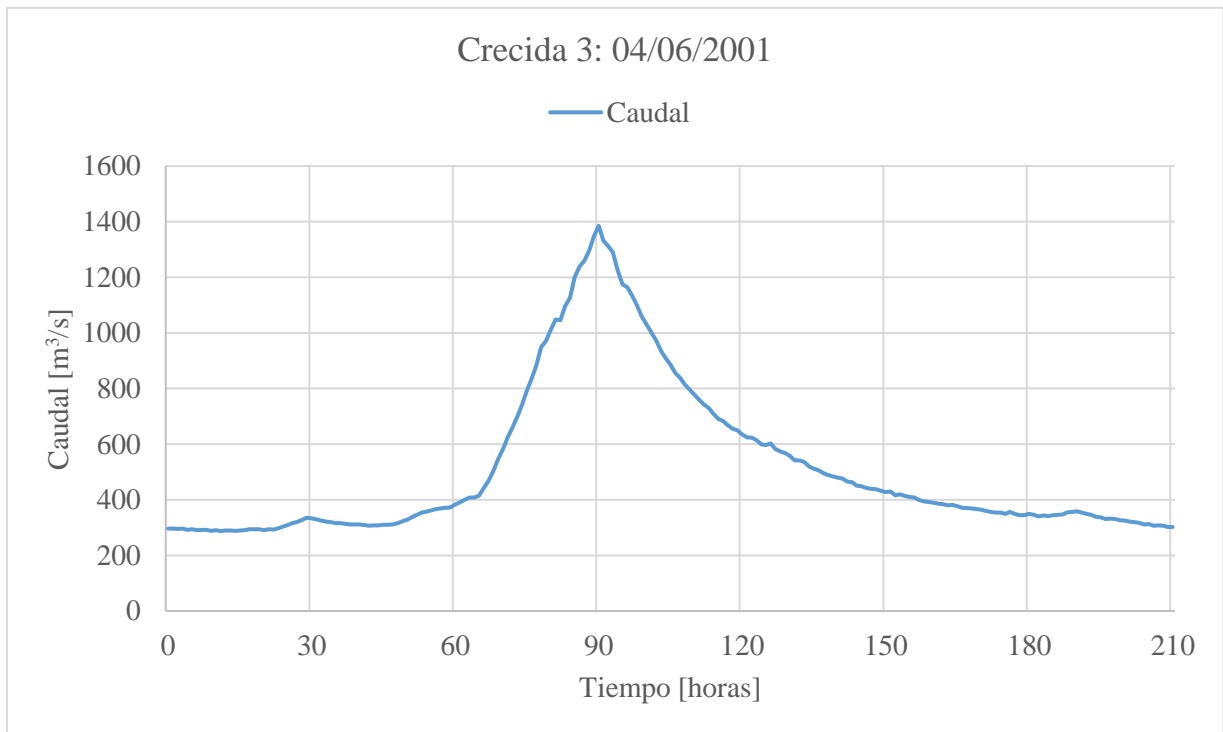


Figura A.23. Caudal observado de la crecida 3 en la estación río Cautín en Cajón.

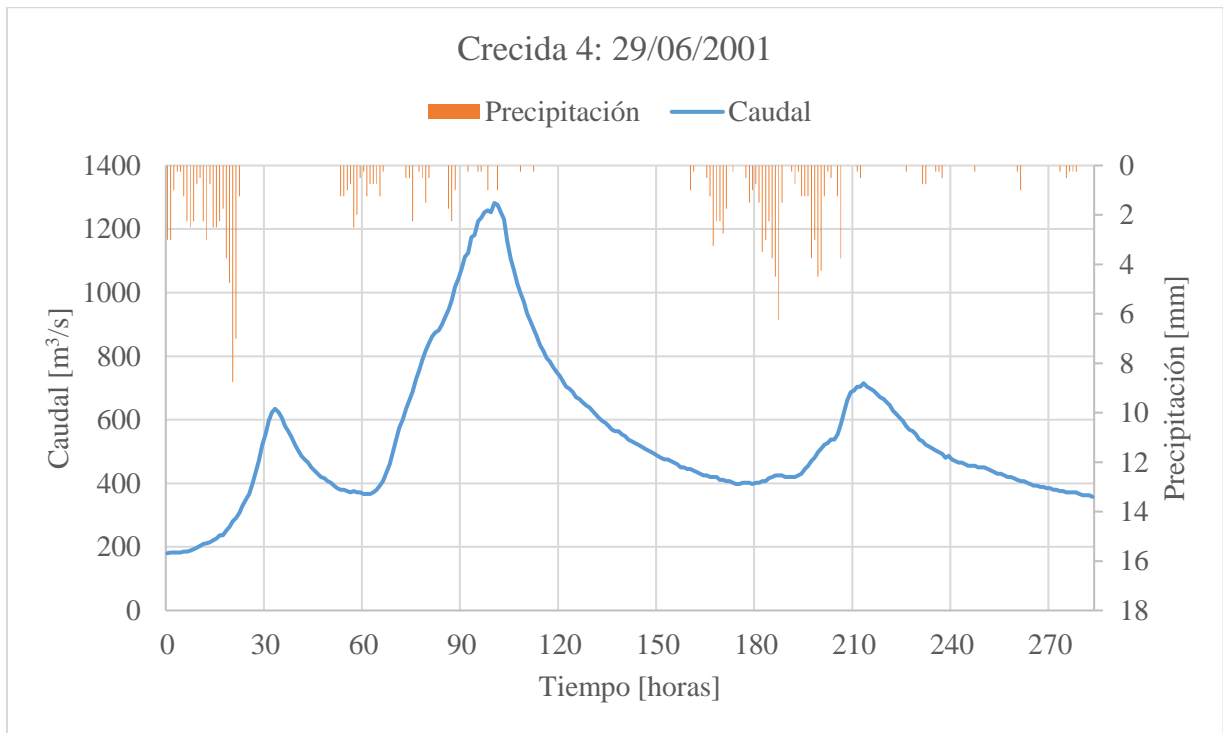


Figura A.24. Caudal y precipitación observada de la crecida 4 en la estación río Cautín en Cajón.

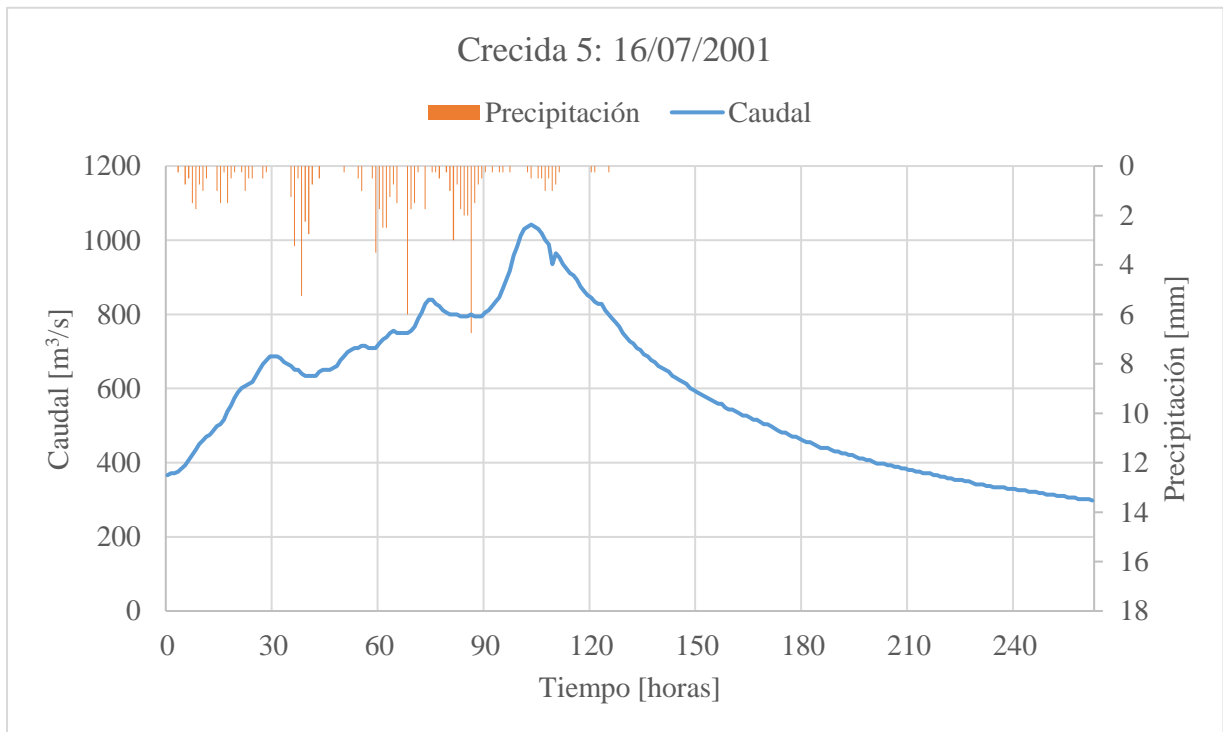


Figura A.25. Caudal y precipitación observada de la crecida 5 en la estación río Cautín en Cajón.

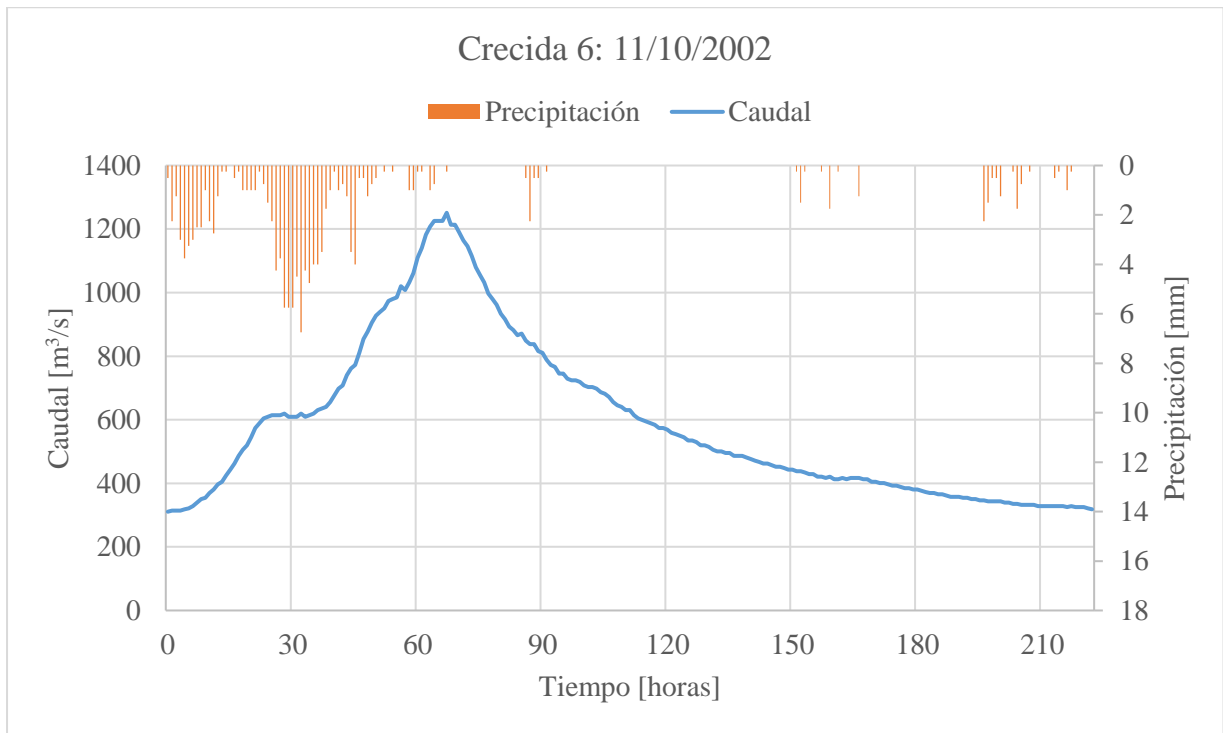


Figura A.26. Caudal y precipitación observada de la crecida 6 en la estación río Cautín en Cajón.

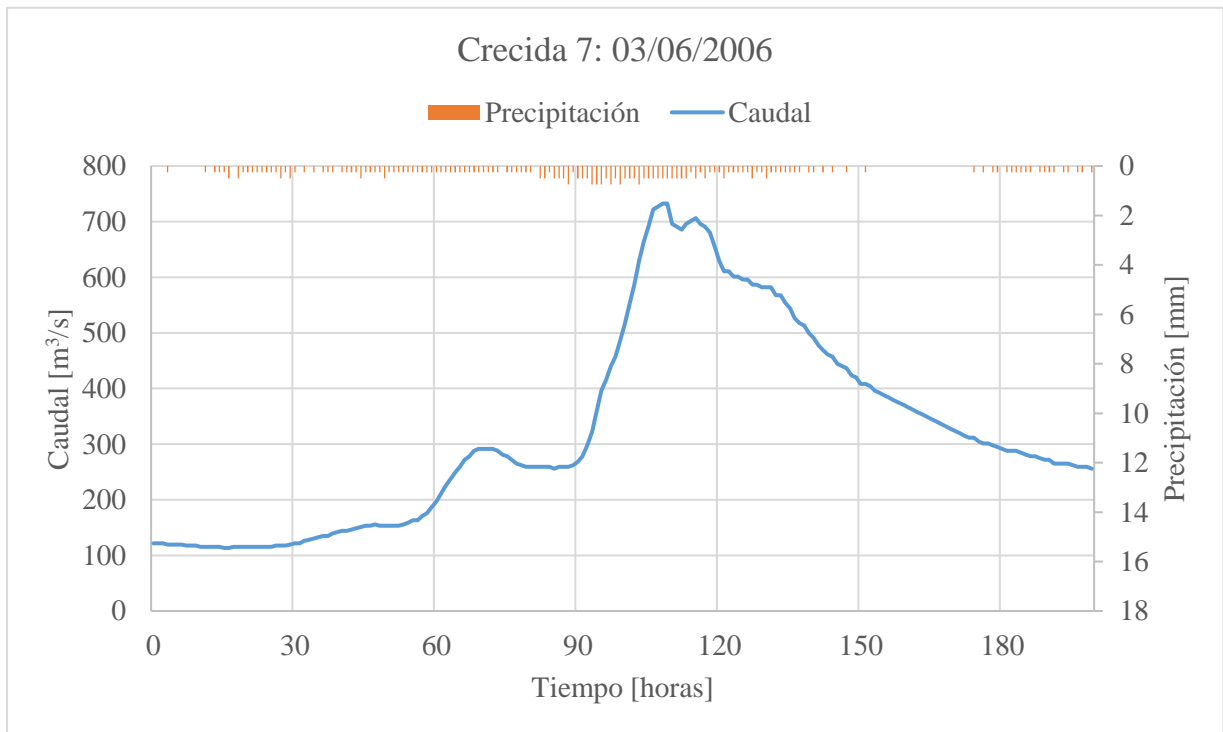


Figura A.27. Caudal y precipitación observada de la crecida 7 en la estación río Cautín en Cajón.

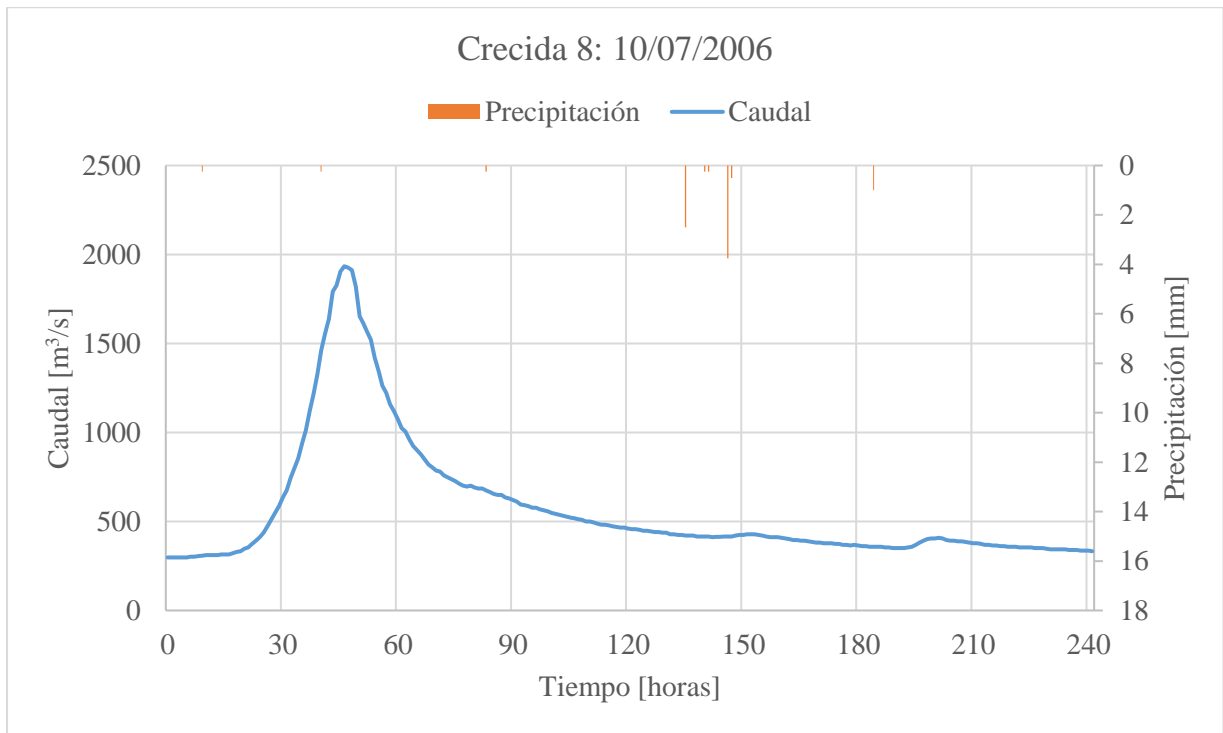


Figura A.28. Caudal y precipitación observada de la crecida 8 en la estación río Cautín en Cajón.

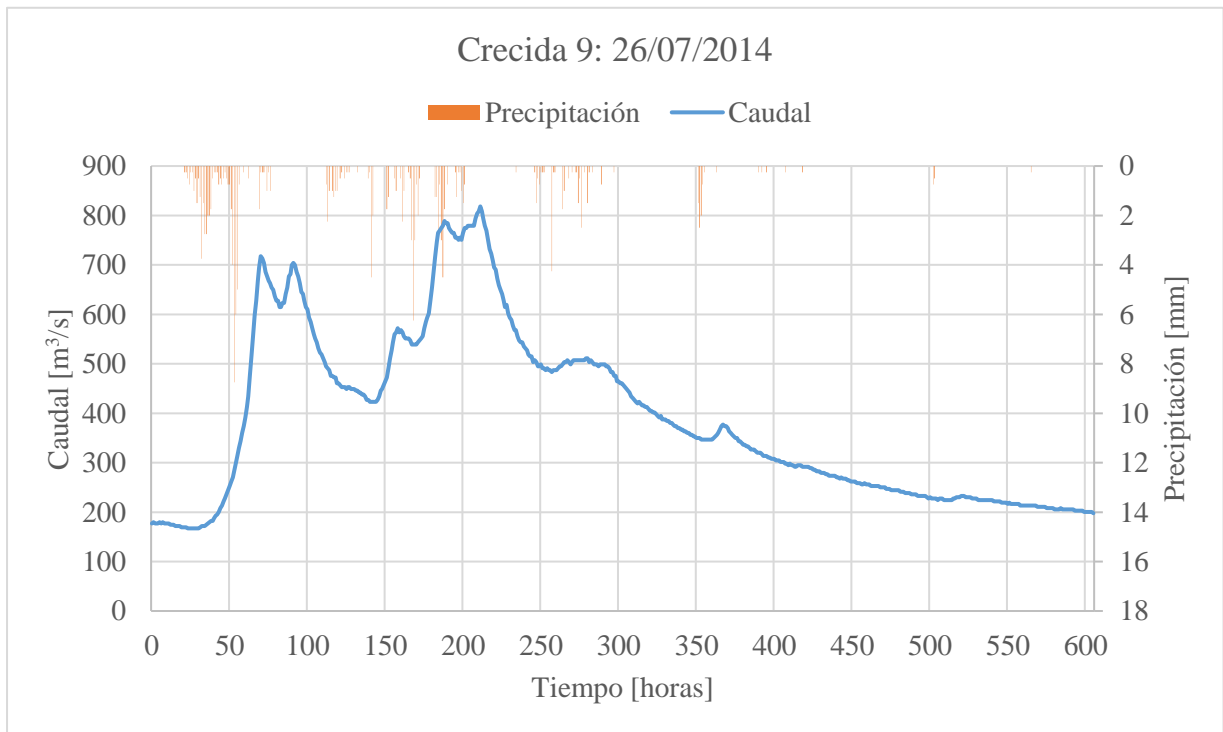


Figura A.29. Caudal y precipitación observada de la crecida 9 en la estación río Cautín en Cajón.

Anexo B. Configuraciones probadas

B.1. Río Curanilahue en Curanilahue

A continuación, se presentan tablas que muestran el error cuadrático medio de validación obtenido para diferentes configuraciones de entrada presentes en la Tabla 3-8, según distintas arquitecturas de la red neuronal (tanto en el número de capas ocultas, como la distribución de estas en las capas ocultas). Se aprecia que en algunos casos no se obtiene el error cuadrático medio, esto se debe a que como criterio se consideran válidas aquellas configuraciones que deben calibrar una cantidad de parámetros no superior a la décima parte de las muestras que se utilizan para crear la red neuronal (en este caso 530 muestras significan un máximo de 53 parámetros a calibrar). Por tanto, aquellas casillas que tienen un guion implican que dicha configuración posee más de 53 parámetros a calibrar (estos dependen tanto del número de inputs como de la configuración de la red en cuanto a capas y neuronas).

En rojo se destacan las 10 configuraciones de entrada y neuronas que obtienen el menor ECM de validación.

Tabla B-1. Error cuadrático medio de validación obtenido para cada configuración de entradas según el número de neuronas en una capa oculta para río Curanilahue en Curanilahue.

Configuración de entradas \ Número de neuronas	ECM validación [$(m^3/s)^2$]						
	1	2	3	4	5	6	7
1	12,98	8,42	15,17	18,75	15,60	18,50	21,38
2	14,50	8,01	17,09	13,25	19,51	23,49	-
3	10,85	18,47	12,76	12,23	14,26	13,30	-
4	14,34	10,28	23,62	8,42	20,88	20,63	-
5	14,41	12,65	10,11	19,64	23,25	-	-
6	15,72	13,36	17,15	17,05	27,77	-	-
7	14,56	8,76	10,78	18,53	14,87	-	-
8	12,60	20,27	19,94	8,20	24,70	-	-
9	14,39	17,68	13,23	19,80	20,20	-	-
10	13,89	11,60	19,98	23,61	-	-	-
11	14,57	20,41	18,31	20,63	-	-	-
12	16,66	10,38	12,88	20,23	-	-	-
13	18,16	4,51	12,67	22,53	-	-	-
14	10,43	11,23	18,79	16,54	-	-	-
15	15,90	14,63	14,45	23,27	-	-	-
16	9,41	6,80	24,16	13,44	-	-	-
17	22,48	18,45	19,10	17,12	-	-	-
18	12,25	18,88	15,82	19,98	-	-	-

La notación para describir la distribución de neuronas en dos capas es: [X,Y], donde X representa el número de neuronas en la primera capa e Y el número de neuronas en la segunda capa.

Tabla B-2. Error cuadrático medio de validación obtenido para cada configuración de entradas según la configuración de 2,3 y 4 neuronas en dos capas ocultas para río Curanilahue en Curanilahue.

Configuración de neuronas \ Configuración de entradas		ECM validación [$(m^3/s)^2$]					
		[1,1]	[1,2]	[2,1]	[1,3]	[2,2]	[3,1]
1		13,37	15,83	16,40	10,43	18,79	12,41
2		18,33	12,01	12,42	17,49	17,55	12,23
3		20,97	18,71	20,43	17,74	20,00	14,58
4		12,69	12,75	15,96	14,78	14,02	19,57
5		15,91	12,57	7,98	22,25	15,95	14,47
6		11,53	20,38	14,39	14,21	22,43	26,62
7		11,92	21,77	15,16	19,84	14,20	20,81
8		16,97	17,01	17,42	9,58	16,48	28,39
9		13,36	16,17	9,15	9,63	18,12	15,26
10		11,83	13,40	21,51	17,15	14,52	6,46
11		13,64	10,06	11,06	15,94	13,90	16,39
12		22,59	13,88	14,67	22,67	14,34	21,07
13		14,71	14,57	25,56	20,16	14,89	18,95
14		12,59	15,83	10,66	12,62	15,42	11,38
15		21,36	16,66	12,35	15,79	6,90	13,87
16		14,22	18,57	20,56	16,86	18,70	17,16
17		9,60	22,77	16,02	9,65	13,89	14,12
18		21,69	19,82	19,49	18,90	11,86	17,49

Tabla B-3. Error cuadrático medio de validación obtenido para cada configuración de entradas según la configuración de 5 neuronas en dos capas ocultas para río Curanilahue en Curanilahue.

Configuración de entradas \ Configuración de neuronas	ECM validación $[(m^3/s)^2]$			
	[1,4]	[2,3]	[3,2]	[4,1]
1	21,28	22,96	15,98	18,08
2	15,83	19,47	21,82	15,14
3	14,55	11,34	21,81	19,75
4	19,14	9,72	20,12	26,27
5	10,69	24,28	10,90	16,92
6	24,25	10,31	18,64	10,12
7	15,77	20,98	18,92	17,15
8	16,10	22,77	17,47	28,68
9	18,37	17,56	17,44	22,75
10	14,29	15,03	17,28	16,01
11	19,29	4,34	24,53	19,99
12	13,40	27,45	21,06	23,68
13	15,65	21,18	16,04	13,90
14	17,02	16,14	20,50	22,36
15	18,90	22,48	15,01	23,79
16	13,65	16,63	10,78	29,32
17	19,66	16,03	16,17	20,90
18	14,99	19,06	9,02	-

Tabla B-4. Error cuadrático medio de validación obtenido para cada configuración de entradas según la configuración de 6 neuronas en dos capas ocultas para río Curanilahue en Curanilahue.

Configuración de neuronas \ Configuración de entradas	ECM validación [$(m^3/s)^2$]				
	[1,5]	[2,4]	[3,3]	[4,2]	[5,1]
1	15,05	17,65	20,67	17,30	12,33
2	16,95	15,23	16,27	21,57	20,52
3	16,02	12,83	13,69	12,45	18,72
4	15,18	13,64	11,28	17,68	20,97
5	15,04	15,14	23,29	20,23	16,40
6	19,07	13,78	16,36	13,90	18,01
7	12,91	12,42	19,94	28,39	18,75
8	13,99	10,82	20,99	17,56	9,20
9	16,23	27,49	15,42	24,41	19,12
10	17,59	24,46	17,32	11,82	-
11	14,15	12,01	18,19	16,93	-
12	11,84	18,76	20,45	24,64	-
13	12,26	16,73	24,87	26,64	-
14	9,53	22,27	21,49	21,49	-
15	8,80	22,83	16,70	-	-
16	19,13	16,35	26,00	-	-
17	13,22	14,54	18,36	-	-
18	15,88	13,92	9,73	-	-

Tabla B-5. Error cuadrático medio de validación obtenido para cada configuración de entradas según la configuración de 7 neuronas en dos capas ocultas para río Curanilahue en Curanilahue.

Configuración de neuronas \ Configuración de entradas	ECM validación $[(m^3/s)^2]$					
	[1,6]	[2,5]	[3,4]	[4,3]	[5,2]	[6,1]
1	18,45	7,19	17,31	26,03	22,14	17,85
2	10,03	19,14	13,88	19,08	-	-
3	21,43	16,92	16,18	20,30	-	-
4	13,31	14,58	13,53	25,05	-	-
5	15,58	14,85	20,90	-	-	-
6	13,19	20,56	15,89	-	-	-
7	17,50	18,20	24,58	-	-	-
8	16,88	13,84	19,15	-	-	-
9	14,49	8,27	16,09	-	-	-
10	23,25	15,47	16,18	-	-	-
11	10,26	15,28	13,75	-	-	-
12	12,63	6,34	16,98	-	-	-
13	28,69	18,83	21,06	-	-	-
14	18,29	20,22	17,87	-	-	-
15	16,08	21,94	-	-	-	-
16	15,66	13,50	-	-	-	-
17	10,90	12,83	-	-	-	-
18	14,92	15,27	-	-	-	-

Tabla B-6. Error cuadrático medio de validación obtenido para cada configuración de entradas según la configuración de 8 neuronas en dos capas ocultas para río Curanilahue en Curanilahue.

Configuración de neuronas \ Configuración de entradas	ECM validación $[(m^3/s)^2]$			
	[1,7]	[2,6]	[3,5]	[4,4]
1	10,56	19,58	19,05	22,41
2	12,62	12,23	14,17	-
3	10,92	18,97	13,45	-
4	23,13	21,79	17,87	-
5	17,54	22,03	15,48	-
6	9,09	18,87	21,04	-
7	16,98	13,12	20,82	-
8	16,37	18,19	22,35	-
9	19,21	11,21	18,12	-
10	20,96	8,89	-	-
11	17,02	18,42	-	-
12	22,08	13,17	-	-
13	14,14	13,72	-	-
14	10,64	10,37	-	-
15	21,08	15,97	-	-
16	18,19	26,95	-	-
17	12,64	16,78	-	-
18	12,68	20,90	-	-

Se descarta el uso de más capas ya que se aprecia que los errores no disminuyen y no tiene sentido complejizar la red neuronal si no se obtiene ningún beneficio.

B.2. Río Cautín en Rariruca

Se presenta el error cuadrático medio de validación obtenido para diferentes configuraciones de entrada presentes en la Tabla 3-22, según distintas arquitecturas de la red neuronal. En este caso se tiene un total de 2450 muestras.

En rojo se destacan las 10 configuraciones de entrada y neuronas que obtienen el menor ECM de validación.

Tabla B-7. Error cuadrático medio de validación obtenido para cada configuración de entradas según el número de neuronas en una capa oculta para río Cautín en Rariruca.

Configuración de entradas \ Número de neuronas	ECM validación $[(m^3/s)^2]$						
	1	2	3	4	5	6	7
1	42,88	43,70	51,73	46,19	45,51	49,34	54,91
2	15,48	15,27	13,45	15,44	13,93	16,21	13,55
3	14,76	15,11	13,00	14,32	14,23	12,89	14,82
4	14,09	15,83	14,77	13,53	13,90	14,08	12,53
5	12,99	16,21	14,52	14,57	13,91	13,09	15,95
6	12,32	15,21	13,43	16,20	13,91	14,42	12,27
7	14,02	14,25	15,27	14,72	14,29	13,75	13,08
8	13,06	14,41	14,42	14,32	14,39	13,59	13,64
9	15,67	15,84	13,85	15,45	15,68	13,15	14,95
10	14,22	13,14	12,85	15,02	13,22	13,59	14,78

Tabla B-8. Error cuadrático medio de validación obtenido para cada configuración de entradas según la configuración de 2,3 y 4 neuronas en dos capas ocultas para río Cautín en Rariruca.

Configuración de entradas \ Configuración de neuronas	ECM validación $[(m^3/s)^2]$					
	[1,1]	[1,2]	[2,1]	[1,3]	[2,2]	[3,1]
1	53,46	45,00	45,81	46,70	47,20	45,18
2	14,25	15,41	14,06	15,73	14,68	13,91
3	14,38	13,18	15,63	14,71	13,22	15,81
4	16,30	15,72	12,50	15,30	13,91	14,93
5	13,40	15,69	14,53	15,50	15,94	14,72
6	14,97	15,81	16,21	13,83	14,75	16,08
7	13,63	15,08	13,70	16,30	14,48	14,80
8	15,69	15,35	15,86	15,90	15,81	15,13
9	13,91	14,00	13,75	14,63	16,46	12,19
10	14,16	14,43	14,15	15,93	14,94	14,51

Tabla B-9. Error cuadrático medio de validación obtenido para cada configuración de entradas según la configuración de 5 neuronas en dos capas ocultas para río Cautín en Rariruca.

Configuración de neuronas \ Configuración de entradas		ECM validación $[(m^3/s)^2]$			
		[1,4]	[2,3]	[3,2]	[4,1]
1		43,09	46,42	49,19	50,09
2		15,18	14,18	15,34	14,33
3		12,88	14,32	14,42	13,48
4		15,45	13,67	15,49	12,63
5		15,35	14,02	13,59	14,86
6		13,14	16,25	14,97	14,76
7		14,38	13,84	14,13	15,08
8		15,07	14,70	13,60	14,74
9		14,41	16,19	12,40	14,19
10		13,47	14,57	15,00	12,27

Tabla B-10. Error cuadrático medio de validación obtenido para cada configuración de entradas según la configuración de 6 neuronas en dos capas ocultas para río Cautín en Rariruca.

Configuración de neuronas \ Configuración de entradas		ECM validación $[(m^3/s)^2]$				
		[1,5]	[2,4]	[3,3]	[4,2]	[5,1]
1		47,97	45,67	46,90	42,13	54,50
2		15,89	14,41	12,37	14,13	15,20
3		15,05	12,83	14,23	14,35	12,44
4		14,87	12,52	13,56	15,00	16,10
5		14,28	13,14	16,12	14,90	13,98
6		14,55	14,68	13,91	15,83	12,93
7		11,66	16,12	14,41	14,39	13,76
8		13,91	14,14	15,44	13,69	17,36
9		13,31	14,55	13,63	13,44	14,13
10		14,46	13,33	14,76	14,48	15,67

Tabla B-11. Error cuadrático medio de validación obtenido para cada configuración de entradas según la configuración de 7 neuronas en dos capas ocultas para río Cautín en Rariruca.

Configuración de neuronas Configuración de entradas		ECM validación $[(m^3/s)^2]$					
		[1,6]	[2,5]	[3,4]	[4,3]	[5,2]	[6,1]
1		45,60	51,47	39,85	41,12	41,36	56,29
2		15,80	13,17	15,15	13,97	13,18	16,58
3		12,67	15,86	13,85	13,63	15,97	12,61
4		13,43	16,17	14,09	13,85	13,41	14,69
5		13,94	11,98	13,58	13,76	16,09	13,36
6		15,19	13,58	12,78	13,13	13,35	14,65
7		14,46	14,86	14,38	16,28	13,61	12,34
8		13,03	14,45	12,83	14,69	13,43	11,95
9		12,31	15,08	14,84	13,71	12,97	14,55
10		14,02	14,93	14,76	13,48	14,31	16,12

Tabla B-12. Error cuadrático medio de validación obtenido para cada configuración de entradas según la configuración de 8 neuronas en dos capas ocultas para río Cautín en Rariruca.

Configuración de neuronas Configuración de entradas		ECM validación $[(m^3/s)^2]$						
		[1,7]	[2,6]	[3,5]	[4,4]	[5,3]	[6,2]	[7,1]
1		51,28	50,68	43,27	49,06	43,58	48,76	49,32
2		14,92	14,59	15,01	14,85	14,04	15,52	15,56
3		14,38	15,10	12,35	15,84	15,79	16,29	14,72
4		16,40	15,54	15,04	13,18	13,05	15,85	12,94
5		15,45	14,05	15,05	14,23	15,09	15,69	14,93
6		15,08	14,71	14,75	13,68	11,92	13,99	13,74
7		13,90	13,80	17,21	14,97	14,28	12,96	16,02
8		13,87	13,10	14,32	14,16	15,24	12,84	12,49
9		14,24	15,46	13,65	11,88	15,68	15,43	16,57
10		13,81	14,13	15,78	13,69	14,41	16,38	13,26

B.3. Río Cautín en Cajón

A continuación, se presentan tablas que muestran el error cuadrático medio de validación obtenido para diferentes configuraciones de entrada presentes en la Tabla 3-23, según distintas arquitecturas de la red neuronal. Al igual que en el caso anterior, se tienen 2450 muestras.

En rojo se destacan las 10 configuraciones de entrada y neuronas que obtienen el menor ECM de validación.

Tabla B-13. Error cuadrático medio de validación obtenido para cada configuración de entradas según el número de neuronas en una capa oculta para río Cautín en Cajón.

Configuración de entradas \ Número de neuronas	ECM validación $[(m^3/s)^2]$						
	1	2	3	4	5	6	7
1	37,83	40,02	67,71	42,14	52,11	36,99	41,08
2	44,73	35,31	53,65	44,32	48,85	46,67	53,11
3	42,11	44,60	40,74	40,34	38,40	37,87	42,43
4	38,54	39,26	41,15	34,47	36,78	41,48	42,59
5	34,77	43,08	38,39	42,98	36,49	34,18	37,52
6	39,53	38,69	32,76	26,44	34,01	32,77	38,99
7	31,13	33,59	32,11	37,42	37,52	40,26	37,67
8	34,42	39,35	47,30	44,91	35,03	61,47	32,19
9	36,15	32,63	36,69	28,57	45,13	48,78	39,07
10	32,78	33,43	34,23	38,29	30,25	30,04	37,06
11	39,53	40,09	39,84	43,48	33,94	36,21	40,16
12	36,96	45,75	32,50	46,55	34,43	24,96	38,66
13	43,25	30,74	30,81	33,49	33,93	30,41	45,71
14	41,53	39,20	39,20	40,78	36,22	48,69	37,11
15	40,23	36,08	40,13	43,50	44,79	31,26	32,95
16	41,84	34,39	40,14	39,92	41,49	40,09	35,82
17	38,72	31,46	39,80	38,49	29,93	34,96	33,27
18	29,70	31,38	31,04	39,80	39,15	34,23	35,23
19	37,06	30,75	36,19	25,94	49,06	29,96	35,00
20	32,31	22,45	39,40	33,01	41,15	32,23	29,18

Tabla B-14. Error cuadrático medio de validación obtenido para cada configuración de entradas según la configuración de 2,3 y 4 neuronas en dos capas ocultas para río Cautín en Cajón.

Configuración de neuronas \ Configuración de entradas	ECM validación $[(m^3/s)^2]$					
	[1,1]	[1,2]	[2,1]	[1,3]	[2,2]	[3,1]
1	51,77	49,43	45,68	44,28	34,51	39,47
2	43,29	38,74	41,53	40,96	38,39	34,20
3	36,62	46,72	44,32	36,83	37,65	41,08
4	37,46	39,38	32,35	45,87	33,62	36,43
5	40,89	52,55	42,70	42,31	44,36	40,22
6	36,29	29,13	40,21	32,87	32,75	45,32
7	39,08	37,66	39,30	41,86	34,31	30,51
8	45,97	42,52	39,21	44,53	34,65	36,54
9	36,57	38,57	63,45	38,16	35,62	45,89
10	36,86	28,82	37,49	30,36	29,99	35,91
11	28,39	34,30	36,08	41,04	41,63	33,67
12	27,49	33,32	41,34	27,75	28,10	40,79
13	37,78	41,66	39,29	40,88	31,88	37,70
14	48,48	37,59	36,82	38,96	36,53	32,97
15	41,40	57,59	40,84	36,61	48,93	30,72
16	44,90	43,19	34,68	37,69	34,49	35,44
17	38,98	43,79	33,71	28,26	29,28	37,40
18	35,74	41,66	35,84	50,28	30,09	35,29
19	50,11	40,32	39,26	42,33	32,17	27,24
20	32,56	36,21	23,12	33,93	34,13	35,58

Tabla B-15. Error cuadrático medio de validación obtenido para cada configuración de entradas según la configuración de 5 neuronas en dos capas ocultas para río Cautín en Cajón.

Configuración de entradas \ Configuración de neuronas	ECM validación $[(m^3/s)^2]$			
	[1,4]	[2,3]	[3,2]	[4,1]
1	55,97	43,18	34,84	55,25
2	42,37	41,10	40,97	41,45
3	54,01	43,04	41,07	36,65
4	30,34	35,45	42,59	37,93
5	55,02	43,88	48,70	41,33
6	34,85	35,95	30,25	43,53
7	38,36	43,41	35,37	33,33
8	39,89	46,05	34,60	30,95
9	32,88	36,06	34,47	37,96
10	33,02	26,53	27,97	42,70
11	35,52	27,36	39,04	36,48
12	30,47	34,71	27,83	30,03
13	39,40	41,96	34,99	36,58
14	42,77	37,48	35,80	39,85
15	38,85	30,09	38,98	41,88
16	38,74	41,69	28,13	42,68
17	31,58	36,59	38,41	35,26
18	33,08	41,81	45,13	59,17
19	45,72	32,32	33,74	38,15
20	26,71	36,19	35,30	32,30

Tabla B-16. Error cuadrático medio de validación obtenido para cada configuración de entradas según la configuración de 6 neuronas en dos capas ocultas para río Cautín en Cajón.

Configuración de entradas \ Configuración de neuronas	ECM validación $[(m^3/s)^2]$				
	[1,5]	[2,4]	[3,3]	[4,2]	[5,1]
1	47,08	51,13	41,39	44,84	54,47
2	40,51	35,63	33,47	41,01	50,35
3	54,27	39,01	51,12	40,14	43,08
4	38,56	32,65	39,66	46,16	32,50
5	43,38	40,73	38,98	41,61	31,21
6	32,97	39,03	29,62	37,88	37,68
7	37,86	29,89	34,06	39,24	38,08
8	36,61	36,96	36,77	41,50	37,27
9	51,58	25,29	27,94	36,41	32,54
10	36,35	32,47	34,06	47,07	43,32
11	32,66	33,15	35,82	36,33	47,85
12	47,80	59,26	32,21	42,62	38,65
13	52,57	38,83	36,41	34,88	46,31
14	45,18	27,99	48,28	54,30	41,29
15	45,52	49,90	38,14	48,83	47,77
16	45,70	32,63	37,51	40,54	33,28
17	32,65	31,11	30,60	39,35	33,16
18	40,72	35,06	46,75	38,84	44,80
19	45,19	28,29	43,37	28,82	36,21
20	36,83	38,75	29,55	27,86	57,16

Tabla B-17. Error cuadrático medio de validación obtenido para cada configuración de entradas según la configuración de 7 neuronas en dos capas ocultas para río Cautín en Cajón.

Configuración de neuronas \ Configuración de entradas	ECM validación $[(m^3/s)^2]$					
	[1,6]	[2,5]	[3,4]	[4,3]	[5,2]	[6,1]
1	42,27	55,86	50,36	50,07	39,52	41,54
2	45,07	40,89	49,83	38,84	34,66	46,23
3	42,11	34,60	41,34	48,37	41,14	40,00
4	38,51	28,30	31,45	38,72	40,45	40,72
5	38,66	31,72	51,36	45,18	46,46	41,43
6	32,43	37,65	28,85	38,33	39,77	33,67
7	42,44	40,25	37,16	40,20	36,14	52,84
8	32,74	32,71	36,23	35,90	52,48	45,89
9	41,57	35,26	41,19	31,19	43,01	35,94
10	35,94	27,46	24,83	36,17	37,88	53,30
11	32,73	36,45	44,87	37,43	39,82	39,79
12	37,01	39,94	29,76	40,73	37,22	36,95
13	32,11	29,95	47,54	30,70	38,19	42,79
14	37,42	33,06	35,34	42,72	41,97	52,69
15	47,39	39,51	43,21	34,43	39,01	26,53
16	41,75	31,91	27,53	33,86	32,52	40,15
17	38,44	36,67	36,13	33,10	42,83	30,47
18	33,51	41,25	40,21	43,00	30,41	34,69
19	37,27	27,87	30,95	28,16	24,70	41,53
20	38,73	34,21	36,92	32,29	31,90	33,30

Tabla B-18. Error cuadrático medio de validación obtenido para cada configuración de entradas según la configuración de 8 neuronas en dos capas ocultas para río Cautín en Cajón.

Configuración de neuronas Configuración de entradas	ECM validación $[(m^3/s)^2]$						
	[1,7]	[2,6]	[3,5]	[4,4]	[5,3]	[6,2]	[7,1]
1	43,06	45,91	41,78	47,29	41,26	45,84	43,11
2	38,94	40,95	31,44	34,65	41,43	30,65	47,69
3	37,43	42,48	45,86	36,28	38,69	38,86	35,99
4	33,78	40,56	36,62	46,72	28,25	42,15	30,94
5	44,62	39,51	41,24	46,99	34,65	37,96	37,76
6	53,65	39,29	30,90	34,52	43,88	37,90	39,26
7	37,89	38,25	30,59	36,75	33,38	44,53	38,06
8	30,22	34,39	34,18	39,46	40,46	54,42	43,75
9	34,67	33,26	33,34	32,38	37,24	30,33	37,96
10	37,87	33,20	33,68	37,27	31,58	41,10	41,31
11	48,46	40,54	36,20	44,39	57,87	37,23	40,56
12	41,39	37,35	34,41	36,22	39,74	47,75	41,38
13	36,20	35,17	35,11	30,69	29,37	39,46	36,66
14	41,80	31,89	40,78	40,67	42,27	44,68	51,28
15	39,26	39,30	34,76	37,08	43,36	36,20	44,79
16	36,60	28,82	38,59	34,42	35,73	40,85	50,27
17	28,78	33,95	47,57	36,61	36,32	40,66	31,47
18	37,78	29,90	28,21	48,01	49,61	45,42	38,86
19	39,54	39,99	30,16	36,60	32,18	37,27	47,86
20	36,25	32,50	35,77	33,05	38,16	40,18	41,74

Anexo C. Comparación de caudales

C.1. Resultados por crecida

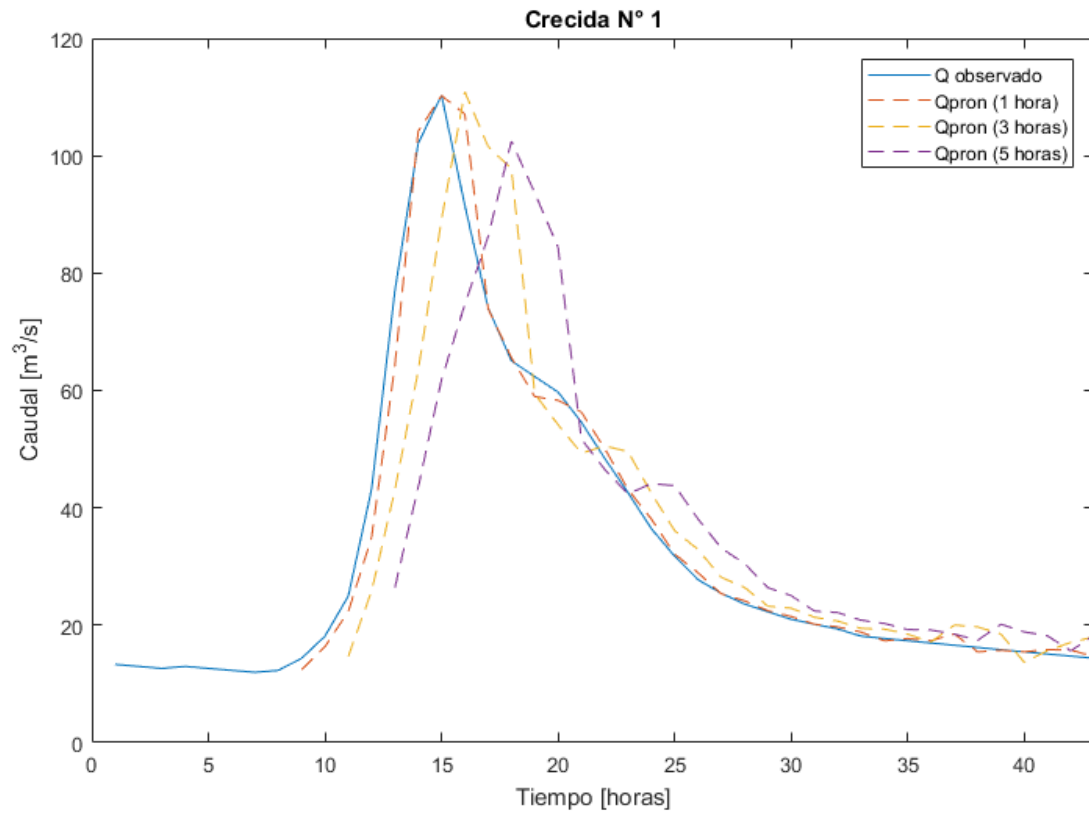


Figura C-1. Gráfico de comparación entre el caudal observado y el pronosticado con 1,3 y 5 horas de antelación para la crecida 1 en río Curanilahue en Curanilahue.

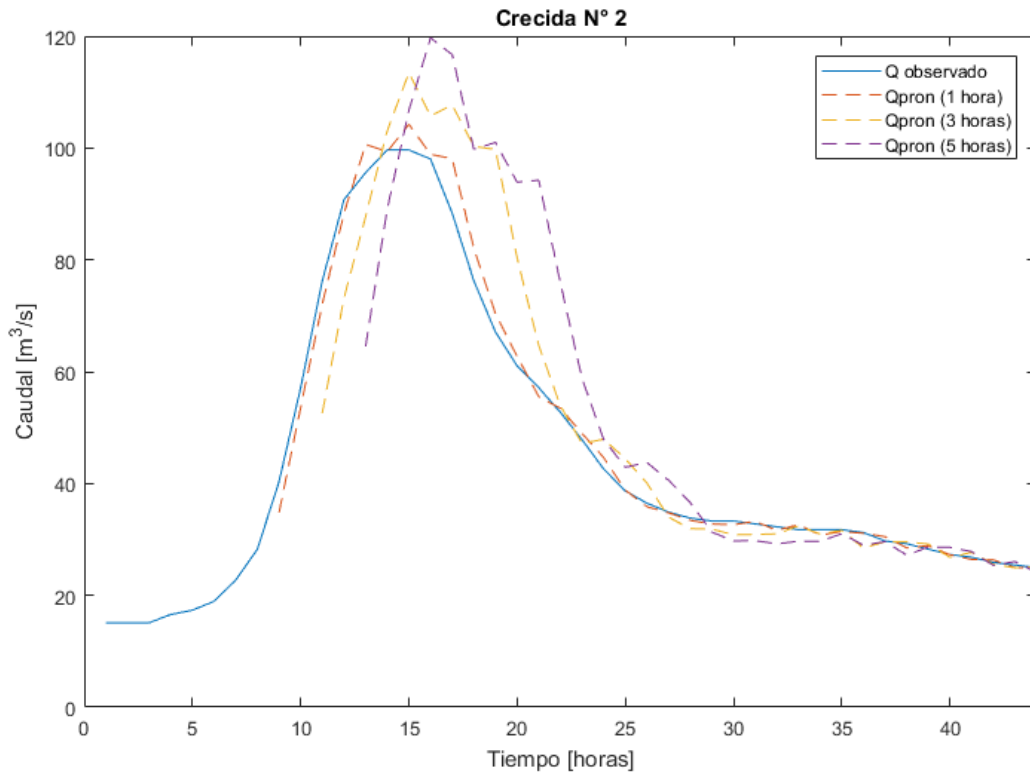


Figura C-2. Gráfico de comparación entre el caudal observado y el pronosticado con 1,3 y 5 horas de antelación para la crecida 2 en río Curanilahue en Curanilahue.

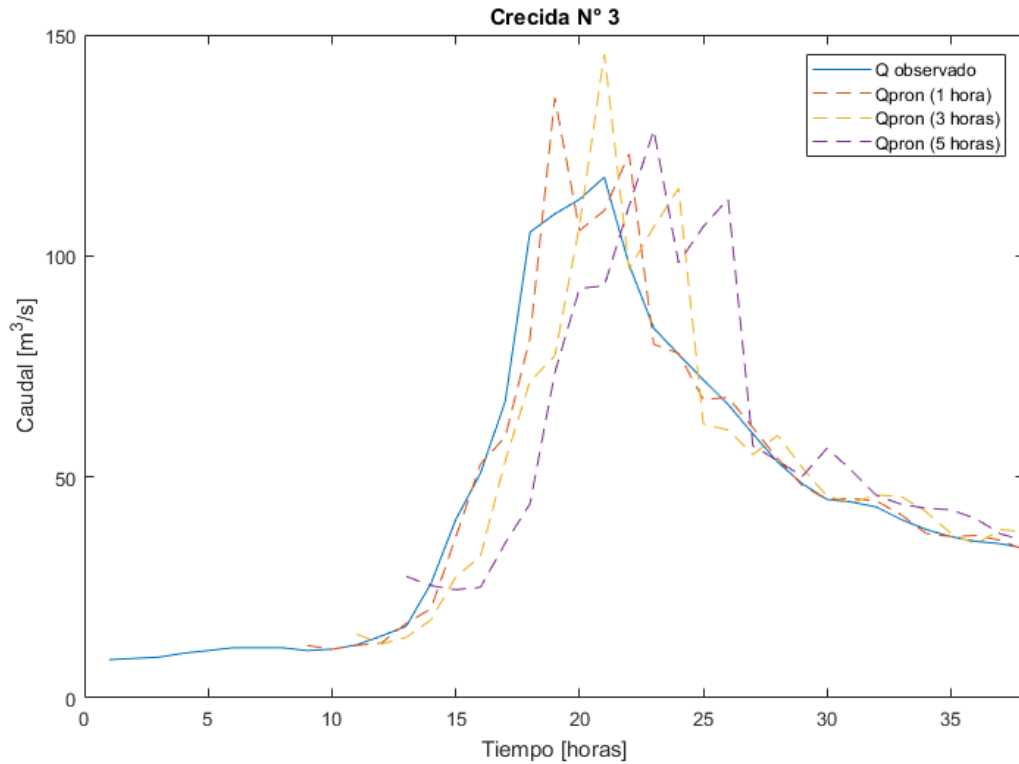


Figura C-3. Gráfico de comparación entre el caudal observado y el pronosticado con 1,3 y 5 horas de antelación para la crecida 3 en río Curanilahue en Curanilahue.

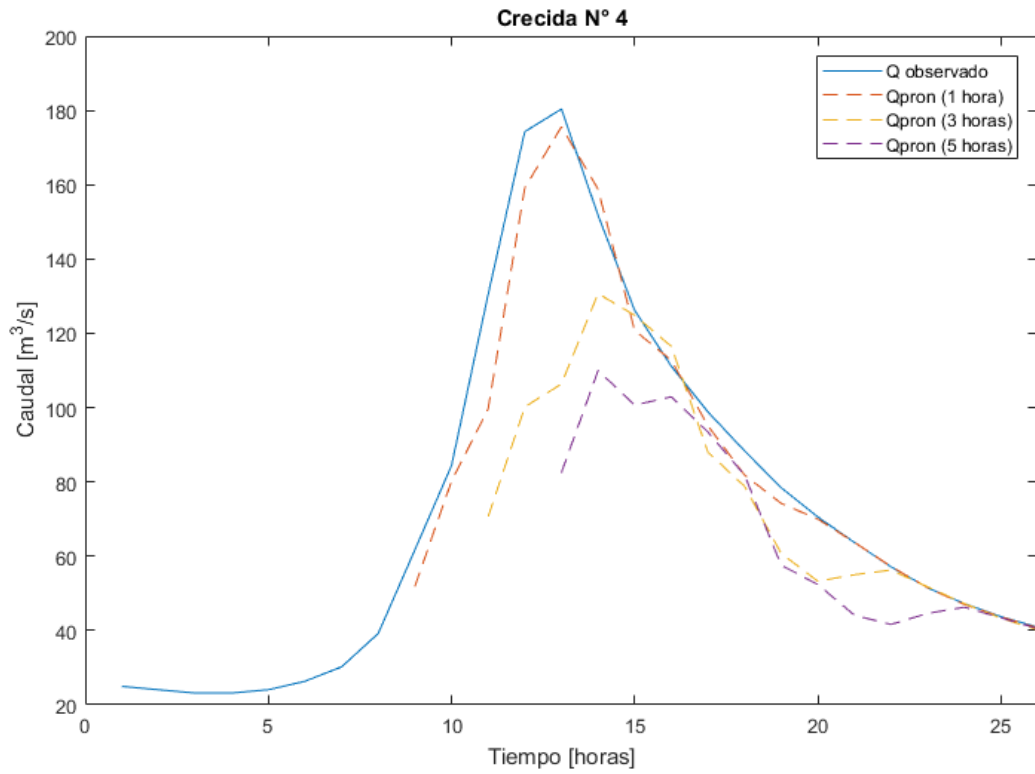


Figura C-4. Gráfico de comparación entre el caudal observado y el pronosticado con 1,3 y 5 horas de antelación para la crecida 4 en río Curanilahue en Curanilahue.

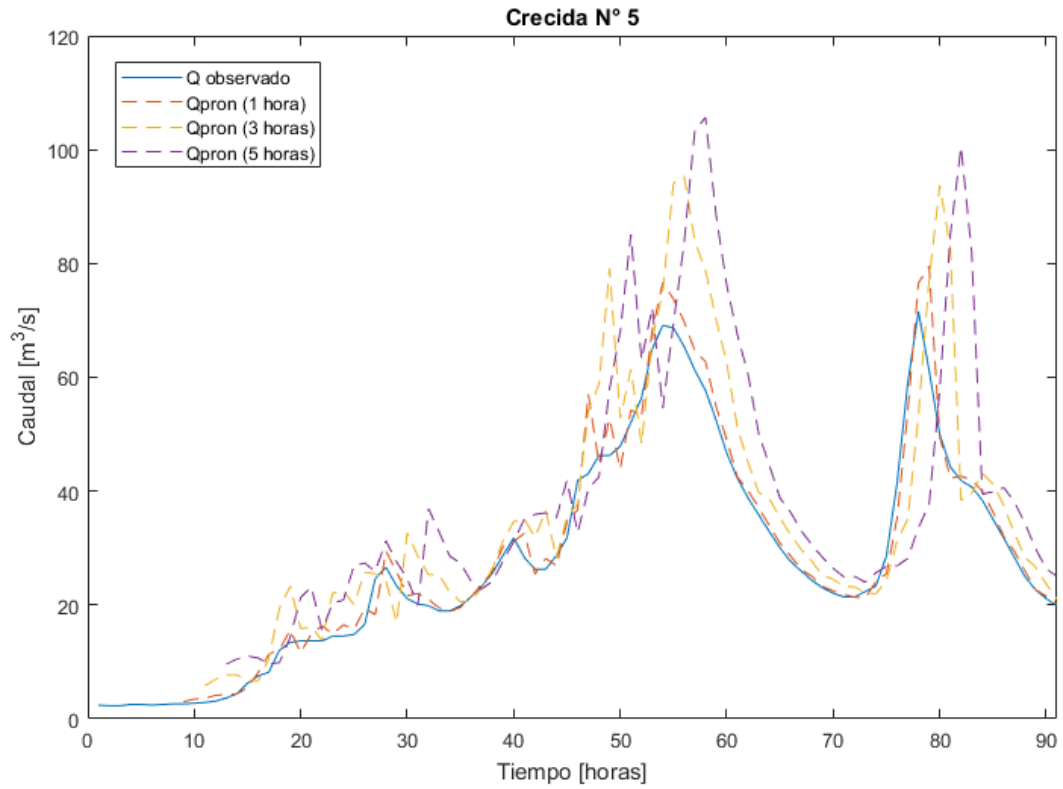


Figura C-5. Gráfico de comparación entre el caudal observado y el pronosticado con 1,3 y 5 horas de antelación para la crecida 5 en río Curanilahue en Curanilahue.

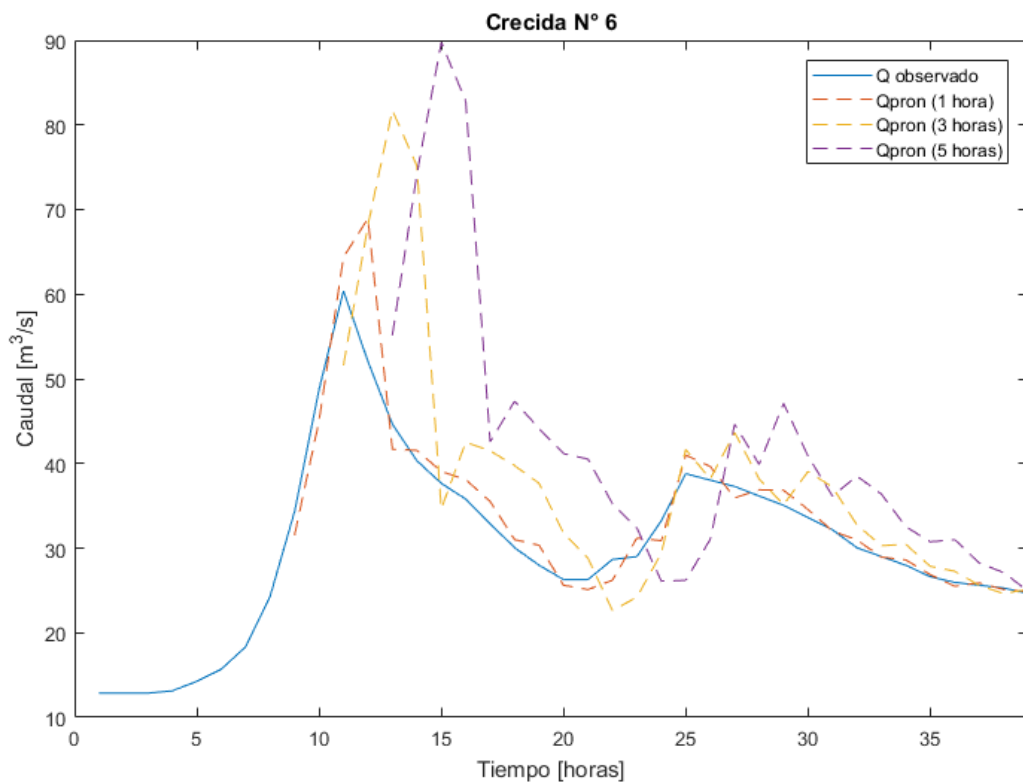


Figura C-6. Gráfico de comparación entre el caudal observado y el pronosticado con 1,3 y 5 horas de antelación para la crecida 6 en río Curanilahue en Curanilahue.

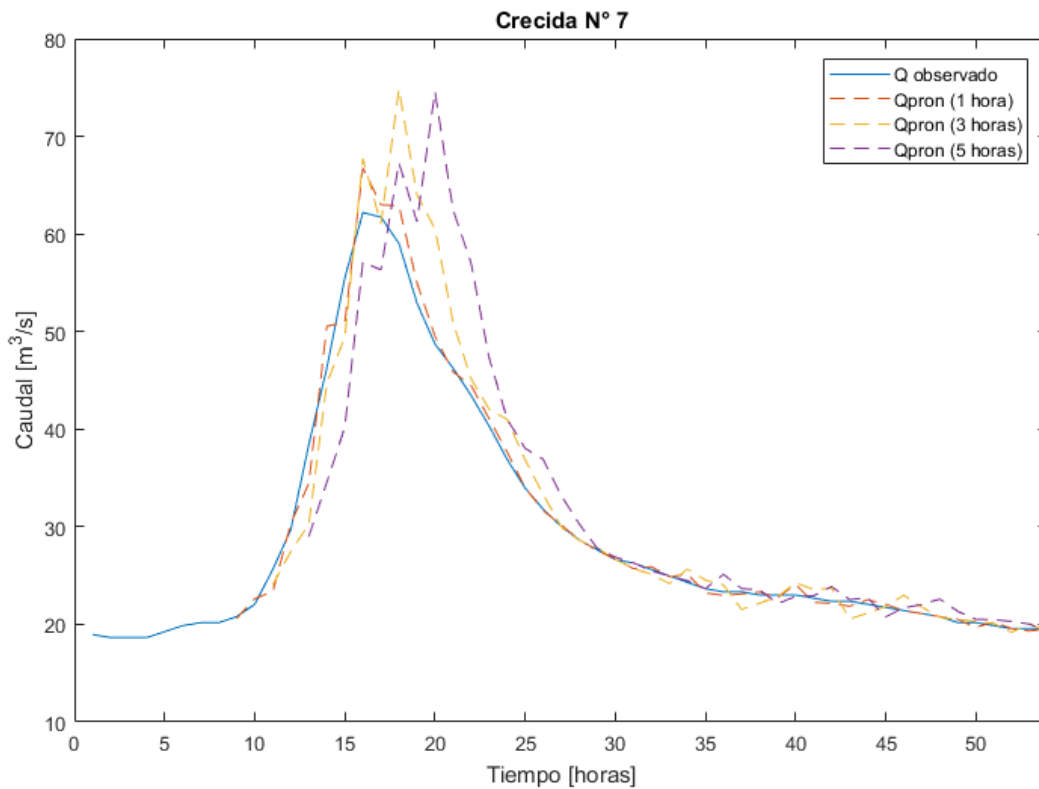


Figura C-7. Gráfico de comparación entre el caudal observado y el pronosticado con 1,3 y 5 horas de antelación para la crecida 7 en río Curanilahue en Curanilahue.

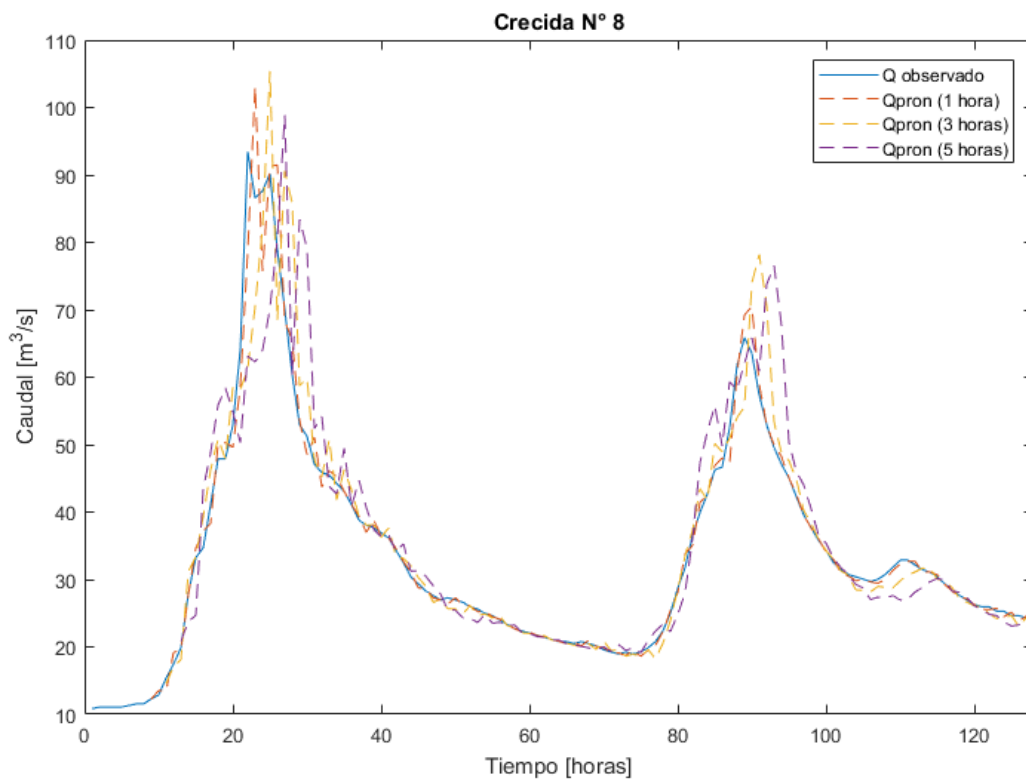


Figura C-8. Gráfico de comparación entre el caudal observado y el pronosticado con 1,3 y 5 horas de antelación para la crecida 8 en río Curanilahue en Curanilahue.

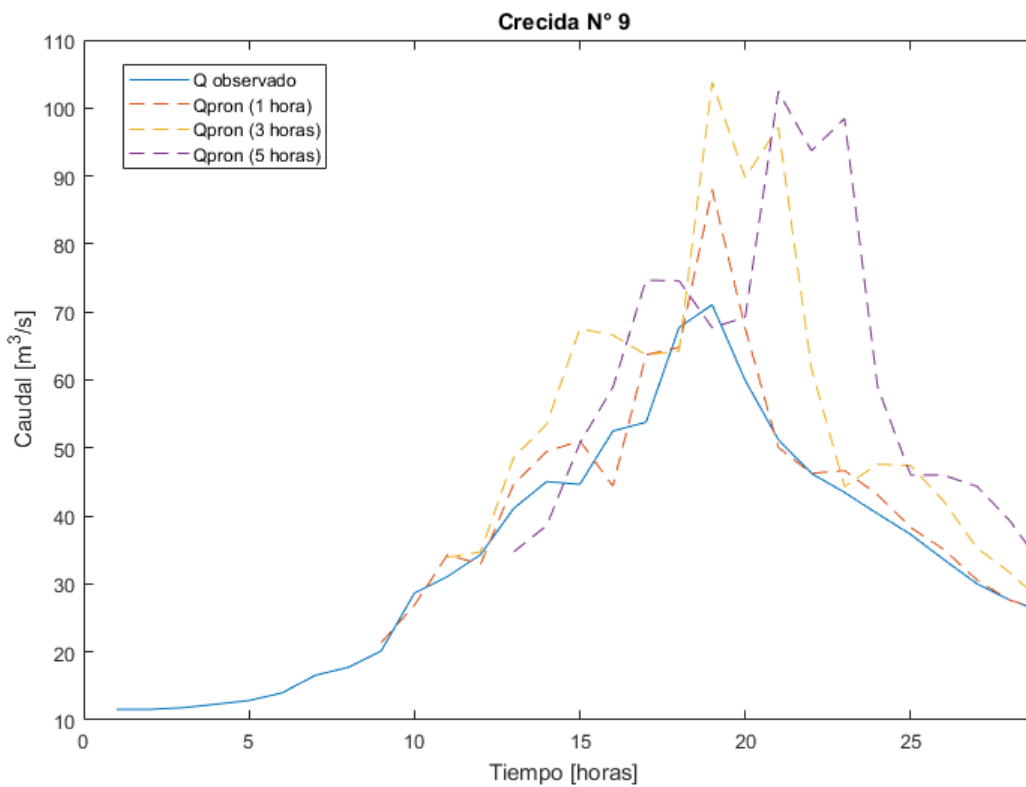


Figura C-9. Gráfico de comparación entre el caudal observado y el pronosticado con 1,3 y 5 horas de antelación para la crecida 9 en río Curanilahue en Curanilahue.

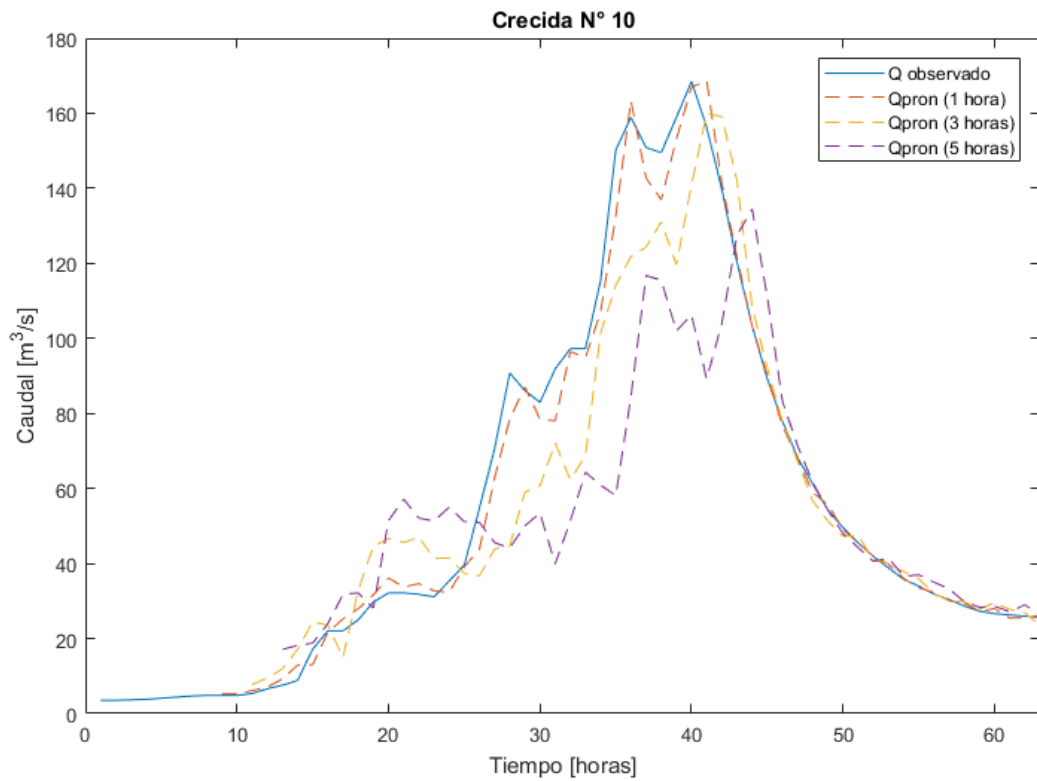


Figura C-10. Gráfico de comparación entre el caudal observado y el pronosticado con 1,3 y 5 horas de antelación para la crecida 10 en río Curanilahue en Curanilahue.

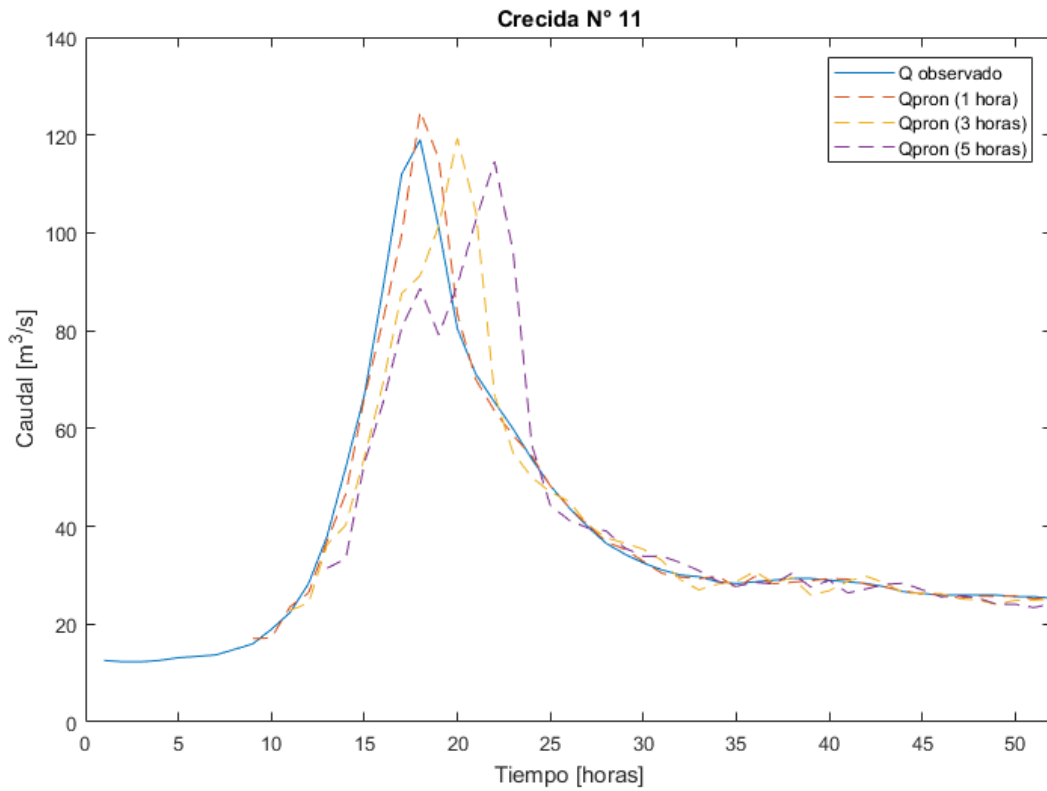


Figura C-11. Gráfico de comparación entre el caudal observado y el pronosticado con 1,3 y 5 horas de antelación para la crecida 11 en río Curanilahue en Curanilahue.

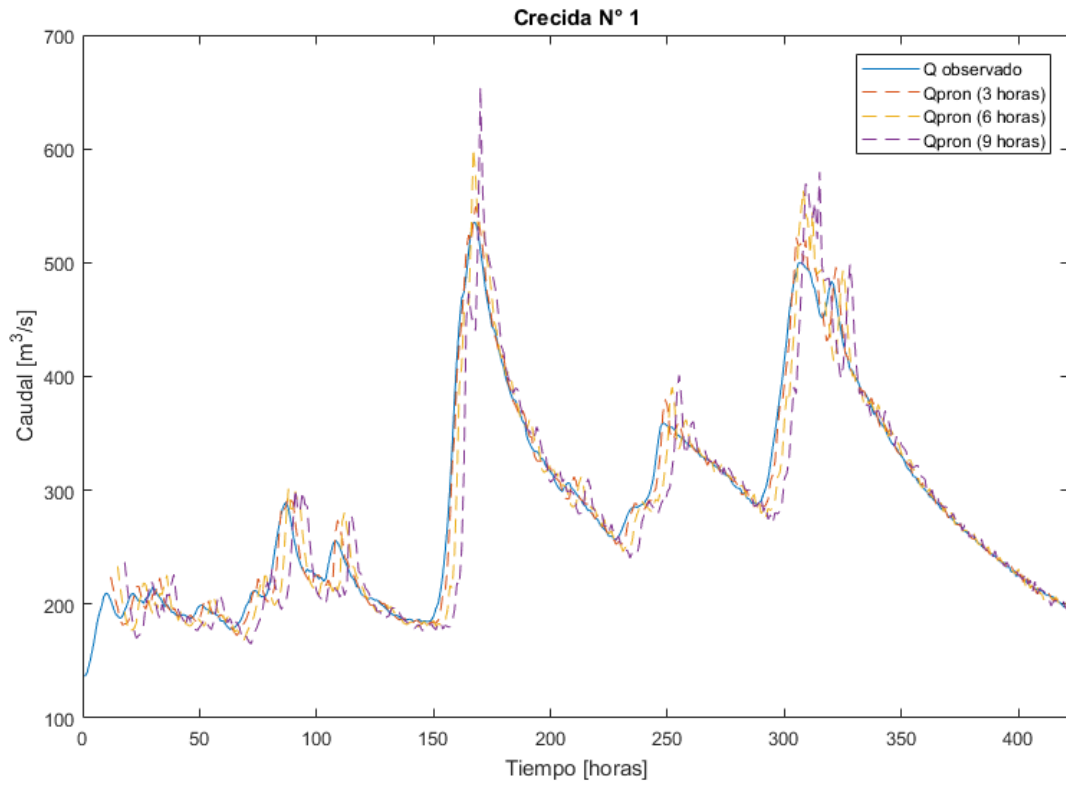


Figura C-12. Gráfico de comparación entre el caudal observado y el pronosticado con 3,6 y 9 horas de antelación para la crecida 1 en río Cautín en Rariruca.

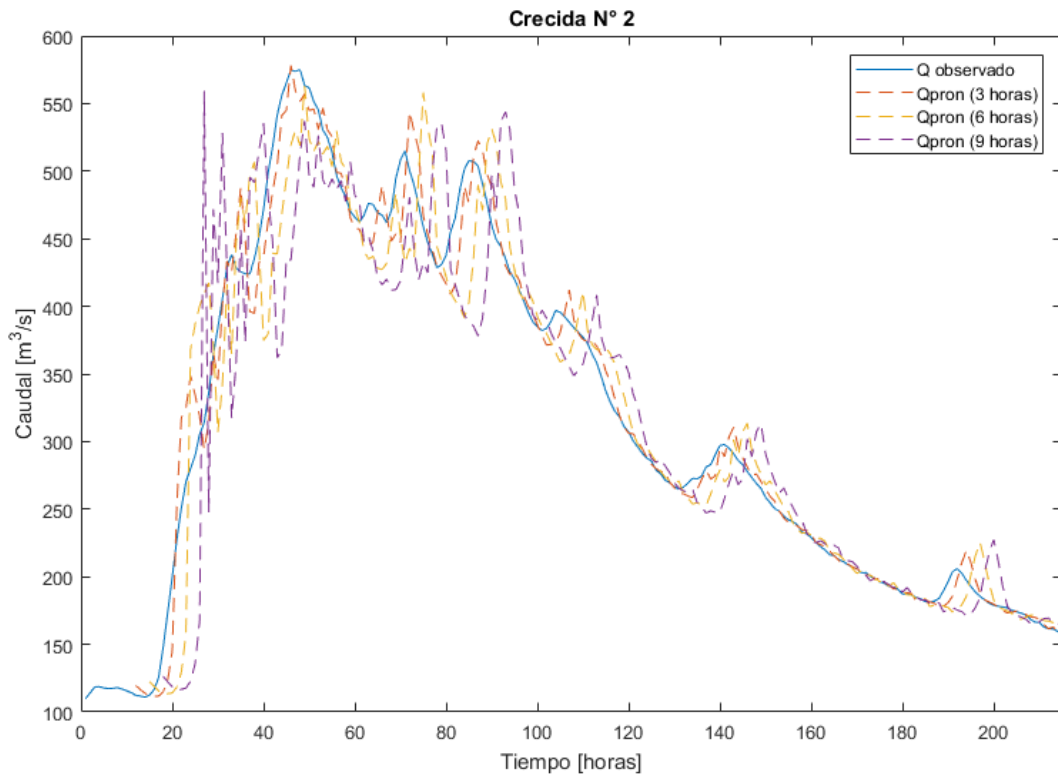


Figura C-13. Gráfico de comparación entre el caudal observado y el pronosticado con 3,6 y 9 horas de antelación para la crecida 2 en río Cautín en Rariruca.

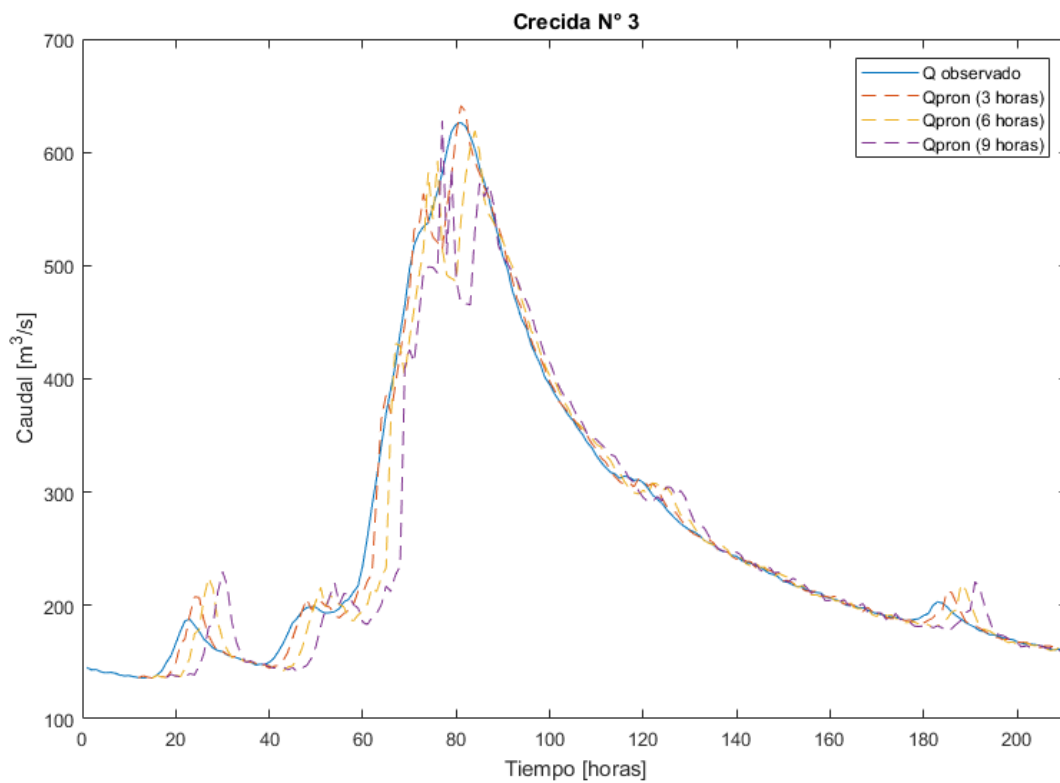


Figura C-14. Gráfico de comparación entre el caudal observado y el pronosticado con 3,6 y 9 horas de antelación para la crecida 3 en río Cautín en Rariruca.

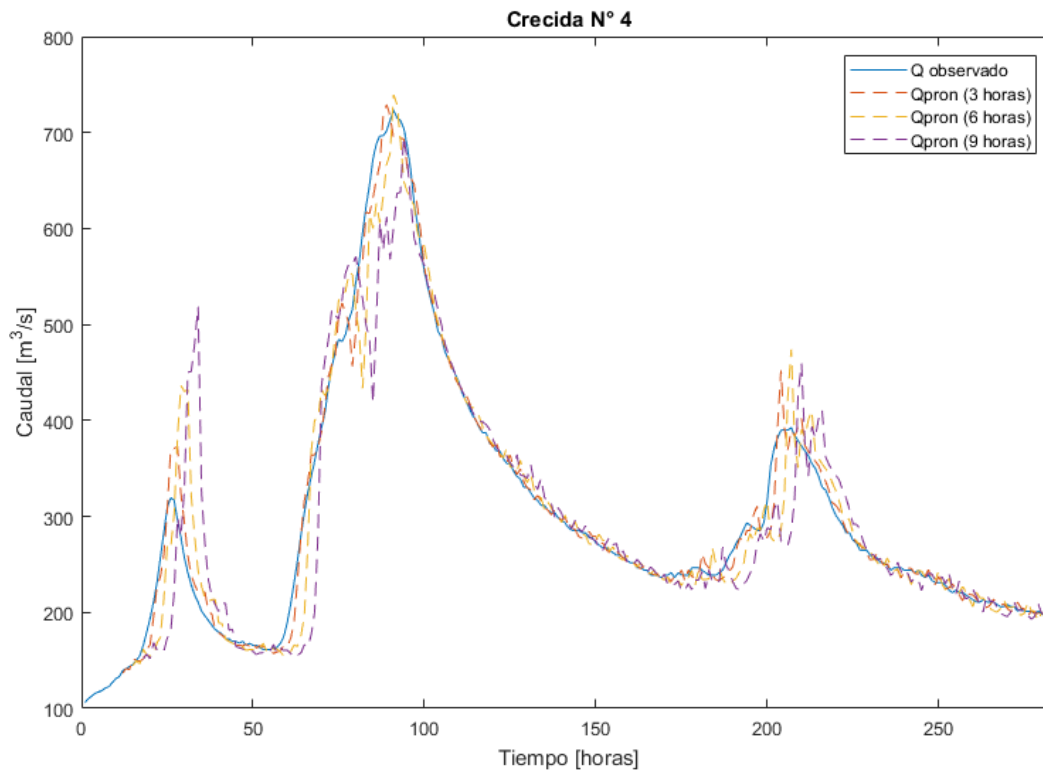


Figura C-15. Gráfico de comparación entre el caudal observado y el pronosticado con 3,6 y 9 horas de antelación para la crecida 4 en río Cautín en Rariruca.

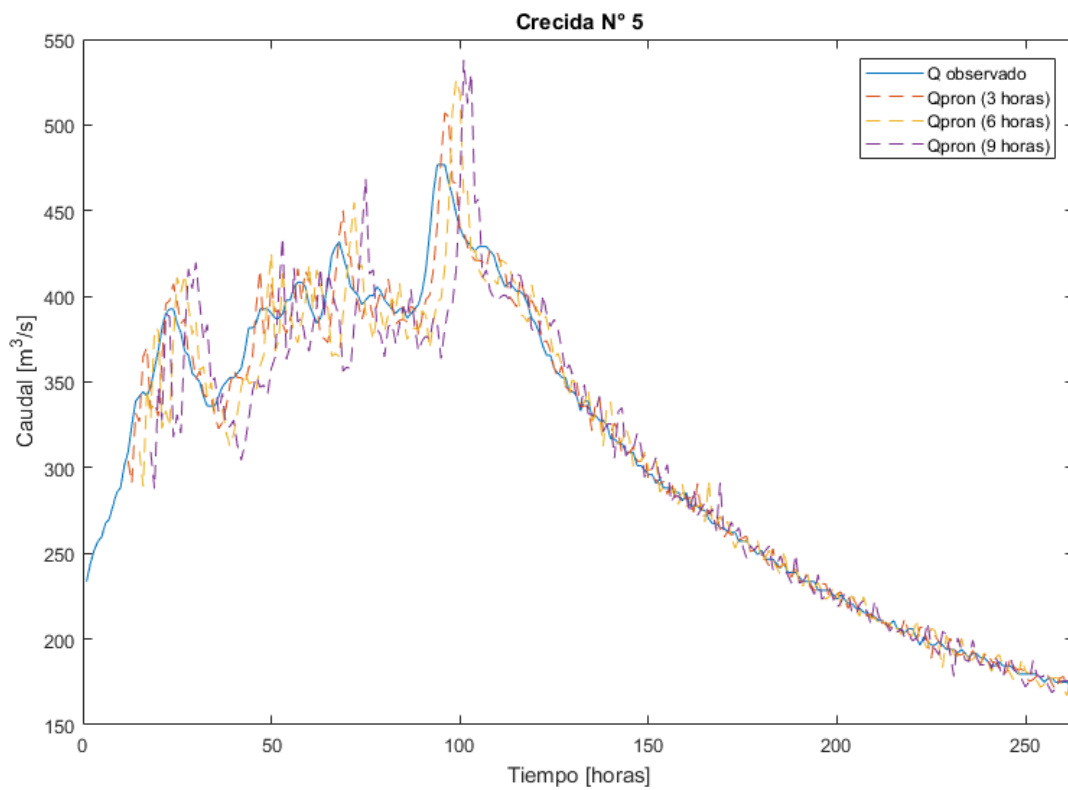


Figura C-16. Gráfico de comparación entre el caudal observado y el pronosticado con 3,6 y 9 horas de antelación para la crecida 5 en río Cautín en Rariruca.

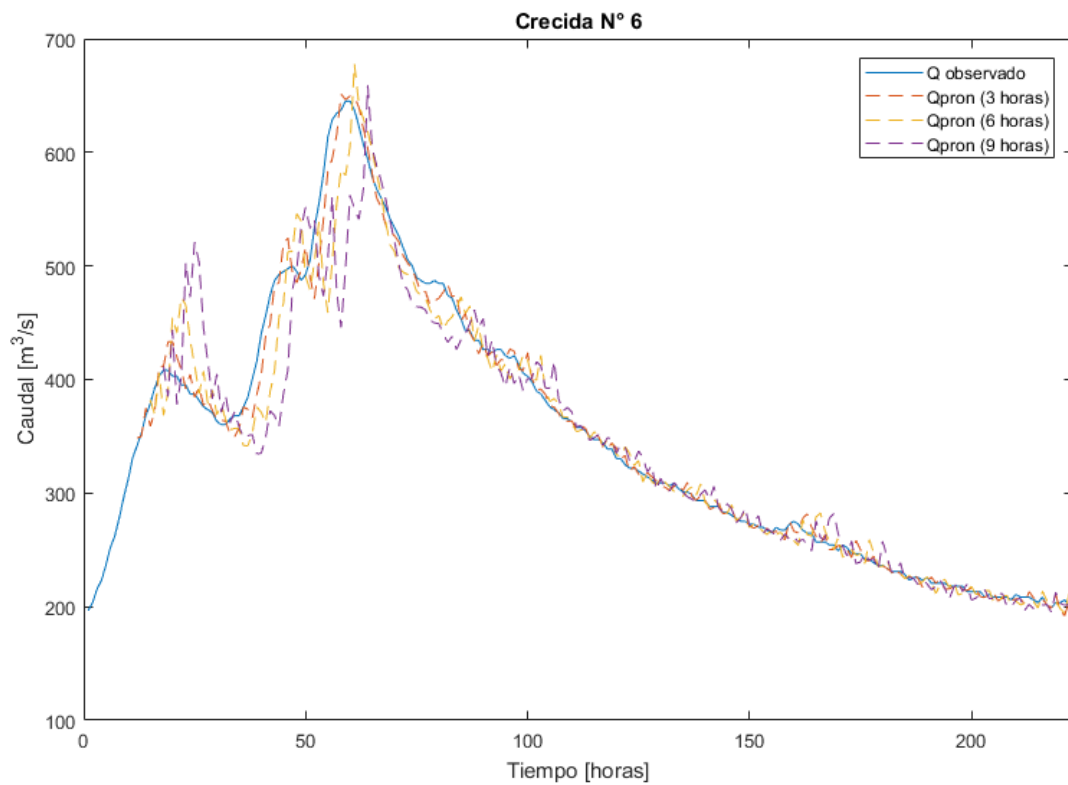


Figura C-17. Gráfico de comparación entre el caudal observado y el pronosticado con 3,6 y 9 horas de antelación para la crecida 6 en río Cautín en Rariruca.

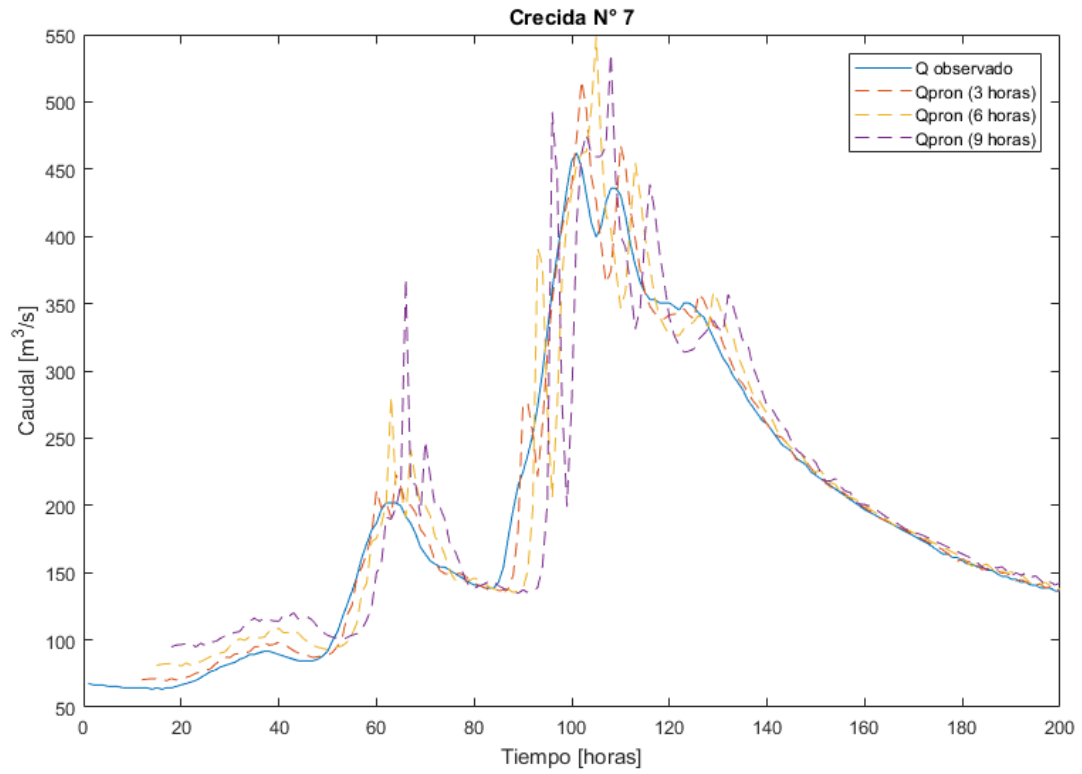


Figura C-18. Gráfico de comparación entre el caudal observado y el pronosticado con 3,6 y 9 horas de antelación para la crecida 7 en río Cautín en Rariruca.

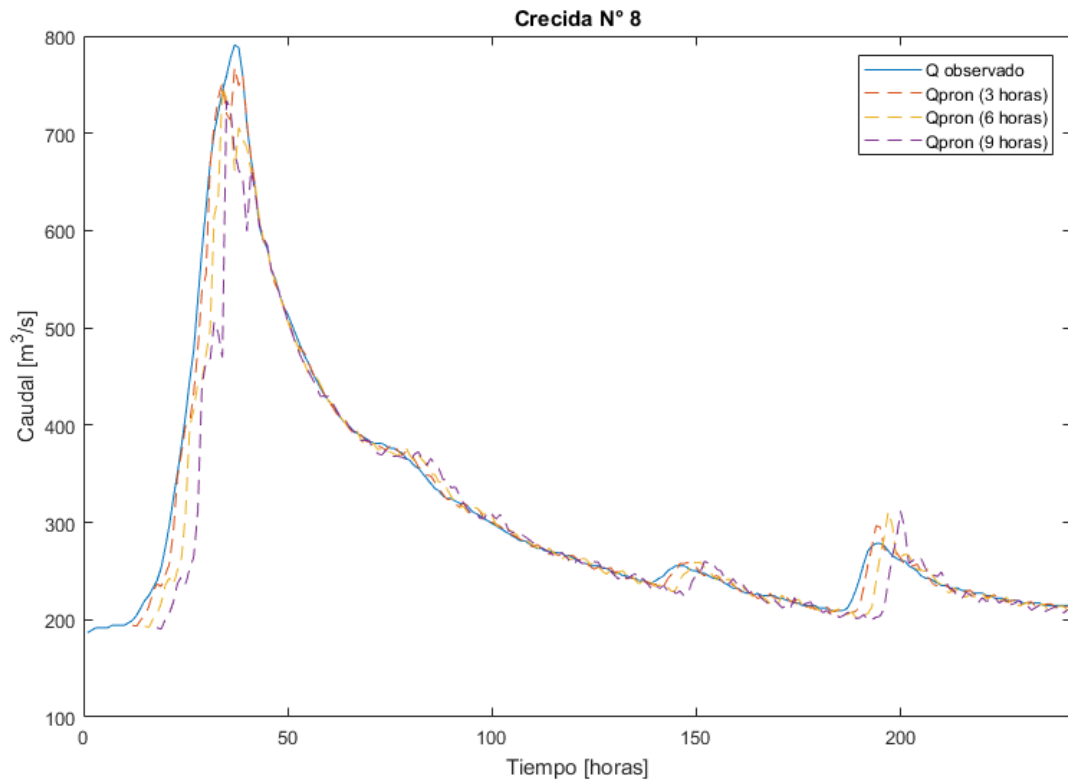


Figura C-19. Gráfico de comparación entre el caudal observado y el pronosticado con 3,6 y 9 horas de antelación para la crecida 8 en río Cautín en Rariruca.

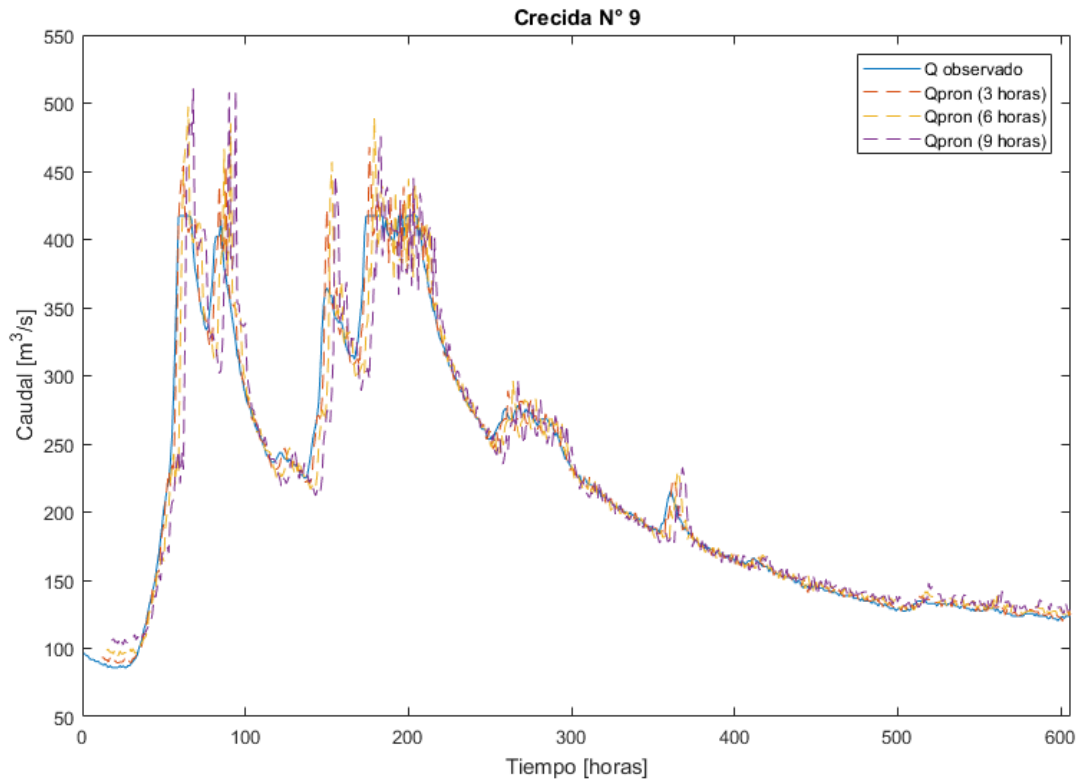


Figura C-20. Gráfico de comparación entre el caudal observado y el pronosticado con 3,6 y 9 horas de antelación para la crecida 9 en río Cauquín en Rariruca.

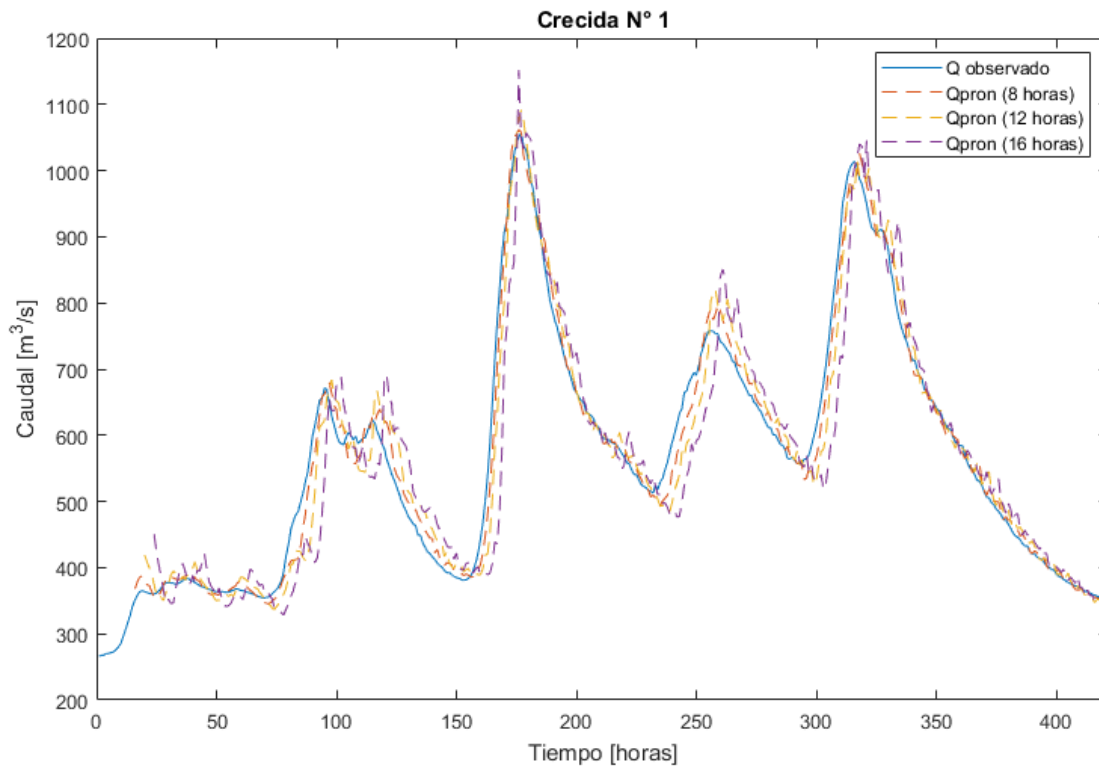


Figura C-21. Gráfico de comparación entre el caudal observado y el pronosticado con 8,12 y 16 horas de antelación para la crecida 1 en río Cauquín en Cajón.

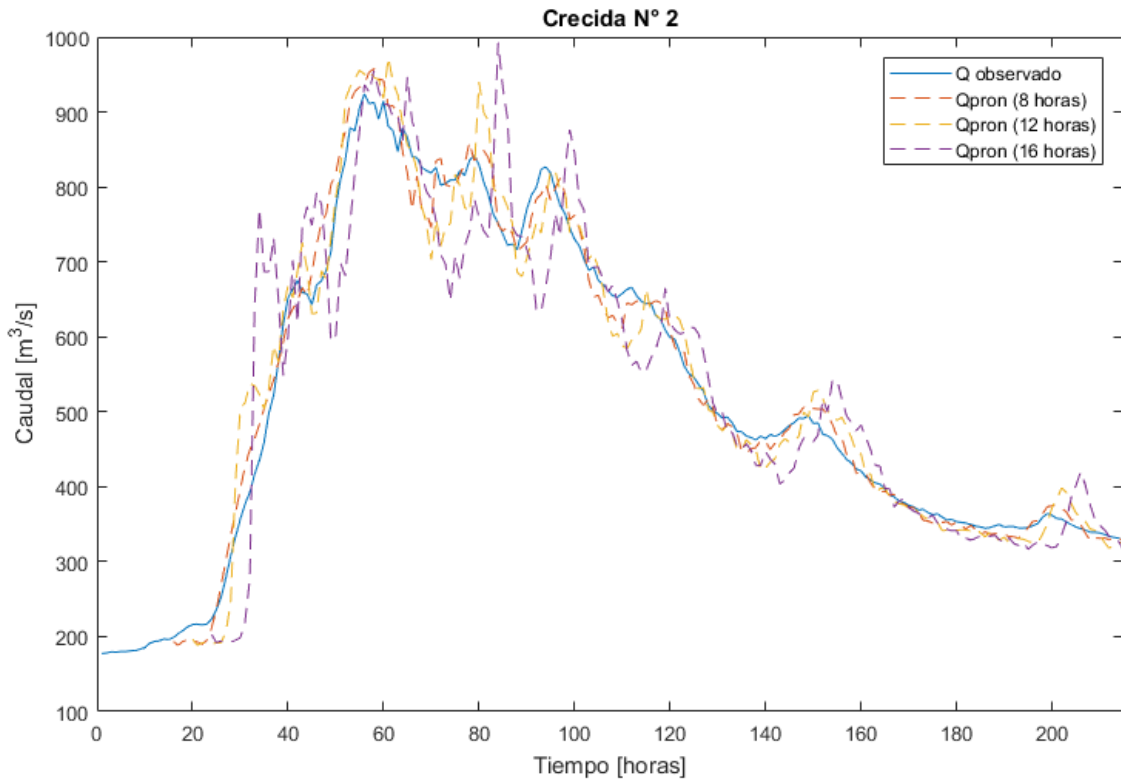


Figura C-22. Gráfico de comparación entre el caudal observado y el pronosticado con 8,12 y 16 horas de antelación para la crecida 2 en río Cautín en Cajón.

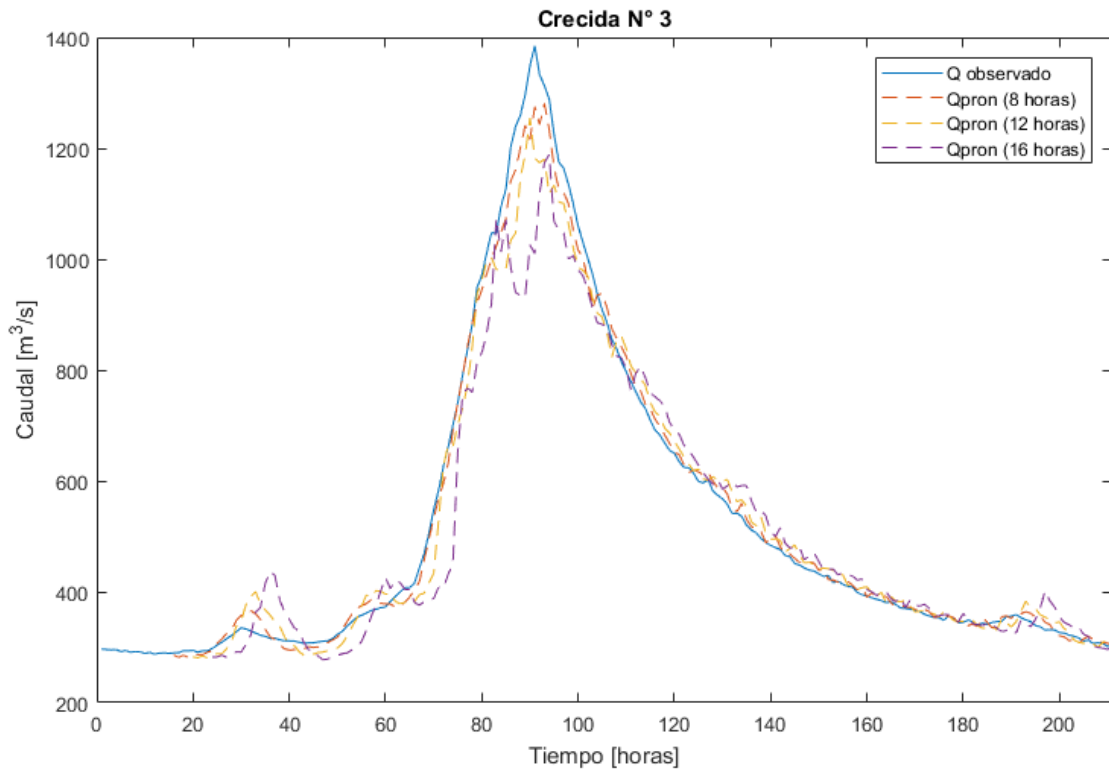


Figura C-23. Gráfico de comparación entre el caudal observado y el pronosticado con 8,12 y 16 horas de antelación para la crecida 3 en río Cautín en Cajón.

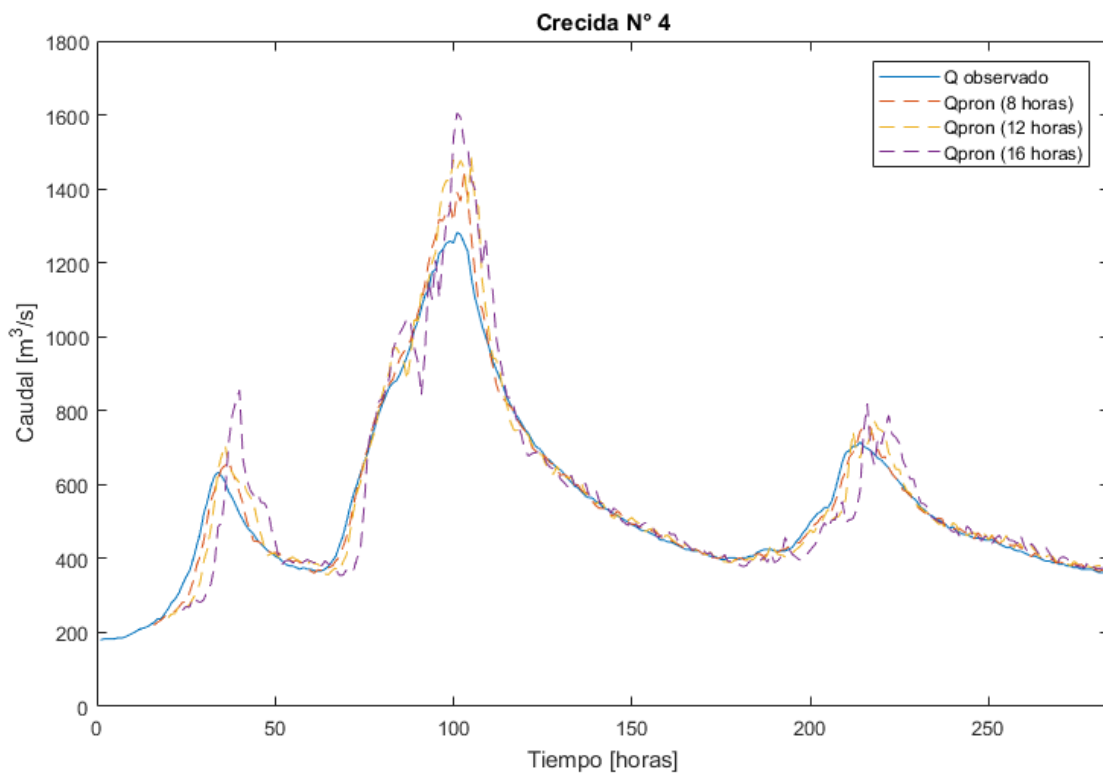


Figura C-24. Gráfico de comparación entre el caudal observado y el pronosticado con 8,12 y 16 horas de antelación para la crecida 4 en río Cautín en Cajón.

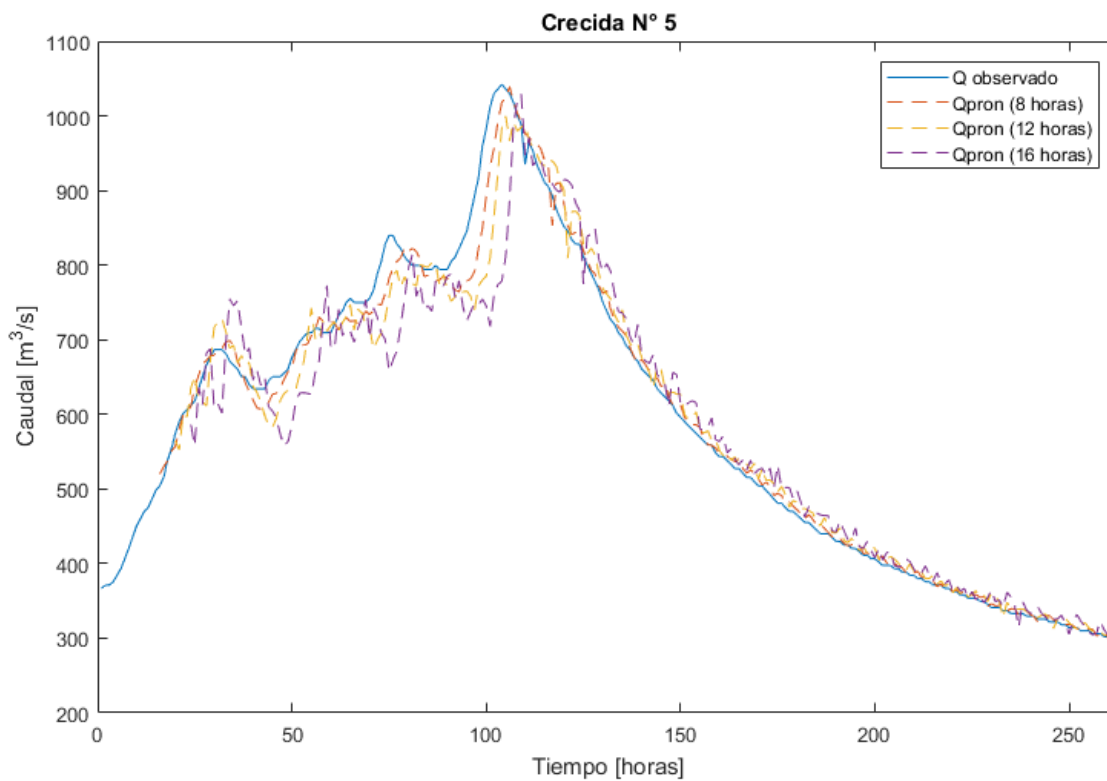


Figura C-25. Gráfico de comparación entre el caudal observado y el pronosticado con 8,12 y 16 horas de antelación para la crecida 5 en río Cautín en Cajón.

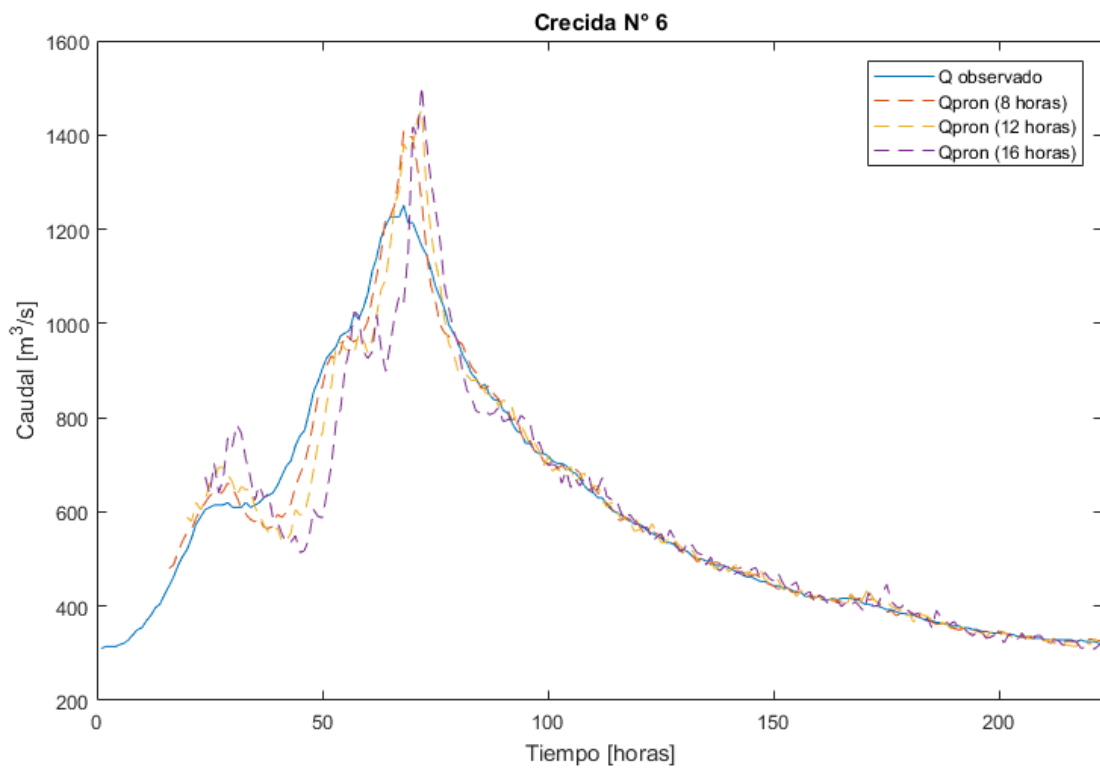


Figura C-26. Gráfico de comparación entre el caudal observado y el pronosticado con 8,12 y 16 horas de antelación para la crecida 6 en río Cautín en Cajón.

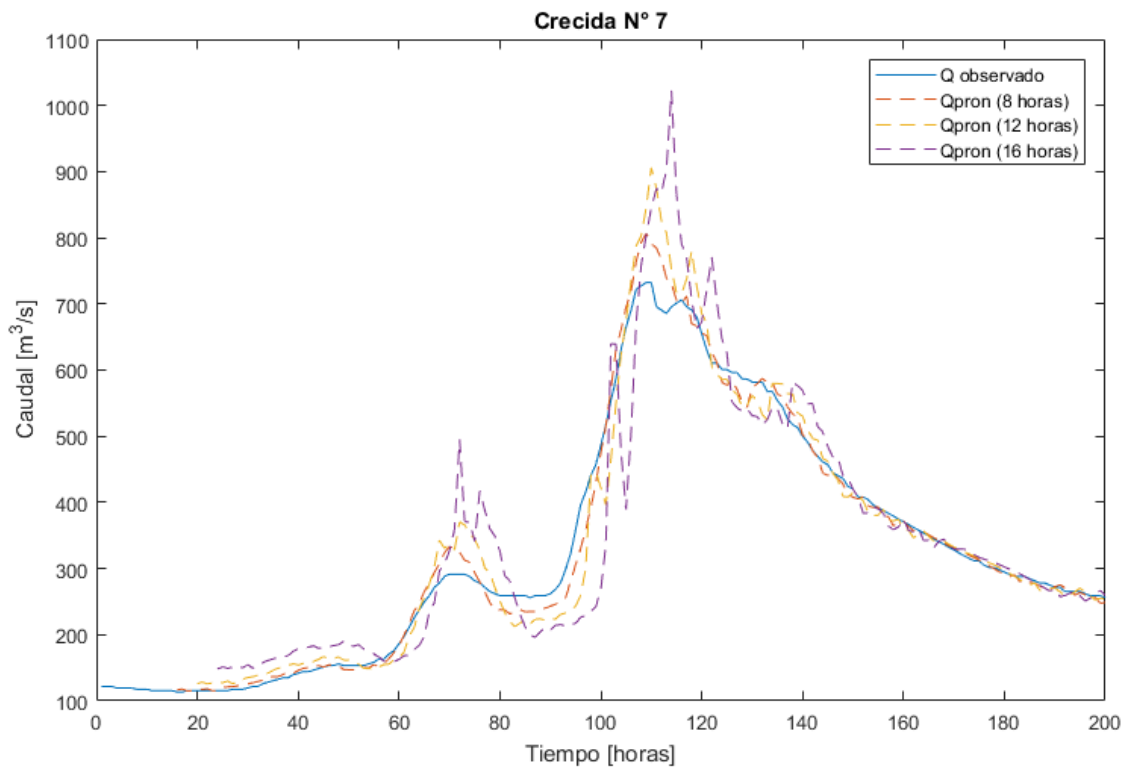


Figura C-27. Gráfico de comparación entre el caudal observado y el pronosticado con 8,12 y 16 horas de antelación para la crecida 7 en río Cautín en Cajón.

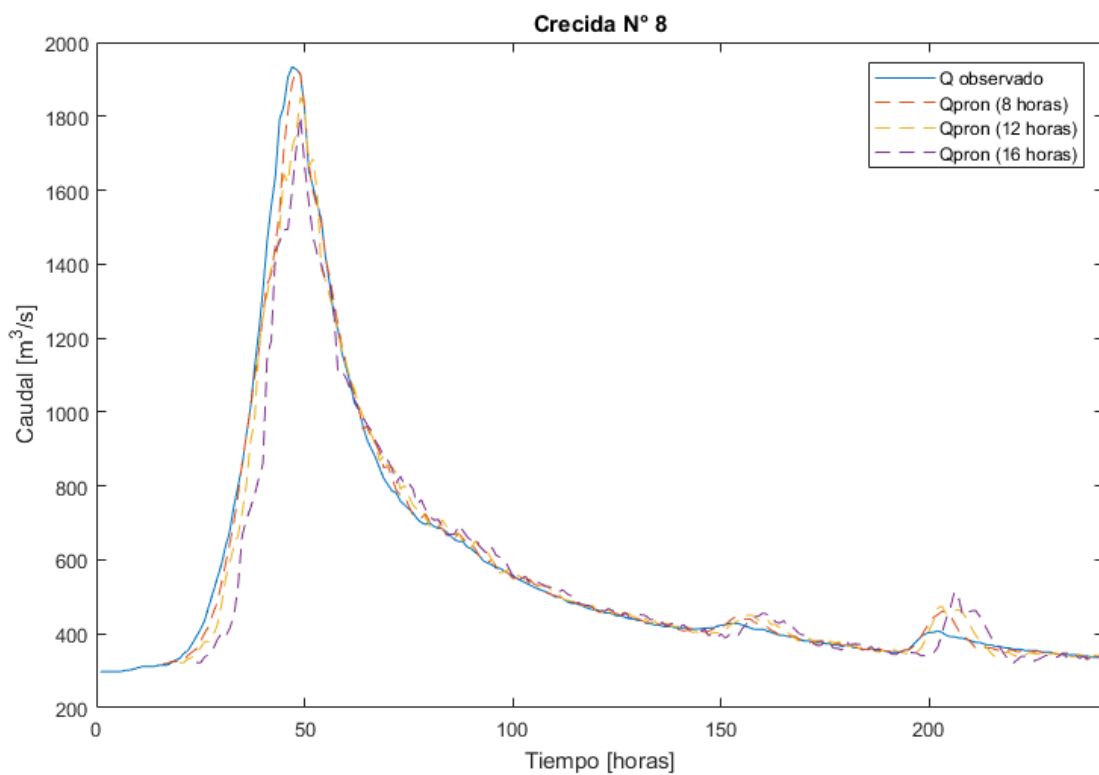


Figura C-28. Gráfico de comparación entre el caudal observado y el pronosticado con 8,12 y 16 horas de antelación para la crecida 8 en río Cautín en Cajón.

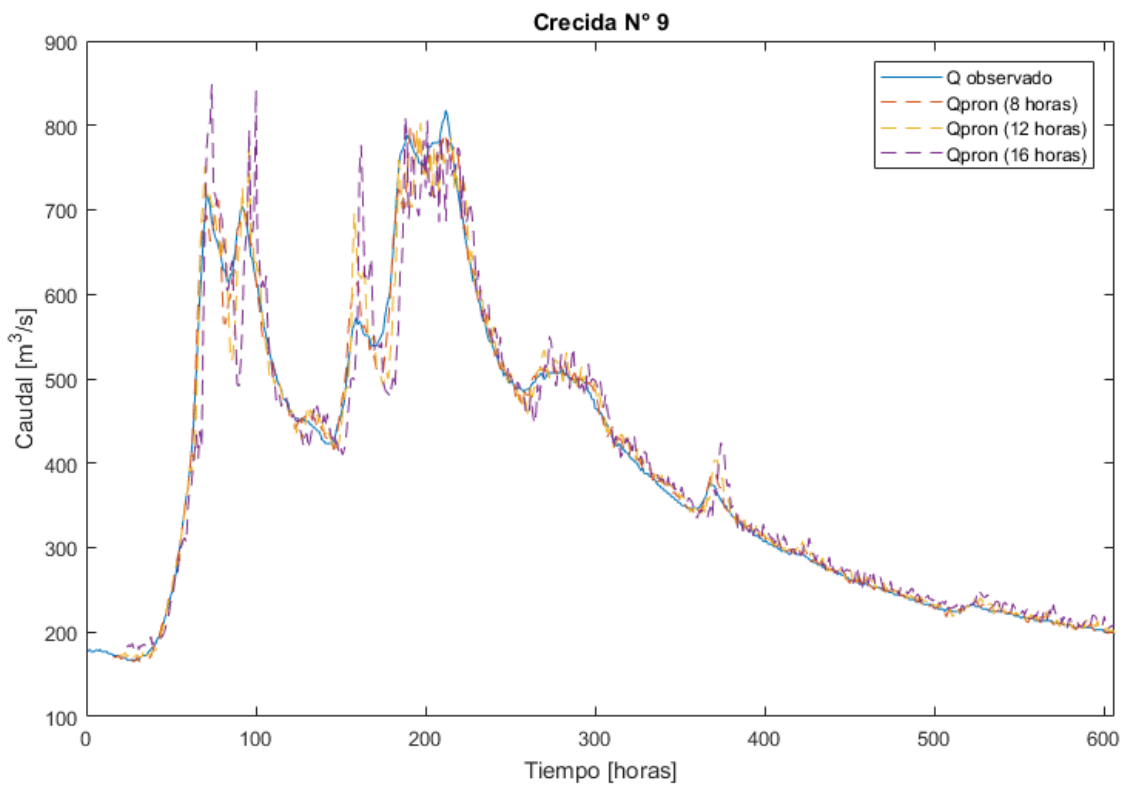


Figura C-29. Gráfico de comparación entre el caudal observado y el pronosticado con 8,12 y 16 horas de antelación para la crecida 9 en río Cautín en Cajón.

C.2. Resultados tiempo real

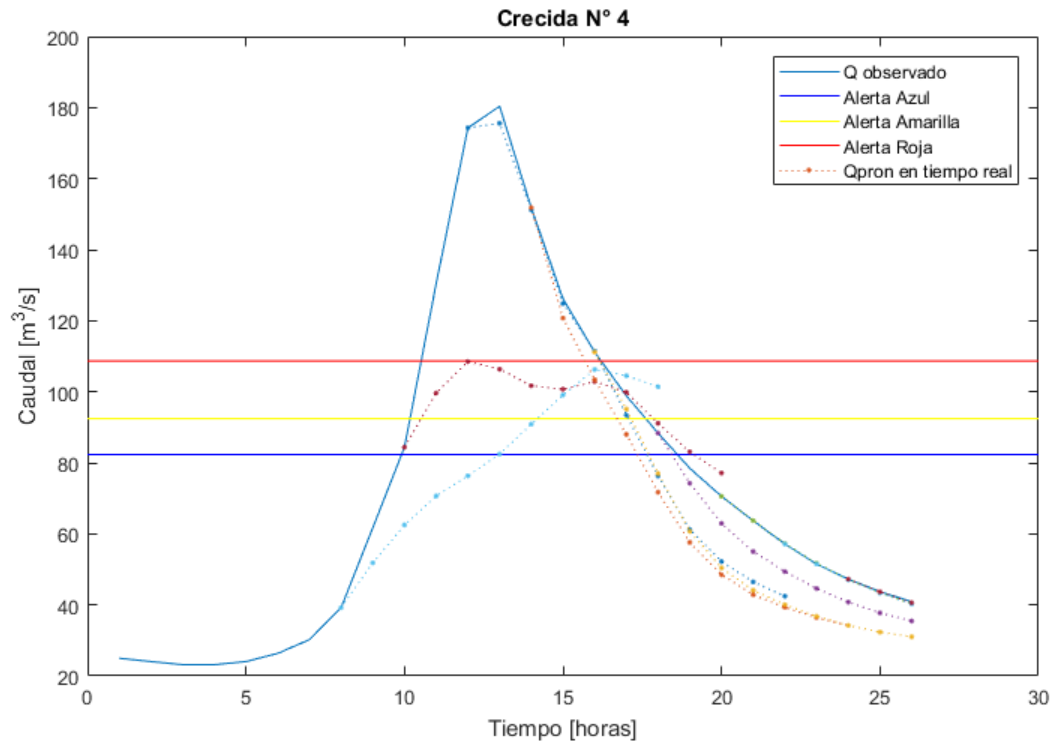


Figura C-30. Pronóstico de caudales en "tiempo real" para la crecida 4 hasta con 10 horas de antelación para el río Curanilahue en Curanilahue.

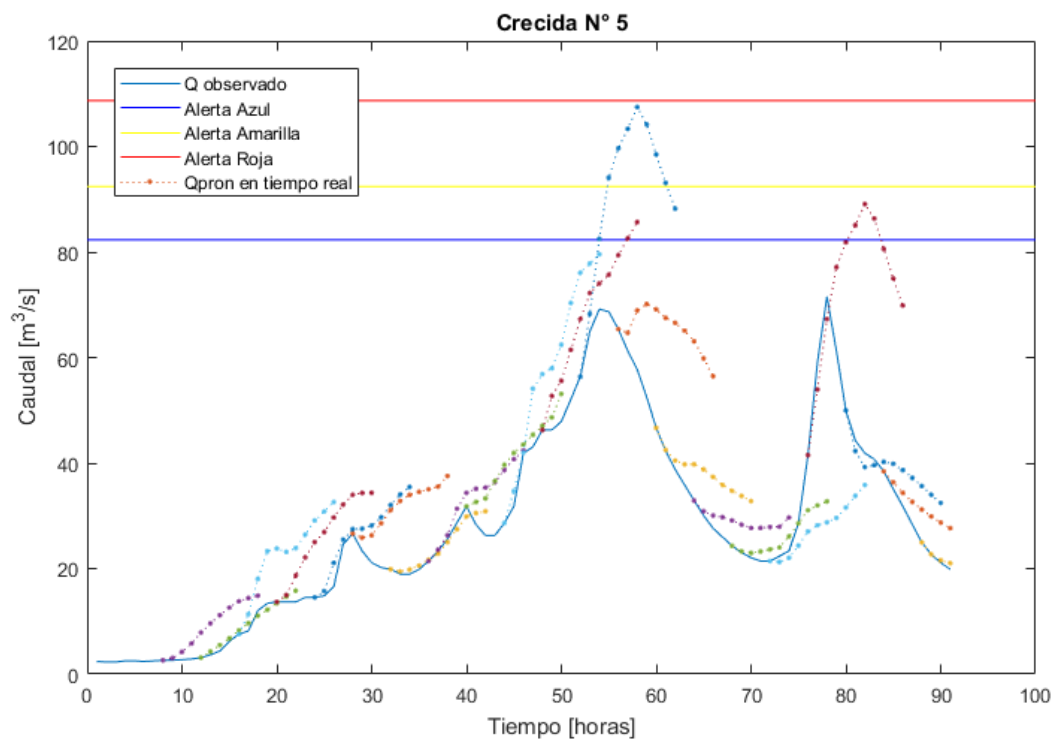


Figura C-31. Pronóstico de caudales en "tiempo real" para la crecida 5 hasta con 10 horas de antelación para el río Curanilahue en Curanilahue.

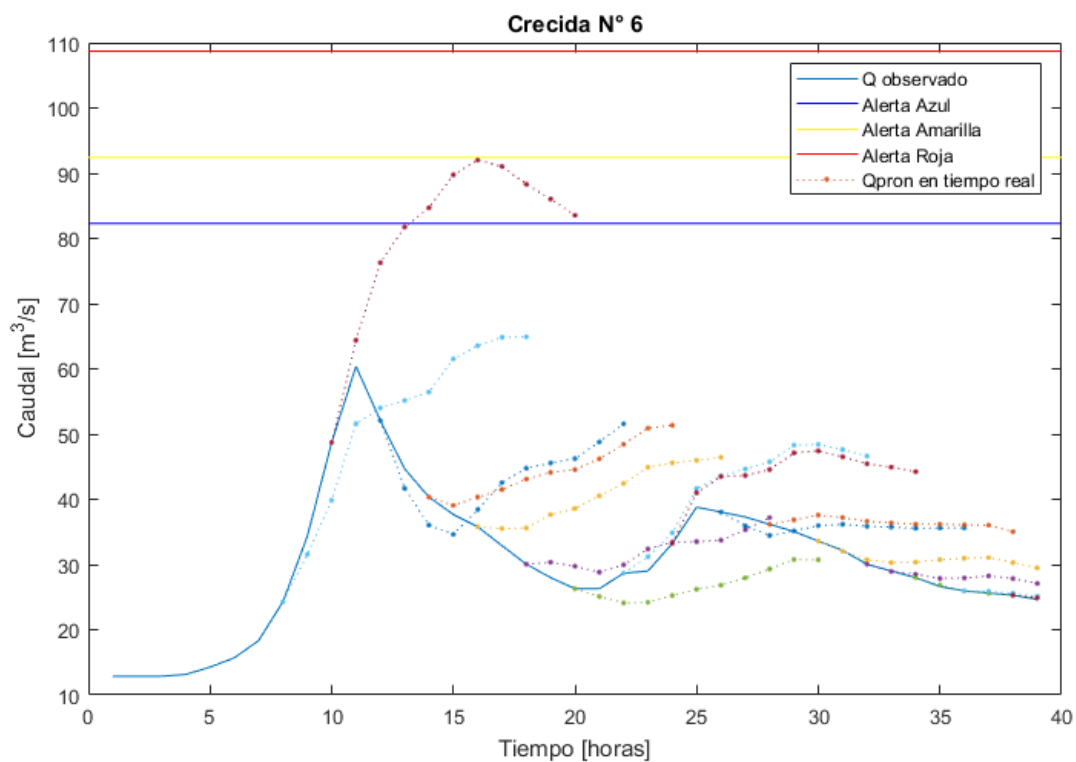


Figura C-32. Pronóstico de caudales en "tiempo real" para la crecida 6 hasta con 10 horas de antelación para el río Curanilahue en Curanilahue.

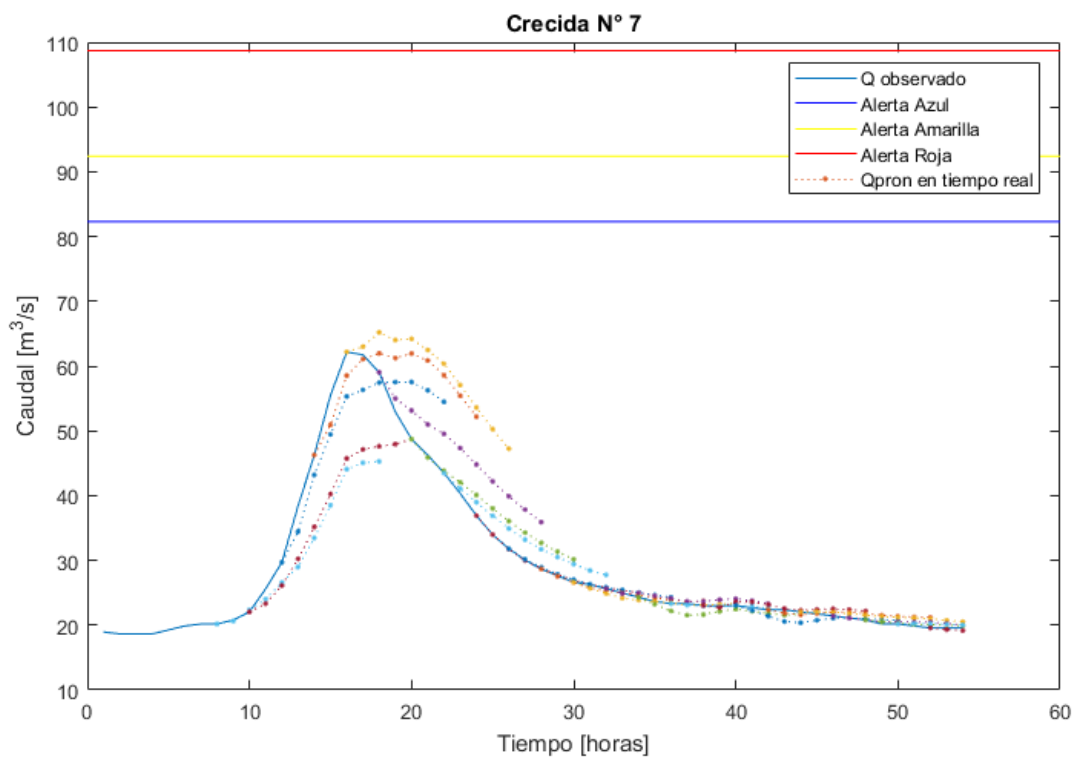


Figura C-33. Pronóstico de caudales en "tiempo real" para la crecida 7 hasta con 10 horas de antelación para el río Curanilahue en Curanilahue.

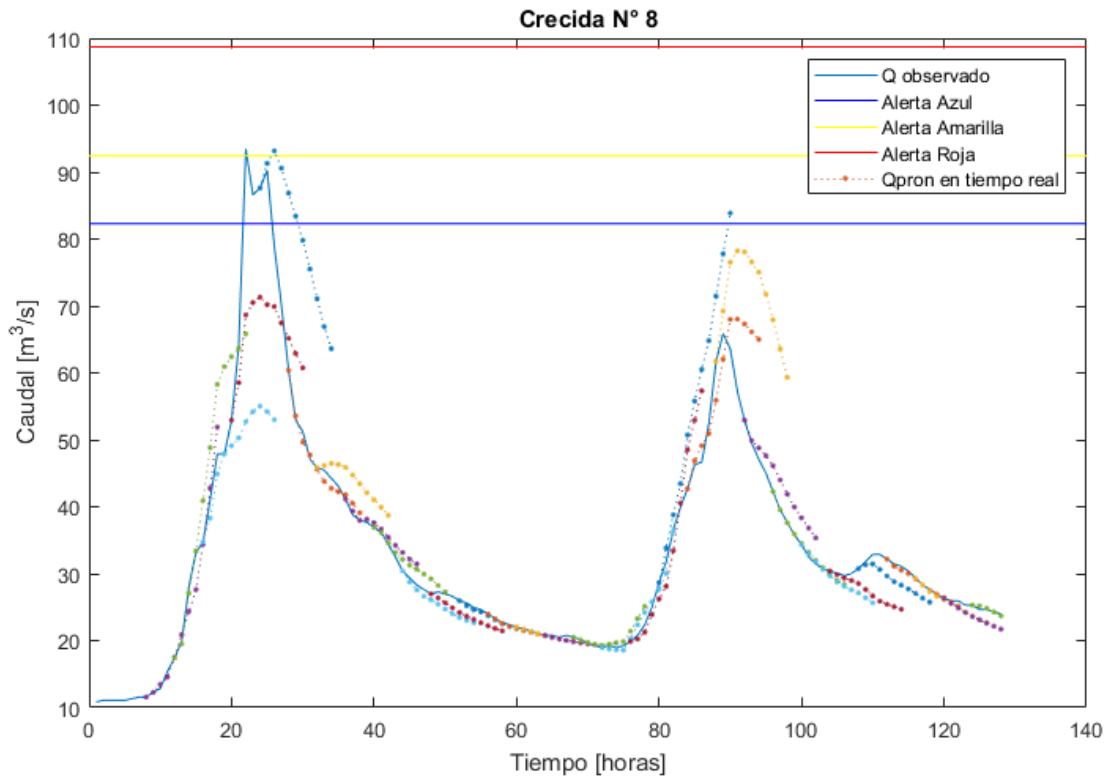


Figura C-34. Pronóstico de caudales en "tiempo real" para la crecida 8 hasta con 10 horas de antelación para el río Curanilahue en Curanilahue.

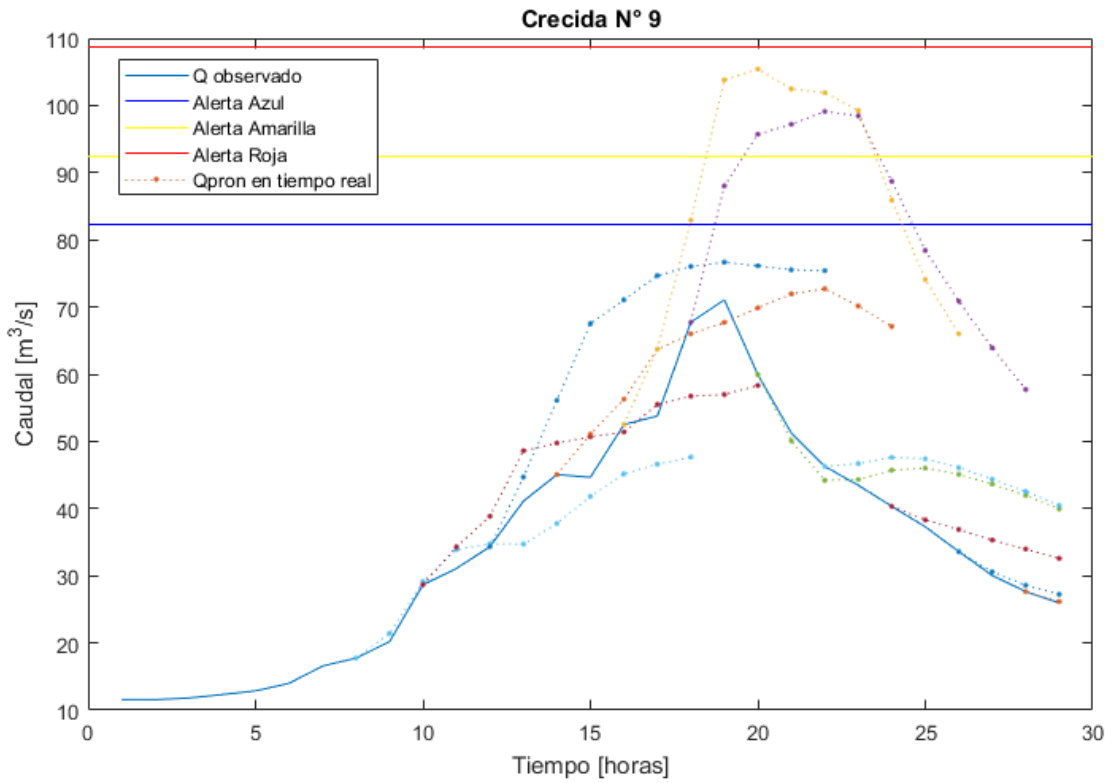


Figura C-35. Pronóstico de caudales en "tiempo real" para la crecida 9 hasta con 10 horas de antelación para el río Curanilahue en Curanilahue.

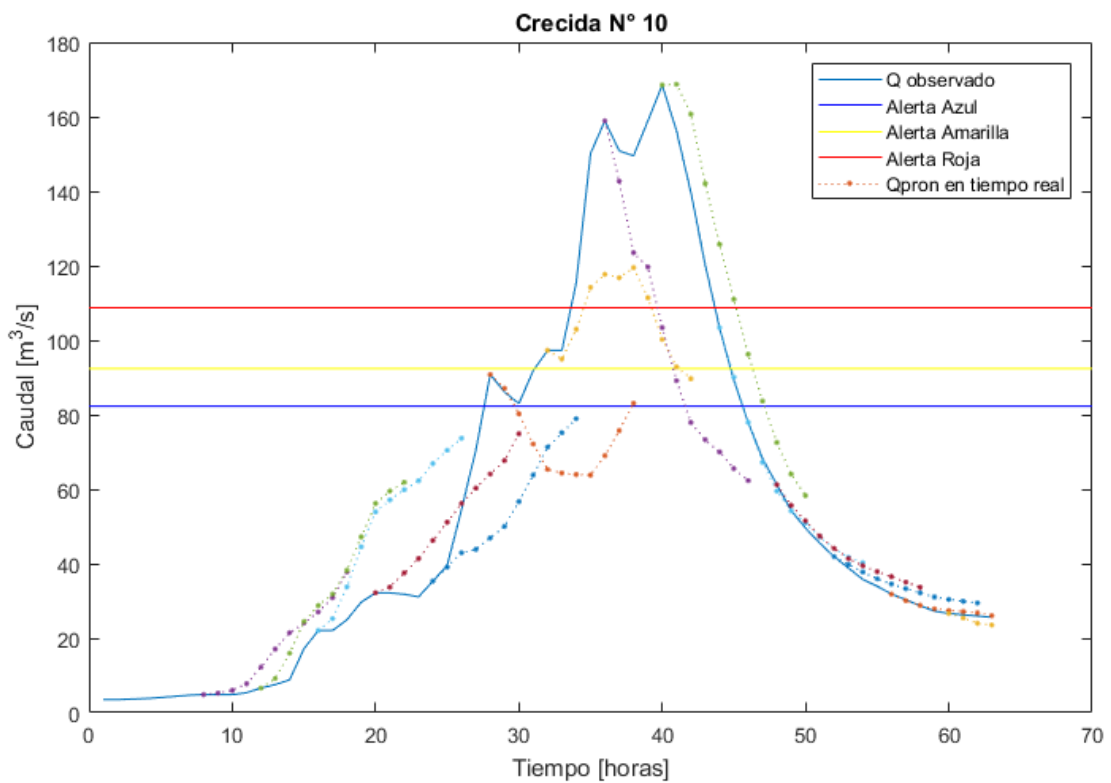


Figura C-36. Pronóstico de caudales en "tiempo real" para la crecida 10 hasta con 10 horas de antelación para el río Curanilahue en Curanilahue.

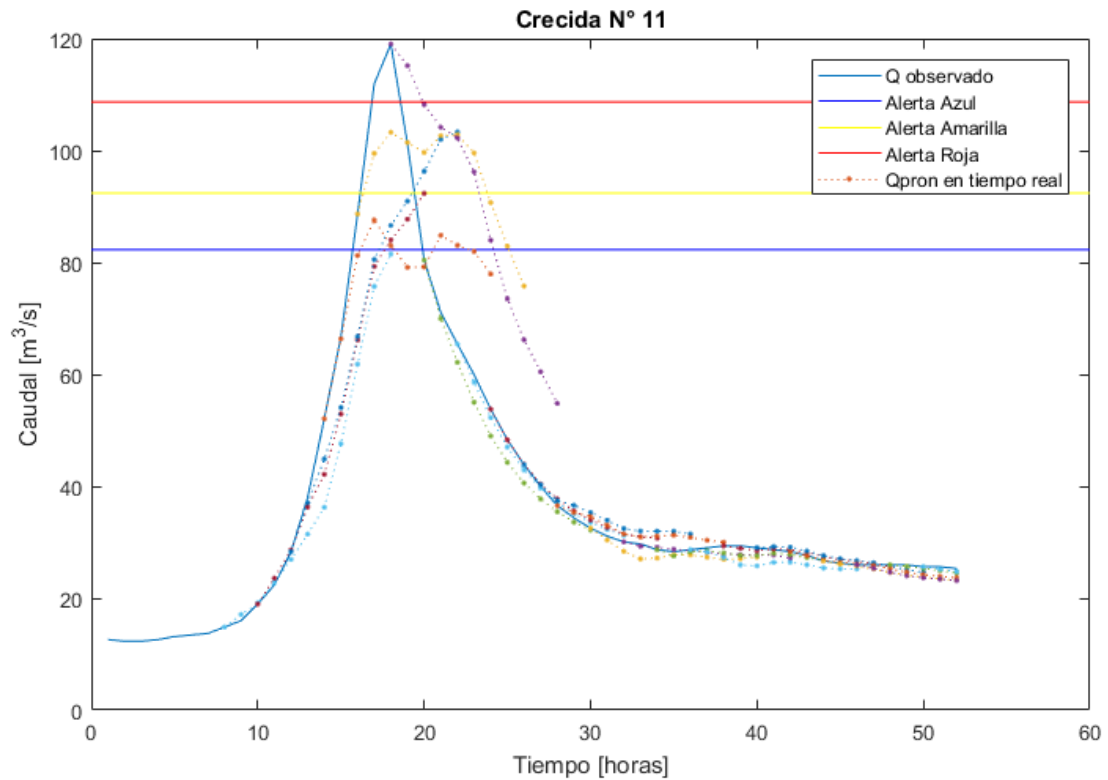


Figura C-37. Pronóstico de caudales en "tiempo real" para la crecida 11 hasta con 10 horas de antelación para el río Curanilahue en Curanilahue.

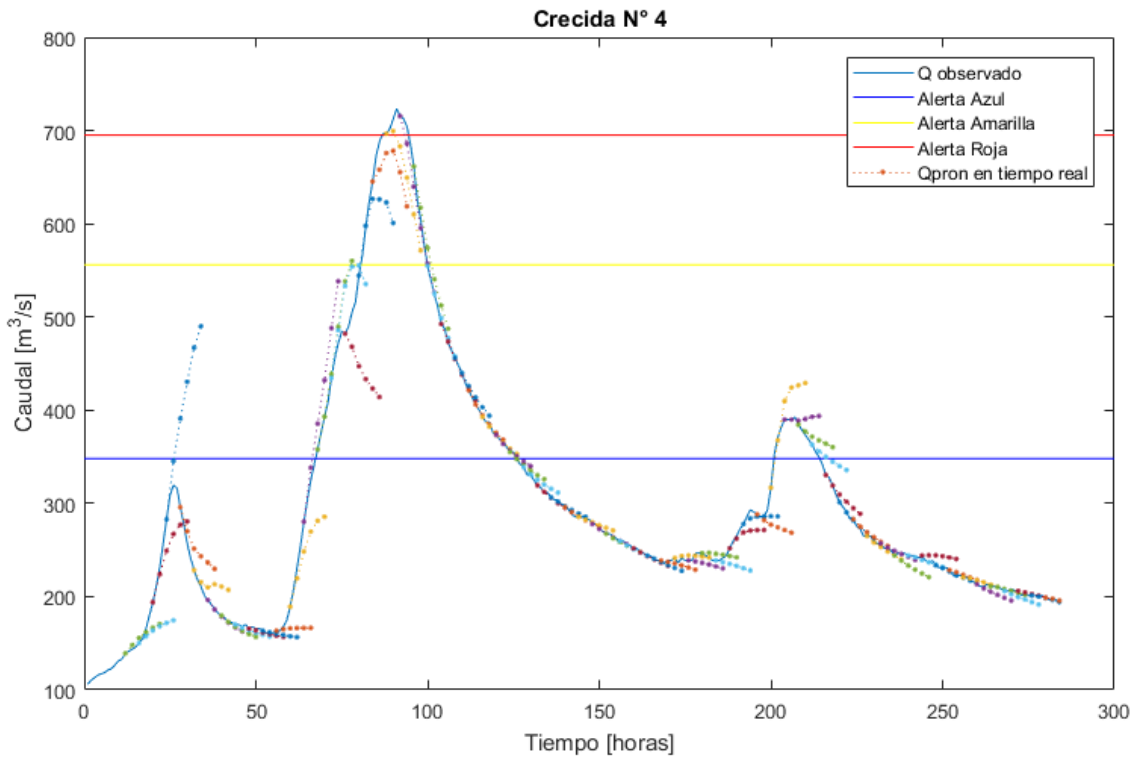


Figura C-38. Pronóstico en "tiempo real" para la crecida 4 hasta con 10 horas de antelación para el río Cautín en Rariruca.

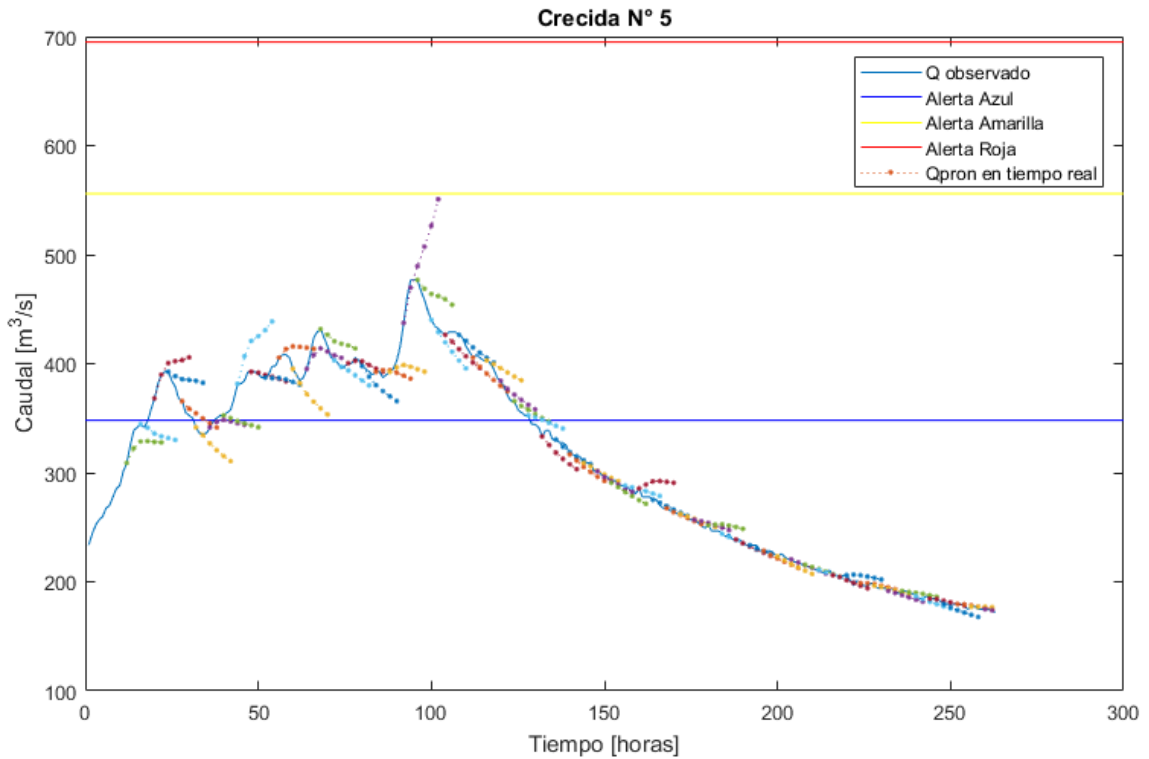


Figura C-39. Pronóstico en "tiempo real" para la crecida 5 hasta con 10 horas de antelación para el río Cautín en Rariruca.

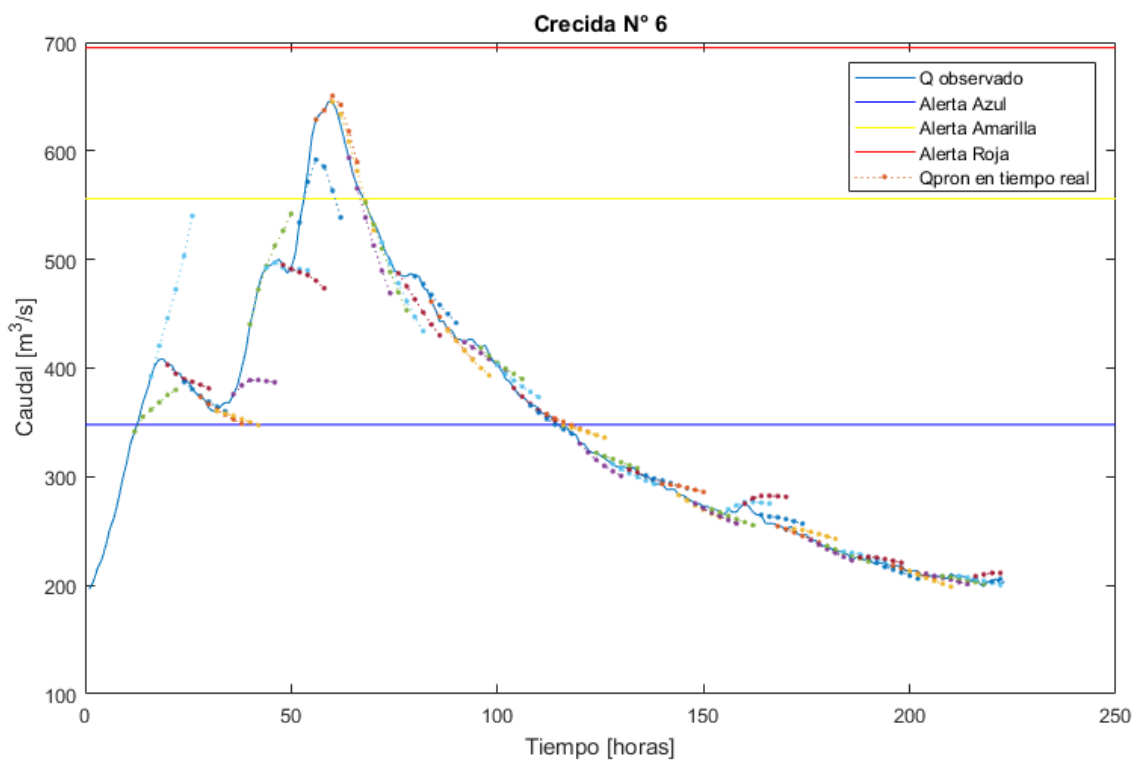


Figura C-40. Pronóstico en "tiempo real" para la crecida 6 hasta con 10 horas de antelación para el río Cautín en Rariruca.

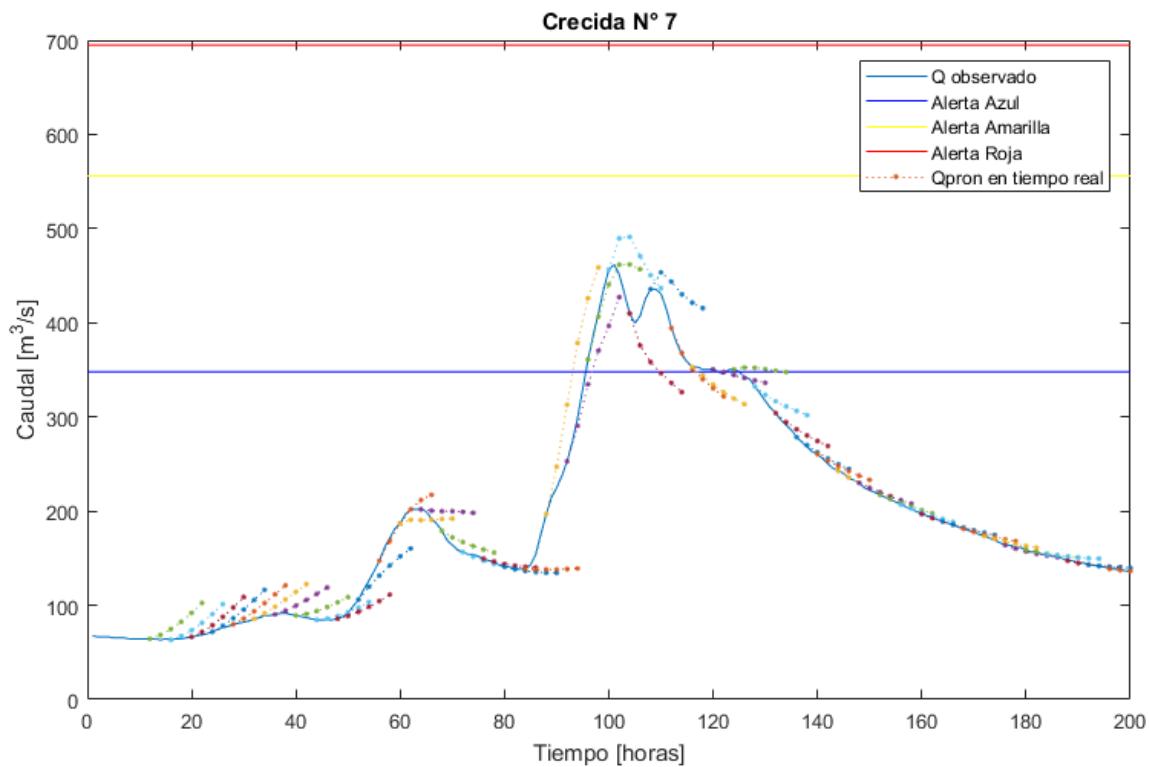


Figura C-41. Pronóstico en "tiempo real" para la crecida 7 hasta con 10 horas de antelación para el río Cautín en Rariruca.

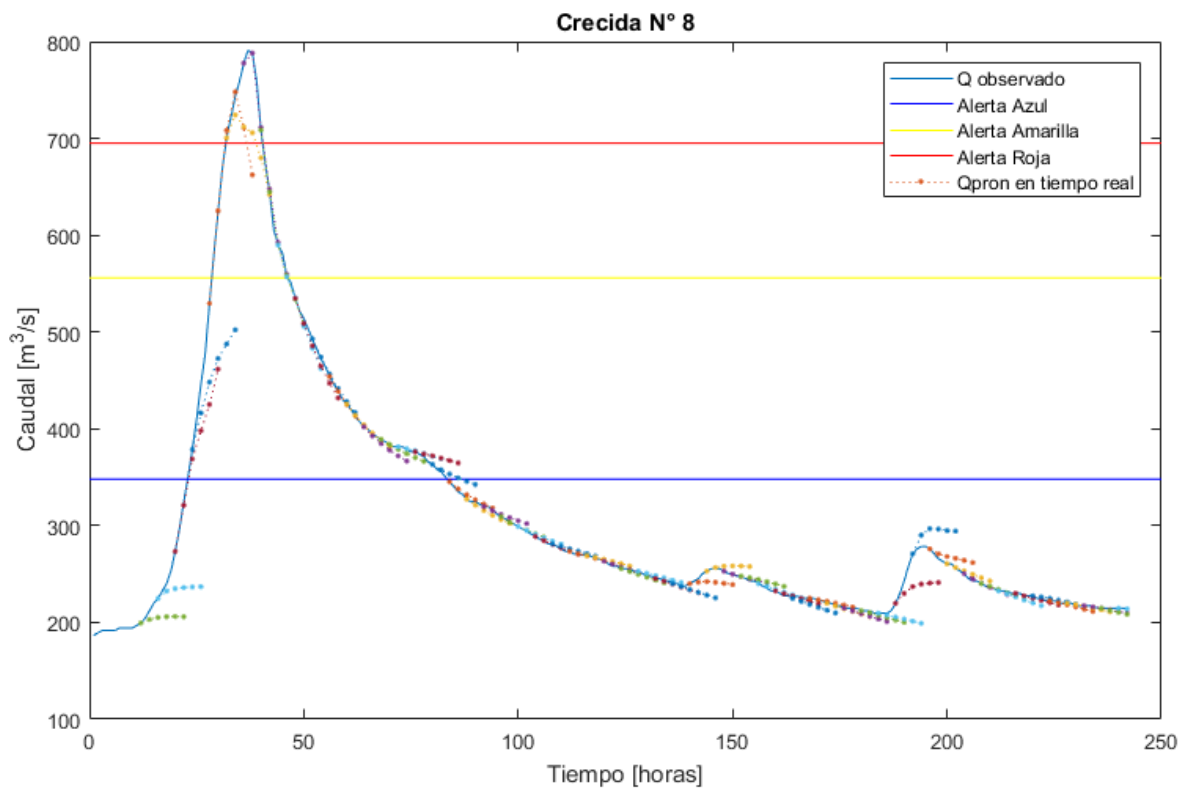


Figura C-42. Pronóstico en "tiempo real" para la crecida 8 hasta con 10 horas de antelación para el río Cautín en Rariruca.

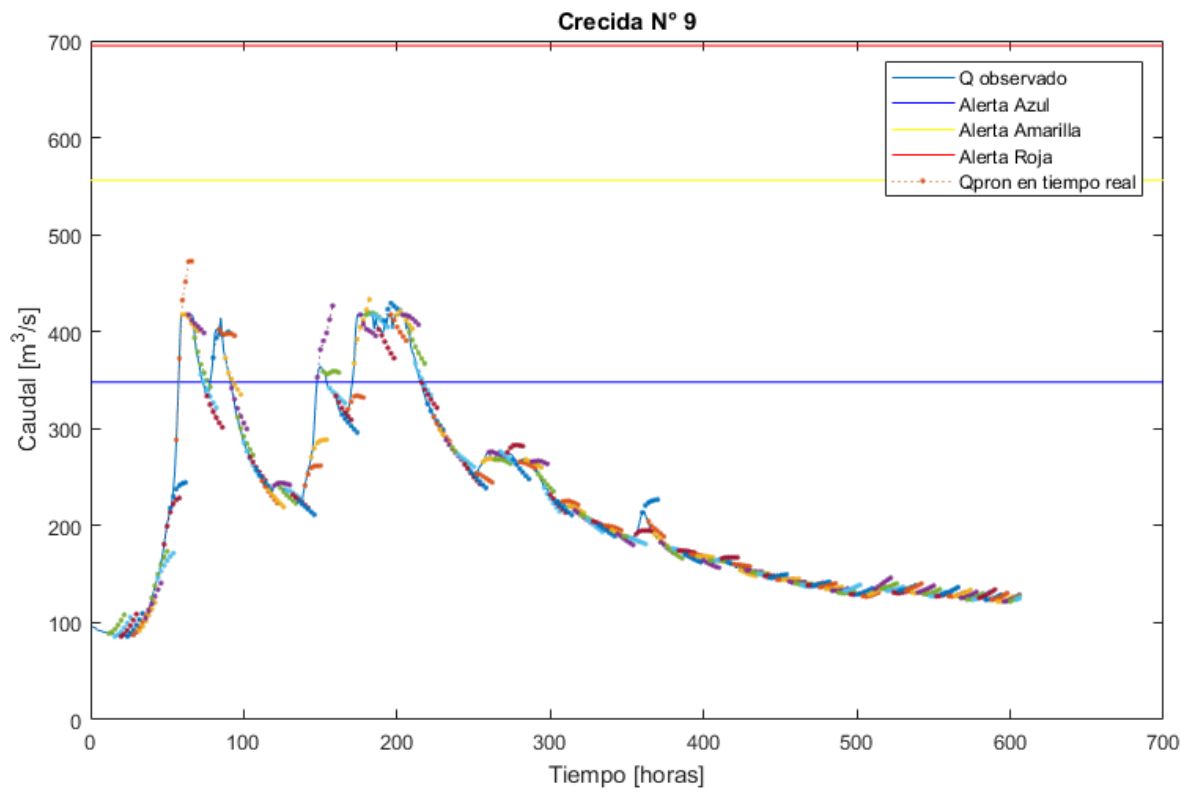


Figura C-43. Pronóstico en "tiempo real" para la crecida 9 hasta con 10 horas de antelación para el río Cautín en Rariruca.

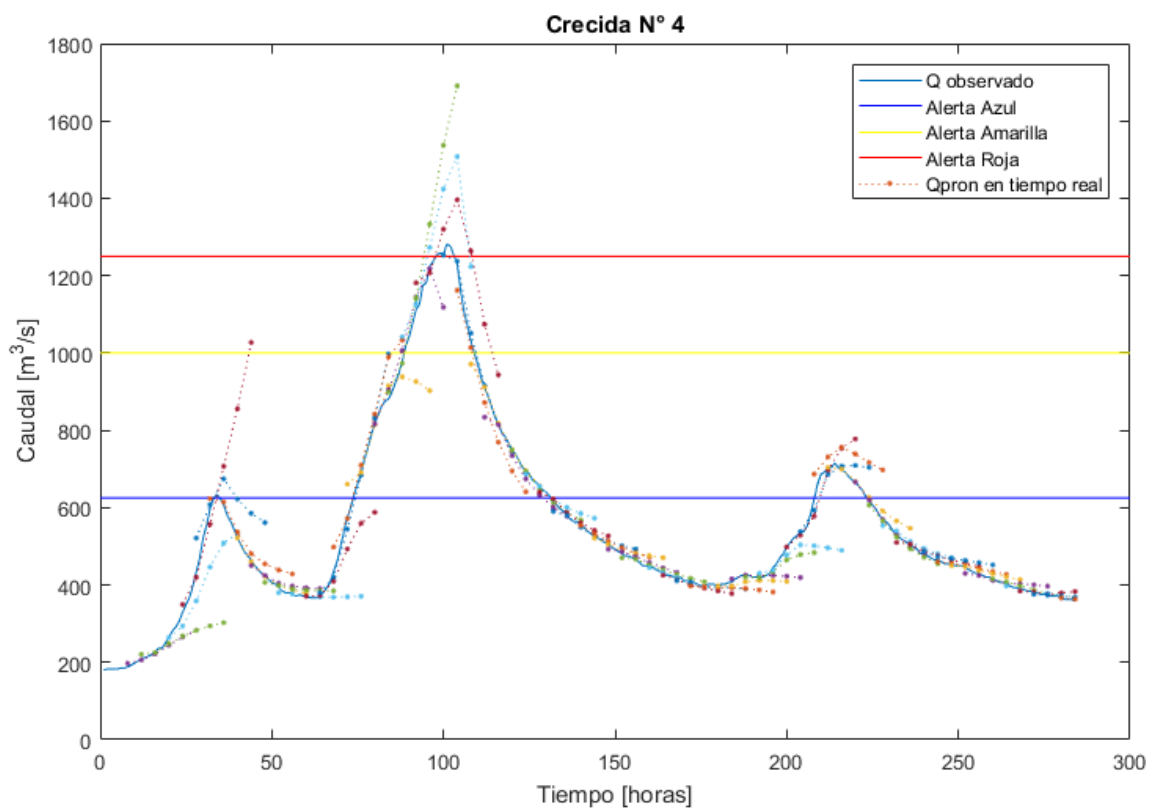


Figura C-44. Pronóstico en "tiempo real" para la crecida 4 hasta con 20 horas de antelación para el río Cautín en Cajón.

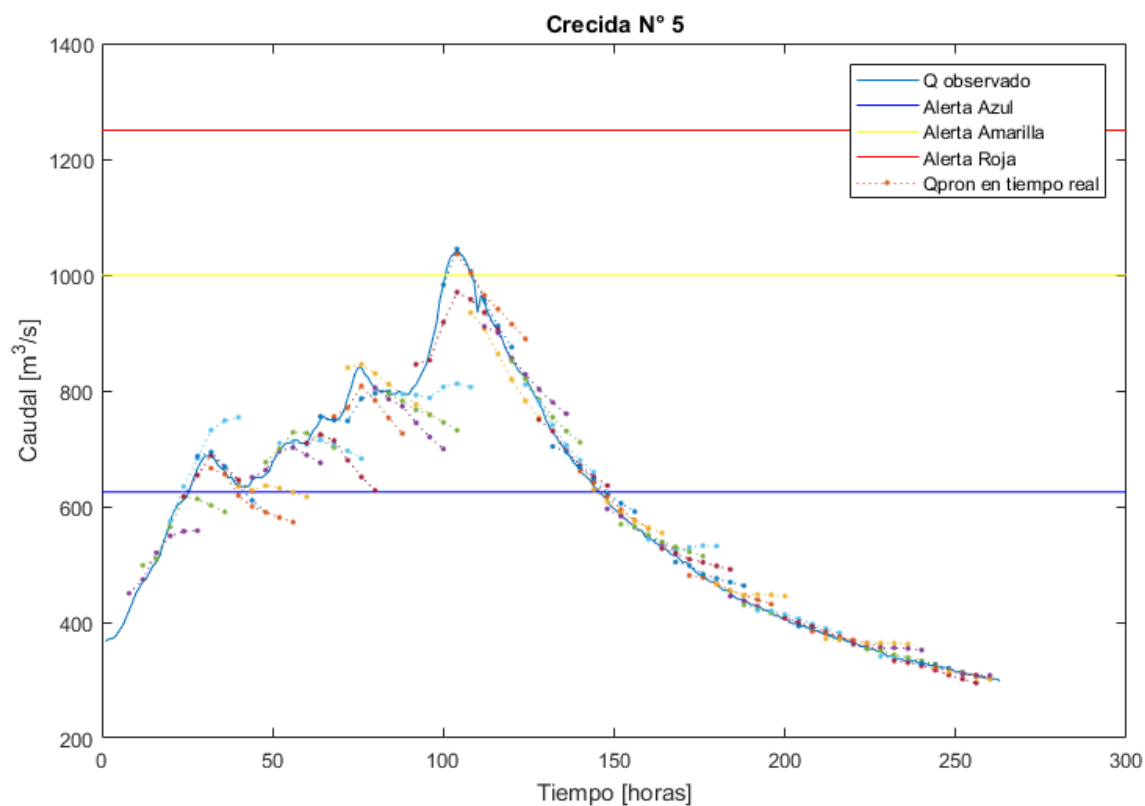


Figura C-45. Pronóstico en "tiempo real" para la crecida 5 hasta con 20 horas de antelación para el río Cautín en Cajón.

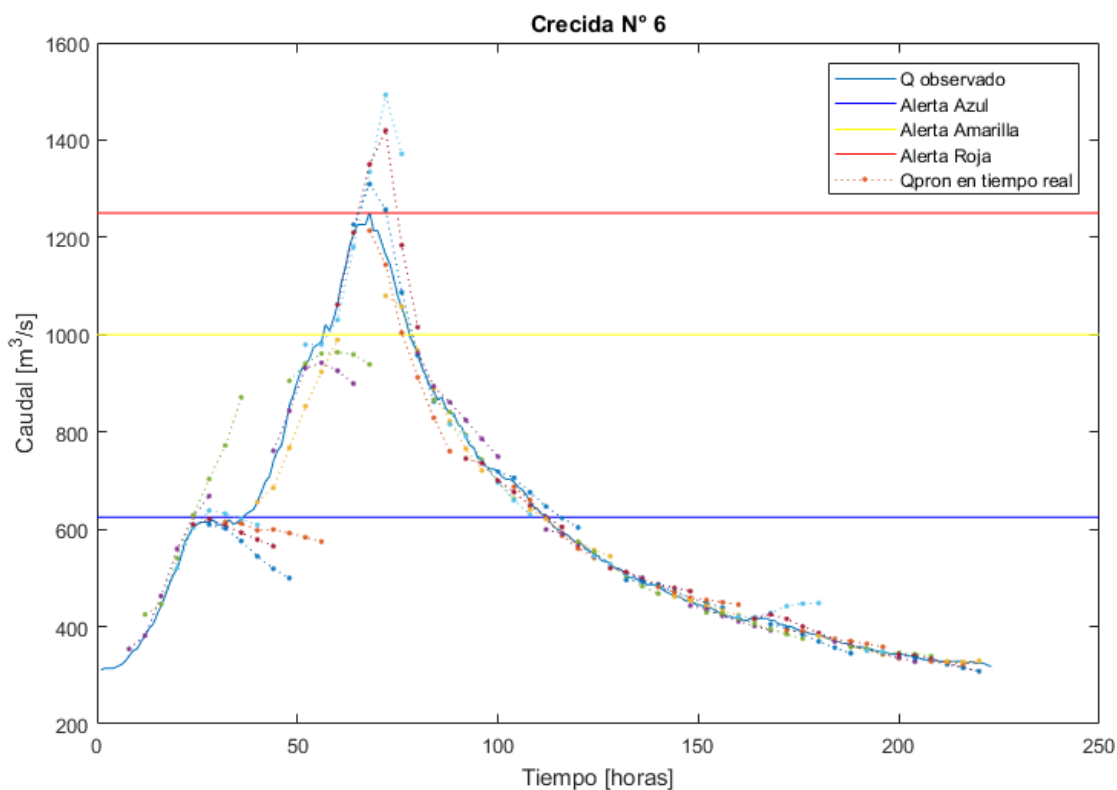


Figura C-46. Pronóstico en "tiempo real" para la crecida 6 hasta con 20 horas de antelación para el río Cautín en Cajón.

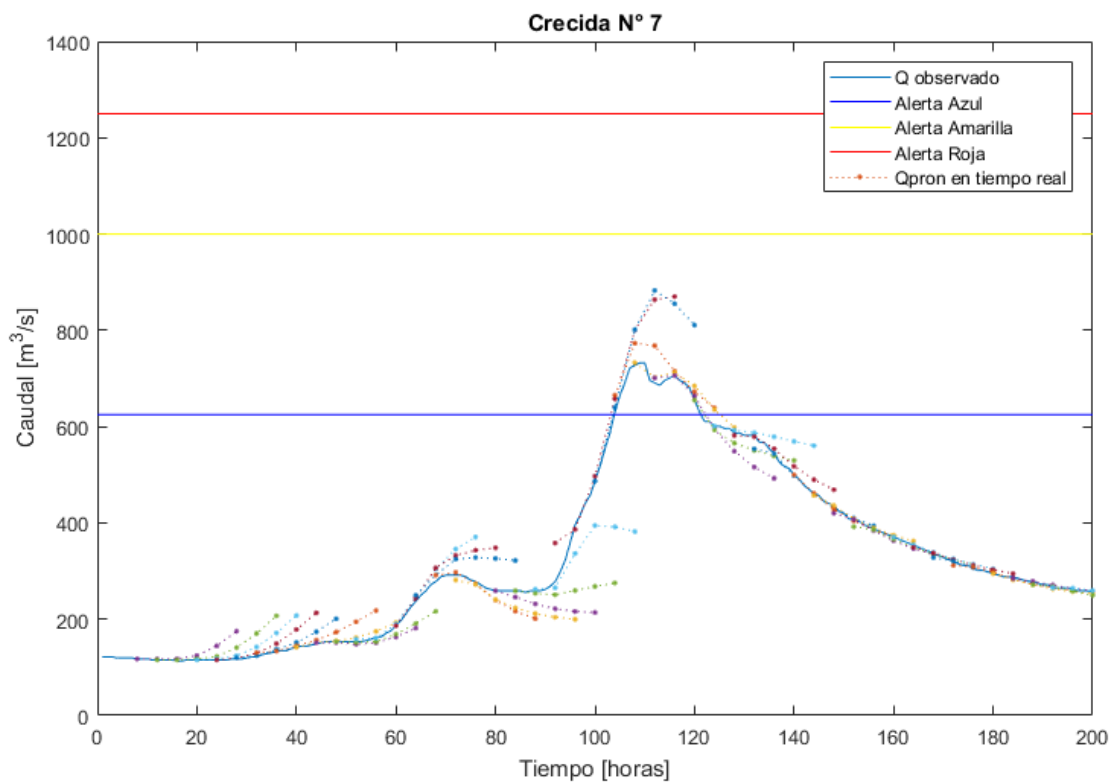


Figura C-47. Pronóstico en "tiempo real" para la crecida 7 hasta con 20 horas de antelación para el río Cautín en Cajón.

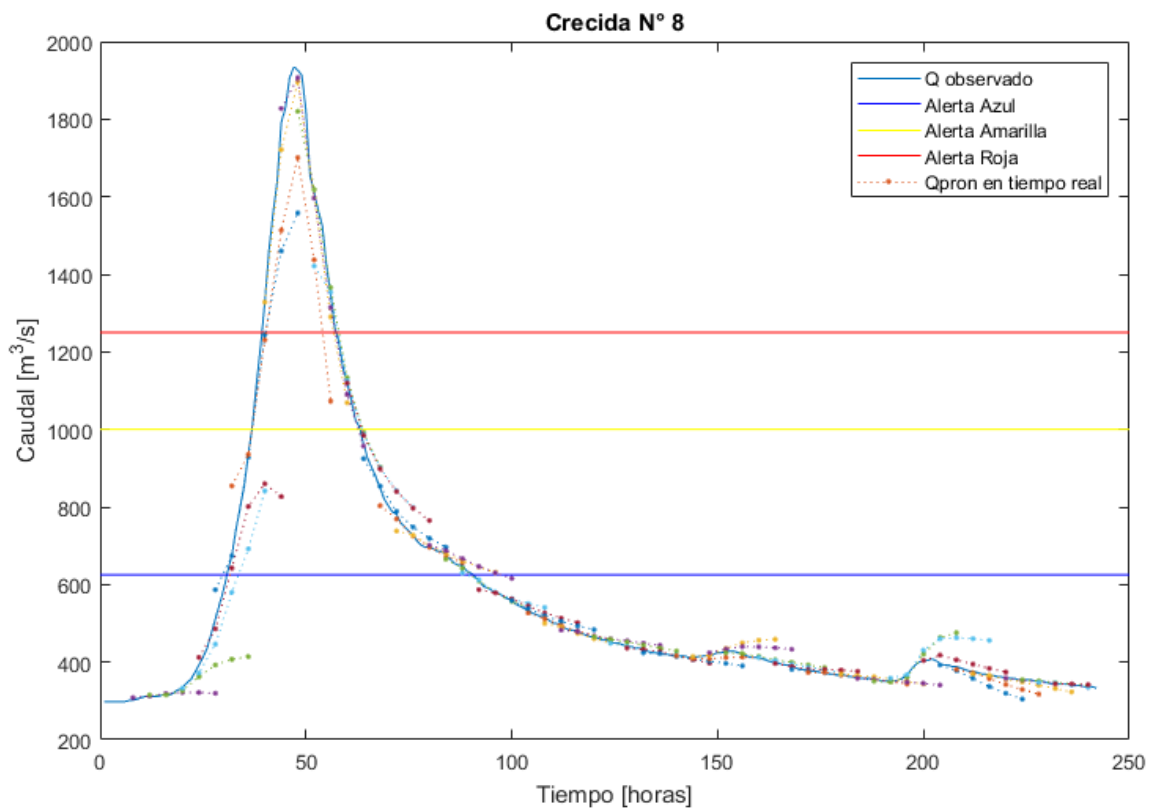


Figura C-48. Pronóstico en "tiempo real" para la crecida 8 hasta con 20 horas de antelación para el río Cautín en Cajón.

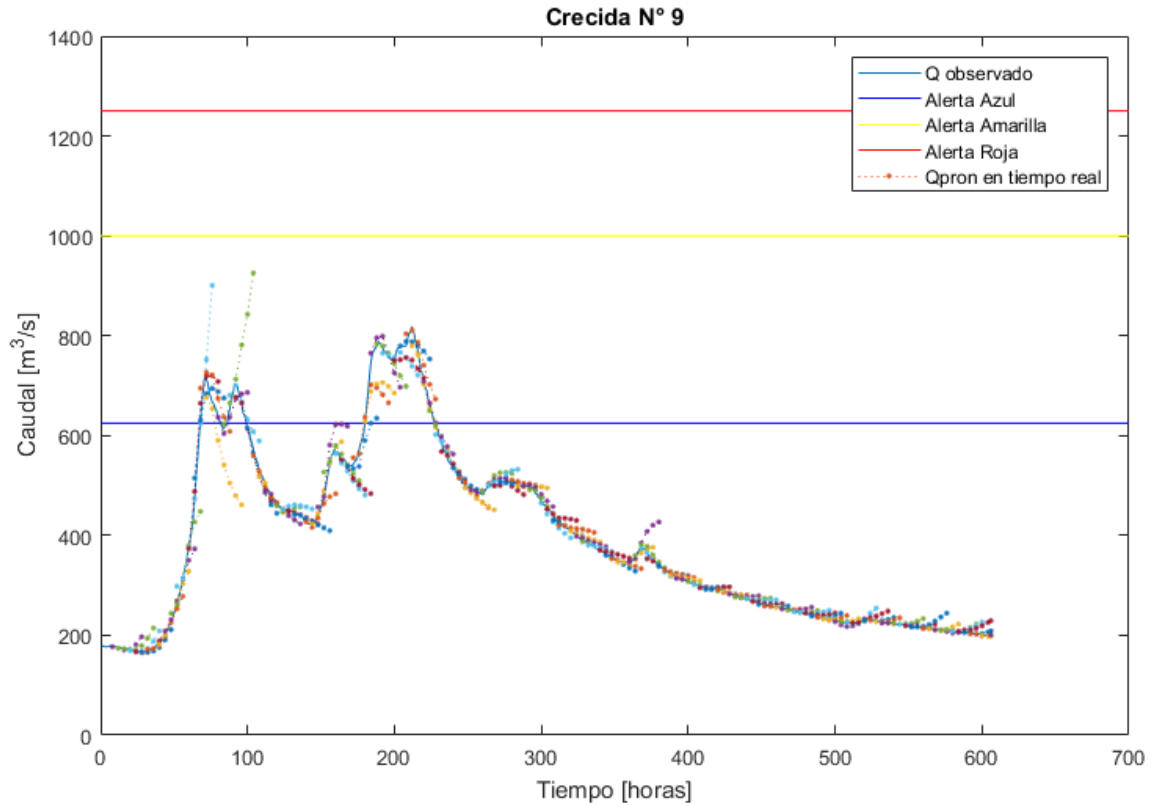


Figura C-49. Pronóstico en "tiempo real" para la crecida 9 hasta con 20 horas de antelación para el río Cautín en Cajón.