

Proyecto PREVENIR: actividades de intercambio científico entre Argentina y Japón

Estadía 2023 de una investigadora del INA en Japón



Programa de Hidráulica Computacional – Programa de Hidráulica Fluvial
Subgerencia Laboratorio de Hidráulica - Instituto Nacional del Agua

Proyecto INA 418
Informe SLH 01-418-24
Ezeiza, junio de 2024

AUTORIDADES DEL INA

PRESIDENTE

-

GERENTE DE PROGRAMAS Y PROYECTOS

-

SUBGERENTE LABORATORIO DE HIDRÁULICA

Dr. Ing. Pablo E. GARCÍA

Equipo de trabajo (por orden alfabético)

Programa Hidráulica Computacional – Subgerencia Laboratorio de Hidráulica – Instituto Nacional del Agua

Dr. Ing. Pablo E. García | Lic. Nicolás Ortiz | Ing. Mg. Mariano Re | Inga. Marina Sarti

Programa Hidráulica Fluvial – Subgerencia Laboratorio de Hidráulica – Instituto Nacional del Agua

Lucas Hernández | Ing. Leandro D. Kazimierski

Informe realizado por:

Marina Lagos

Mariano Re

Proyecto PREVENIR: actividades de intercambio científico entre Argentina y Japón

Estadía 2023 de una investigadora del INA en Japón

RESUMEN

PREVENIR es un proyecto de cooperación internacional entre Argentina y Japón para el desarrollo de un sistema de alerta temprana frente a inundaciones repentinas en ciudades densamente pobladas. En este marco, investigadores de ambos países realizan estancias en el país socio para fortalecer la colaboración técnica. En este informe se detallan las actividades realizadas durante las visitas realizadas por la Inga. Marina Lagos a dos de las instituciones japonesas participantes del proyecto: el Clúster para la investigación pionera (RIKEN) y el Centro Internacional de Amenazas Hidrológicas y Manejo del Riesgo (ICHARM).

Descriptores temáticos: modelo RRI, asimilación de datos.

Descriptores geográficos: cuenca Sarandí-Santo Domingo, Argentina, Japón, Kobe, Tsukuba.

Índice

1	Introducción	5
1.1	Proyecto PREVENIR.....	5
1.2	Actividades del INA en instituciones japonesas.....	7
1.3	Contenido del informe.....	8
2	Estadía en ICHARM.....	9
2.1	Objetivos.....	9
2.2	Modelo RRI (Rainfall-Runoff-Inundation)	9
2.3	Modelo matemático y discretización	10
2.4	Limitaciones del modelo.....	18
2.5	Implementación en la cuenca SSD.....	19
2.6	Calibración y validación	24
3	Estadía en RIKEN.....	35
3.1	Objetivos.....	35
3.2	Filtro de partículas.....	35
3.3	Filtro de partículas SIS para predecir niveles en la cuenca SSD	38
3.4	Datos utilizados	42
3.5	Resultados	44
4	Conclusiones y próximos pasos	57
4.1	Trabajo en ICHARM	57
4.2	Trabajo en RIKEN	58
4.3	Próximos pasos.....	59
	Referencias	60
	Anexo fotográfico	61
	A. Estadía en ICHARM.....	61
	B. Estadía en RIKEN.....	66
	Equipo de Investigación en Asimilación de Datos	66

1 Introducción

1.1 Proyecto PREVENIR

El Proyecto PREVENIR (Pronóstico y Alerta de Eventos de Inundaciones Repentinas) es un proyecto de investigación conjunta entre instituciones de Japón y Argentina en el marco del programa SATREPS (*Science and Technology Research Partnership for Sustainable Development*). Este proyecto se inició en julio 2022 y se prevé una duración de cinco años. PREVENIR es un proyecto para la predicción numérica hidro-meteorológica y alerta temprana para ciudades vulnerables y densamente pobladas. El objetivo principal es desarrollar un sistema de alerta temprana basado en impactos frente a lluvias intensas e inundaciones urbanas para dos cuencas: Sarandí-Santo Domingo (provincia de Buenos Aires) y Suquía (provincia de Córdoba).

El proyecto propone la colaboración entre instituciones japonesas líderes mundiales en el desarrollo y operación de sistemas de alerta temprana e instituciones argentinas que se dedican a esta temática. Las instituciones aportantes de recursos son la Agencia de Cooperación Internacional del Japón (JICA) y la Agencia de Ciencia y Tecnología de Japón (JST), la institución responsable del proyecto el Servicio Meteorológico Nacional (SMN, Argentina) y la institución de investigación representativa es el Clúster para la investigación pionera (RIKEN, Japón). Entre las instituciones de investigación colaboradoras del proyecto se cuentan el Instituto Nacional del Agua (INA), el Centro Internacional de Amenazas Hidrológicas y Manejo del Riesgo, Instituto de Investigación de Obras Públicas (ICHARM-PWRI, Japón), la Universidad de Osaka (Japón), y el Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas (CONICET, Argentina), a través del CIMA (Centro de Investigación del Mar y la Atmósfera), el IMIT (Instituto de Modelado e Innovación Tecnológica), el IDIT (Instituto de Estudios Avanzados en Ingeniería y Tecnología) y el ICC (Instituto de Ciencias de la Computación). Entre las instituciones cooperativas del proyecto se encuentran los gobiernos de las provincias de Buenos Aires y Córdoba, el Ministerio de Relaciones Exteriores, Comercio Internacional y Culto de la Argentina y la Agencia Meteorológica de Japón (JMA). Además, se suman instituciones locales de apoyo y financiamiento como la Agencia Nacional de Promoción de la Investigación, el Desarrollo Tecnológico y la Innovación (Agencia I+D+i), la Universidad de Buenos Aires, la Universidad Nacional de Córdoba y la Universidad Nacional del Nordeste.

Este sistema será el primero de su tipo en Argentina y proporcionará herramientas y recomendaciones útiles para la implementación de sistemas similares en otras partes del mundo. Entre sus objetivos específicos se destacan los siguientes:

- Ampliar las capacidades actuales de monitoreo hidrometeorológico en las cuencas seleccionadas.
- Desarrollar sistemas de predicción hidrometeorológica de vanguardia con especial énfasis en las inundaciones urbanas repentinas.
- Desarrollar una plataforma web para la integración y visualización eficiente de datos, pronósticos y advertencias que puedan ser utilizados por pronosticadores expertos, tomadores de decisiones y funcionarios responsables del manejo de emergencias.
- Aumentar el conocimiento de la población sobre las inundaciones urbanas repentinas y las acciones adecuadas que se deben tomar en caso de emergencia.
- Fomentar la colaboración entre instituciones de Japón y Argentina para el desarrollo y operación del sistema de alerta temprana de inundaciones repentinas.

El proyecto se organiza en torno a un conjunto de actividades agrupadas en paquetes de trabajo (WP, *work packages*). A continuación, se mencionan los principales objetivos de cada WP:

- **WP1: Sistema de monitoreo hidrometeorológico.** Objetivo: expandir las capacidades actuales de monitoreo hidrometeorológico sobre las de estudio e integrar diferentes fuentes de observación.
- **WP2: Estimaciones cuantitativas de precipitación usando múltiples sensores y *nowcasting*.** Objetivo: desarrollar y testear técnicas novedosas para la estimación cuantitativa de la precipitación basadas en diferentes fuentes de información.
- **WP3: Sistema de asimilación de grandes datos y predicción numérica del tiempo.** Objetivo: desarrollar e implementar nuevas técnicas de asimilación de datos y predicción numérica del tiempo basadas en ensambles.
- **WP4: Sistema de pronóstico hidrológico.** Objetivo: desarrollar y evaluar nuevos enfoques de pronóstico hidrológico incluyendo una cuantificación de la incertidumbre.
- **WP5: Sistema de difusión de datos y alertas.** Objetivo: avanzar en desarrollos tecnológico que comuniquen eficientemente los pronósticos y las alertas a la protección civil, los tomadores de decisiones y al público en general.
- **WP6: Trabajo con comunidades vulnerables.** Objetivo: llevar a cabo actividades con diferentes actores, como escuelas y organizaciones sociales, para aumentar el conocimiento de la población sobre las inundaciones repentinas, con especial énfasis en las personas más expuestas).
- **WP7: Desarrollo de capacidades profesionales y científicas.** Objetivo: desarrollar capacidades en temas relacionados con el proyecto y fomentar actividades como cursos cortos, talleres, reuniones y formación a largo plazo.

1.2 Actividades del INA en instituciones japonesas

Esta estadía contribuyó a objetivos de dos de los siete WPs en los que se estructura el proyecto:

- Desarrollo de un sistema de pronóstico hidrológico-hidráulico operacional en tiempo real, basado en impactos (WP4: Sistema de pronóstico hidrológico)
- Estadías de investigadores argentinos en Japón y viceversa (WP7: Desarrollo de capacidades profesionales y científicas).

Este informe describe las actividades realizadas durante las 12 semanas de estadía en Japón en el marco del proyecto PREVENIR (9 de mayo al 28 de julio 2023). La estadía, coordinada por RIKEN (Clúster para la investigación pionera), se llevó a cabo en las instalaciones de RIKEN Centro de Ciencias de la Computación (R-CCS) en Kobe e ICHARM (Centro Internacional de Amenazas Hidrológicas y Manejo del Riesgo) en Tsukuba (Figura 1.1).

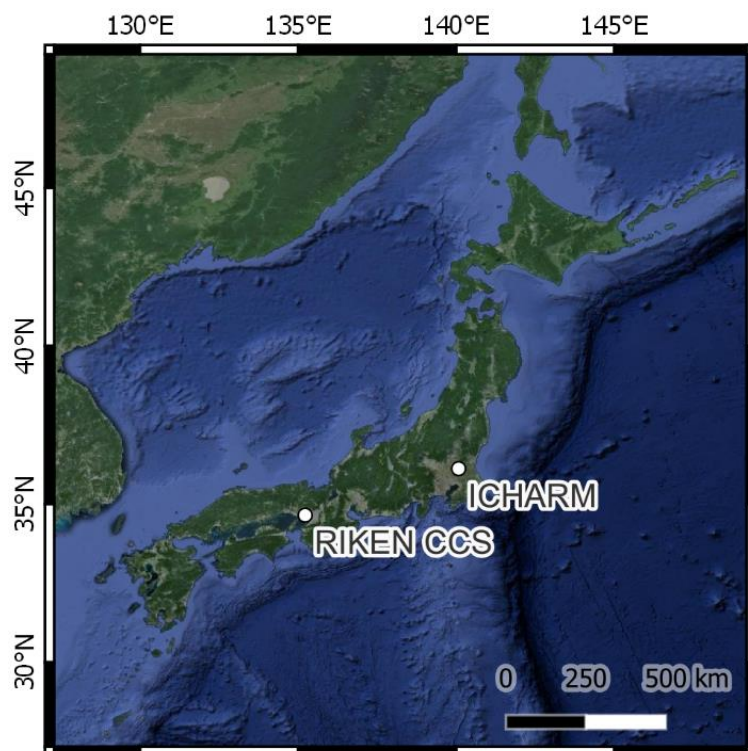


Figura 1.1. Localización de las instituciones visitadas.

RIKEN Centro de Ciencias de la Computación (R-CCS) es el centro computacional de RIKEN y se dedica a la investigación y desarrollo de tecnologías computacionales avanzadas, incluyendo supercómputo, inteligencia artificial y simulación numérica. Proporciona recursos y servicios de Computación de Alto Desempeño a diversos campos de la ciencia, incluyendo la meteorología, la biología, la química, la física y la ingeniería. Se destaca por operar y mantener infraestructura

computacional líder, como la supercomputadora Fugaku actualmente la cuarta más grande del mundo¹.

ICHARM se dedica a la investigación y desarrollo de tecnologías avanzadas y metodologías para la gestión del riesgo de desastres relacionados con el agua, como inundaciones, sequías y movimientos en masa. Desarrolla programas de formación y educación para profesionales y estudiantes de todo el mundo en el campo de la gestión de riesgos hídricos y ofrece asesoramiento técnico a gobiernos y organizaciones internacionales para la formulación de políticas y estrategias de mitigación de desastres hídricos. Entre sus actividades principales se destacan el desarrollo de modelos y sistemas de predicción de inundaciones.

1.3 Contenido del informe

En este informe se detallan las actividades realizadas durante las visitas realizadas por la Inga. Marina Lagos a dos de las instituciones participantes del Proyecto PREVENIR. En el Capítulo 2 se presenta la implementación y calibración del modelo RRI (ICHARM, Japón) en la cuenca Sarandí-Santo Domingo. Luego, en el Capítulo 3 se detalla el desarrollo de un esquema de asimilación de datos para el pronóstico de niveles de agua en la cuenca Sarandí-Santo Domingo. Finalmente, en el Capítulo 4 se detallan conclusiones y pasos a seguir en la investigación.

¹ Fugaku: <https://www.top500.org/system/179807/>

2 Estadía en ICHARM

2.1 Objetivos

Los objetivos propuestos para la estadía en ICHARM fueron:

1. Aprender sobre los fundamentos y la implementación del modelo RRI (*Rainfall-Runoff Inundation*) desarrollado por ICHARM.
2. Implementarlo en la cuenca Sarandí-Santo Domingo y evaluar su performance. Como se describe más adelante, esto implica un desafío dadas las características de esta cuenca (de llanura, urbana y con un extenso sistema de desagües pluviales).
3. Aprender sobre el sistema de pronóstico hidrológico en tiempo real, basado en ensambles y asimilación de datos que ICHARM desarrolló junto con otras instituciones.

2.2 Modelo RRI (Rainfall-Runoff-Inundation)

Rainfall-Runoff-Inundation (RRI) es un modelo bidimensional capaz de simular la transformación lluvia-escorrentía y el proceso de inundación simultáneamente (Sayama et al., 2012, 2015a, 2015b). Trabaja sobre una grilla espacial regular, distinguiendo dos tipos de celda: celdas de pendiente y celdas de río. En las celdas de pendiente se aplica un modelo 2D mientras que en las celdas de río el caudal se calcula con un modelo 1D, ambos de onda difusiva (

Figura 2.1).

RRI simula los procesos de infiltración vertical (considerando la formulación de Green-Ampt), flujo superficial y flujo lateral subsuperficial (Figura 2.2). La interacción entre las celdas de pendiente y de río se resuelve siguiendo distintas formulaciones dependiendo de los niveles de agua. Para la resolución numérica de las ecuaciones se utiliza un esquema de Runge-Kutta de quinto orden con paso temporal variable. RRI fue desarrollado en Fortran 90 y desde 2014 cuenta con una GUI (*Graphical User Interface*).

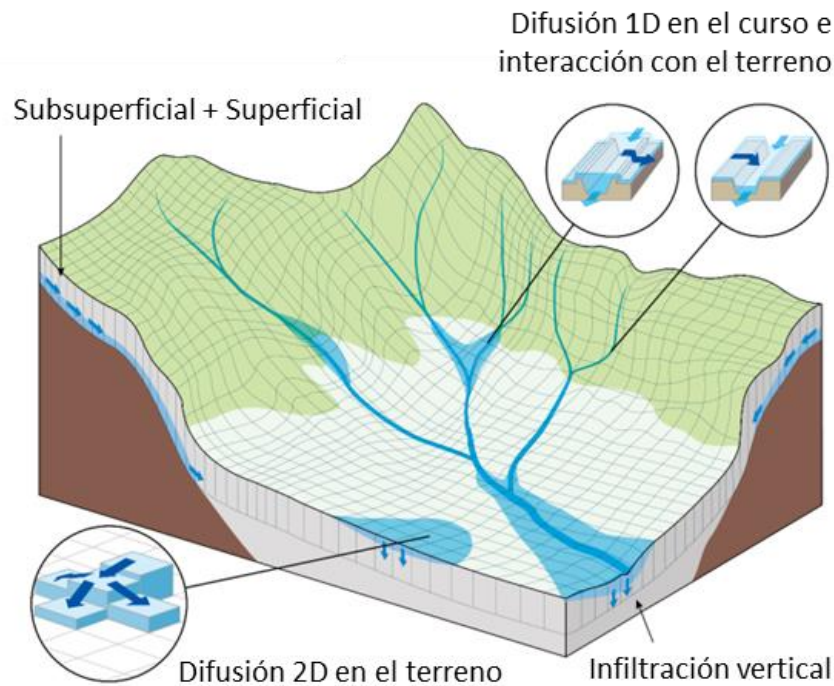


Figura 2.1. Diagrama esquemático del modelo RRI. Fuente: Rainfall-Runoff-Inundation Model User's Manual.

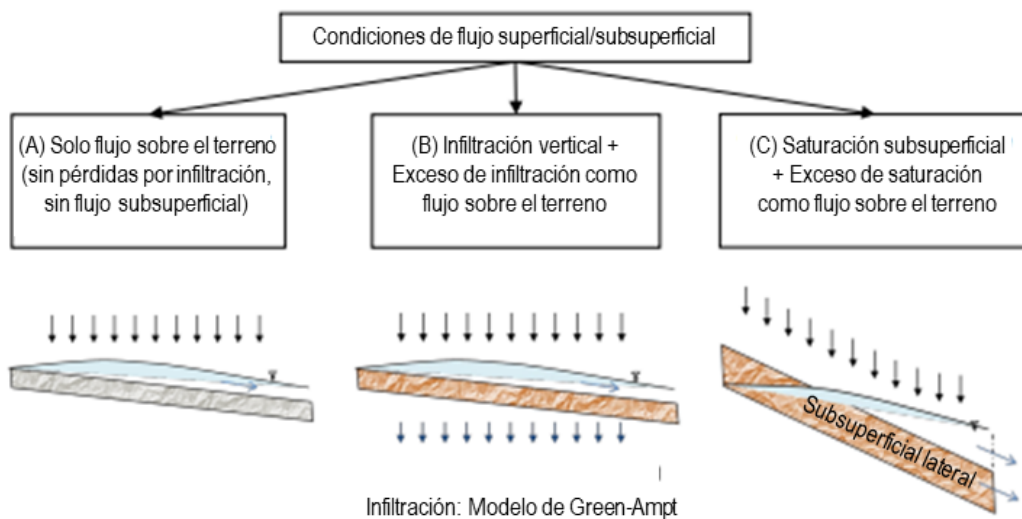


Figura 2.2. Combinaciones de procesos de flujo superficial y subsuperficial que pueden ser modeladas en cada celda. Fuente: Rainfall-Runoff-Inundation Model User's Manual.

2.3 Modelo matemático y discretización

El primer apartado de esta sección presenta las ecuaciones que modelan el flujo en terreno superficial y subsuperficial, las simplificaciones que les son aplicadas por el modelo de onda

difusiva y el esquema numérico mediante el cual se discretizan. Se muestran también las formulaciones que derivan de esas ecuaciones para cada uno de los casos de la Figura 2.2.

El segundo apartado describe brevemente las ecuaciones que gobiernan el escurrimiento unidimensional en los cursos de agua. Por último, el tercer apartado detalla las formulaciones que modelan el intercambio de flujo entre celdas de pendiente y celdas de río.

2.3.1 Flujo superficial, flujo lateral subsuperficial e infiltración.

RRI resuelve el flujo lateral 2D con un modelo basado en celdas de almacenamiento (formulación euleriana). Las ecuaciones planteadas para cada celda derivan de las ecuaciones de continuidad (ec. (1)) y momento (ec. (2) y (3)) para flujo impermanente gradualmente variado:

$$\frac{\partial h}{\partial t} + \frac{\partial q_x}{\partial x} + \frac{\partial q_y}{\partial y} = r - f \quad (1)$$

$$\frac{\partial q_x}{\partial t} + \frac{\partial uq_x}{\partial x} + \frac{\partial vq_x}{\partial y} = -gh \frac{\partial H}{\partial x} - \frac{\tau_x}{\rho_w} \quad (2)$$

$$\frac{\partial q_y}{\partial t} + \frac{\partial uq_y}{\partial x} + \frac{\partial vq_y}{\partial y} = -gh \frac{\partial H}{\partial y} - \frac{\tau_y}{\rho_w} \quad (3)$$

Donde:

h : tirante

q_x, q_y : caudal unitario en x e y

r : intensidad de precipitación

f : tasa de infiltración

u, v : velocidad del flujo en x e y respectivamente

g : aceleración de la gravedad

H : nivel de la superficie libre

τ_x, τ_y : tensión de corte en x e y

ρ_w : densidad del agua

2.3.1.1 Ecuación de continuidad

En cada paso de discretización temporal, la primera ecuación se discretiza mediante el siguiente esquema descentrado.

$$\frac{dh^{i,j}}{dt} + \frac{q_x^{i-1,j} - q_x^{i,j}}{\Delta x} + \frac{q_y^{i,j-1} - q_y^{i,j}}{\Delta y} = r^{i,j} - f^{i,j} \quad (4)$$

Donde $q_x^{i,j}$ y $q_y^{i,j}$ son los caudales en dirección x e y en una celda (i, j) .

2.3.1.1.1 Determinación de la tasa de infiltración (f):

Se modela el proceso de infiltración vertical únicamente en el caso B de la Figura 2.2, ya que:

- En el caso A, el terreno se considera impermeable.
- En el caso C, si bien se considera que parte del agua se infiltra en el terreno, no se computa como una pérdida de volumen en la ecuación de continuidad (ec. (1)) ya que permanece dentro del sistema como flujo subsuperficial.

En el caso B entonces, la infiltración se estima con el modelo de Green-Ampt:

$$f = k_v \left[1 + \frac{(\phi - \theta_i) S_f}{F} \right] \quad (5)$$

Donde:

k_v : conductividad hidráulica vertical del suelo saturado

ϕ : porosidad del suelo

θ_i : contenido de humedad inicial en el suelo

S_f : succión vertical en el frente húmedo

F : profundidad de infiltración acumulada

2.3.1.2 Ecuaciones de momento

Bajo la aproximación de onda difusiva, los términos de inercia (lado izquierdo de las ecuaciones ((2) y (3)) son despreciados. La relación entre caudal y gradiente hidráulico se puede obtener a partir de las correspondientes ecuaciones simplificadas (ec. (6) y (7)), variando las formulaciones resultantes según qué condición se esté modelando (Figura 2.2).

$$\frac{\tau_x}{\rho_w} = -gh \frac{\partial H}{\partial x} \quad (6)$$

$$\frac{\tau_y}{\rho_w} = -gh \frac{\partial H}{\partial y} \quad (7)$$

CASO A: Sin infiltración, solo escorrentía superficial

El último término de las ecuaciones (2) y (3), puede expresarse también de la siguiente manera:

$$\frac{\tau_x}{\rho_w} = \frac{\tau_b}{\rho_w} \frac{u}{\sqrt{u^2 + v^2}} \quad (8)$$

$$\frac{\tau_y}{\rho_w} = \frac{\tau_b}{\rho_w} \frac{v}{\sqrt{u^2 + v^2}} \quad (9)$$

Donde la tensión de corte en el fondo (τ_b) puede estimarse como:

$$\tau_b = \rho_w g h i \quad (10)$$

Donde:

i : pendiente de fricción

Usando la expresión de Chezy-Manning tenemos que:

$$U = \sqrt{u^2 + v^2} = \frac{1}{n} R_h^{\frac{2}{3}} i^{\frac{1}{2}} = \frac{1}{n} h^{\frac{2}{3}} i^{\frac{1}{2}} \quad (11)$$

Siendo $i = \sqrt{\left(\frac{\partial H}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial H}{\partial y}\right)^2}$ la pendiente hidráulica.

Reemplazando (10) y (11) en (8) y (9) y siendo $q_x = uh$ y $q_y = vh$, tenemos que:

$$\frac{\tau_x}{\rho_w} = n g h^{-\frac{2}{3}} i^{\frac{1}{2}} q_x \quad (12)$$

$$\frac{\tau_y}{\rho_w} = n g h^{-\frac{2}{3}} i^{\frac{1}{2}} q_y \quad (13)$$

Reemplazando en las ecuaciones (6) y (7), finalmente tenemos que:

$$q_x = -\frac{1}{n} h^{\frac{5}{3}} i^{-\frac{1}{2}} \frac{\partial H}{\partial x} \quad (14)$$

$$q_y = -\frac{1}{n} h^{\frac{5}{3}} i^{-\frac{1}{2}} \frac{\partial H}{\partial y} \quad (15)$$

CASO B: Con infiltración, sin tener en cuenta el flujo subsuperficial

En el Caso B, donde se considera la infiltración como una pérdida en el sistema y no se tiene en cuenta el flujo subsuperficial, se utilizan las mismas expresiones, pero teniendo ahora en cuenta la disminución de h por el volumen que es almacenado en el suelo.

$$q_x = \begin{cases} 0, & h \leq d_a \\ -\frac{1}{n}(h - d_a)^{\frac{5}{3}}i^{-\frac{1}{2}}\frac{\partial H}{\partial x}, & h > d_a \end{cases} \quad (16)$$

$$q_y = \begin{cases} 0, & h \leq d_a \\ -\frac{1}{n}(h - d_a)^{\frac{5}{3}}i^{-\frac{1}{2}}\frac{\partial H}{\partial y}, & h > d_a \end{cases} \quad (17)$$

Donde:

k_a : conductividad hidráulica lateral del suelo saturado

d_a : producto entre la profundidad del suelo y la porosidad efectiva

Si bien se utiliza la conductividad hidráulica vertical (k_v) para obtener la tasa de infiltración (f), en el planteo de las ecuaciones (16) y (17), implícitamente la tasa de infiltración vertical (k_v) se asume infinita, es decir, se considera que la infiltración es inmediata.

CASO C: flujo superficial y subsuperficial

Por último, el Caso C se considera la infiltración, pero ya no se computa como una salida del sistema en la ecuación de continuidad (ec. (1)), sino que da lugar al flujo subsuperficial. Las ecuaciones entonces, además de representar la escorrentía superficial, deben modelar el flujo subsuperficial descrito por la ecuación de Darcy.

$$q_x = \begin{cases} -k_a h \frac{\partial H}{\partial x}, & h \leq d_a \\ -\frac{1}{n}(h - d_a)^{\frac{5}{3}}\frac{\partial H}{\partial x}i^{-\frac{1}{2}} - k_a h \frac{\partial H}{\partial x}, & h > d_a \end{cases} \quad (18)$$

$$q_y = \begin{cases} -k_a h \frac{\partial H}{\partial y}, & h \leq d_a \\ -\frac{1}{n}(h - d_a)^{\frac{5}{3}}\frac{\partial H}{\partial y}i^{-\frac{1}{2}} - k_a h \frac{\partial H}{\partial y}, & h > d_a \end{cases} \quad (19)$$

Estas ecuaciones solo modelan el flujo subsuperficial saturado. En caso de querer considerar también el flujo no saturado se tienen las siguientes expresiones (Sayama y McDonnell, 2009):

$$q_x = \begin{cases} -k_m d_m \left(\frac{h}{d_m}\right)^\beta \frac{\partial H}{\partial x}, & h \leq d_m \\ -k_a(h - d_m) \frac{\partial H}{\partial x} - k_m d_m \frac{\partial H}{\partial x}, & d_m < h \leq d_a \\ -\frac{1}{n}(h - d_a)^{\frac{5}{3}} \frac{\partial H}{\partial x} \frac{1}{i^{1/2}} - k_a(h - d_m) \frac{\partial H}{\partial x} - k_m d_m \frac{\partial H}{\partial x}, & h > d_a \end{cases} \quad (20)$$

$$q_y = \begin{cases} -k_m d_m \left(\frac{h}{d_m}\right)^\beta \frac{\partial H}{\partial y}, & h \leq d_m \\ -k_a(h - d_m) \frac{\partial H}{\partial y} - k_m d_m \frac{\partial H}{\partial y}, & d_m < h \leq d_a \\ -\frac{1}{n}(h - d_a)^{\frac{5}{3}} \frac{\partial H}{\partial y} \frac{1}{i^{1/2}} - k_a(h - d_m) \frac{\partial H}{\partial y} - k_m d_m \frac{\partial H}{\partial y}, & h > d_a \end{cases} \quad (21)$$

Donde:

k_m : conductividad hidráulica lateral en suelo no saturado

d_m : profundidad equivalente al máximo contenido de agua en porosidad capilar

β : relación entre k_a y k_m

Como síntesis, en cada paso temporal, se estiman la profundidad y el caudal en cada celda utilizando la ecuación de continuidad discretizada (ec. (4)) y las formulaciones obtenidas a partir de la ecuación de conservación de la cantidad de movimiento, las cuales varían según los distintos casos de la Figura 2.2.

2.3.2 Transporte unidimensional en cursos de agua

Se aplica un modelo de onda difusiva unidimensional en las celdas de río. En el manual de RRI no se encuentran detalladas las ecuaciones, pero estarían dadas por la versión unidimensional de las expresiones indicadas al inicio del apartado 2.3.1.

La geometría de las secciones se asume rectangular, quedando definida por el ancho (W), la profundidad (D) y la altura de los albardones (H_e) (Figura 2.3). En caso de no contar con esta información, RRI permite aplicar las siguientes fórmulas para la aproximación de W y D en función del área de aporte (A).

$$W = C_w A^{S_w}$$

$$D = C_D A^{S_D}$$

Donde C_W , S_W , C_D y S_D son parámetros a calibrar. W y D se encuentran expresados en metros y A en km^2 .

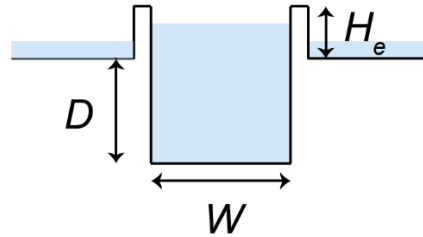


Figura 2.3. Parámetros geométricos de la sección transversal.

2.3.3 Interacción curso-terreno

En cada paso temporal se calcula el intercambio entre las celdas de pendiente y las celdas de río que se encuentran superpuestas. Dependiendo de la relación entre el nivel de agua en ambas celdas (h_s y h_r) y la altura del albardón (H_e) pueden presentarse las siguientes condiciones (Figura 2.4):

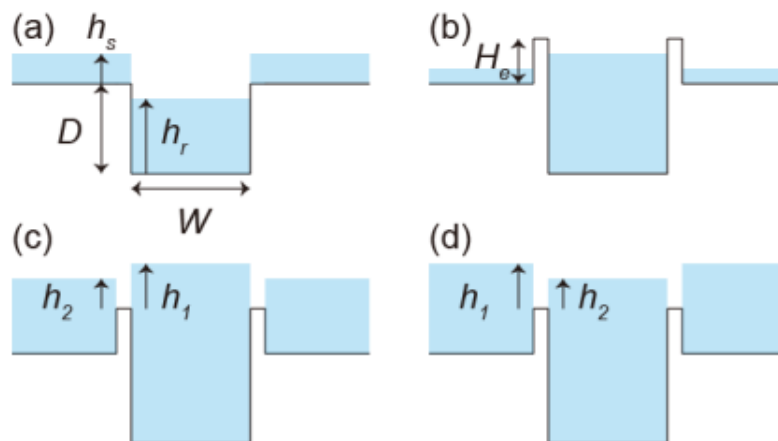


Figura 2.4. Esquemas de los distintos casos que definen el intercambio de caudal entre celdas de terreno y de río superpuestas.

Para cada condición se aplican distintas fórmulas para obtener el caudal desde el río hacia el terreno (q_{rs}) o desde el terreno hacia el río (q_{sr}) según corresponda.

Caso (a): El nivel de agua en el río está por debajo del nivel del terreno.

$$q_{sr} = \mu_1 h_s \sqrt{g h_s} \quad (22)$$

Donde μ_1 es una constante ($\mu_1 = (2/3)^{3/2}$) y h_s es el tirante en la celda de pendiente. Mientras que el nivel del río se encuentre por debajo del nivel del terreno, se utiliza la ecuación (22), aun

en los casos donde hay albardones para permitir que el agua en el terreno drene hacia el curso de agua.

Caso (b): Cuando el nivel en el río está por encima del nivel del terreno y ambos niveles de agua (en el río y en el terreno) se encuentran por debajo de la cota superior de los albardones, no hay intercambio de flujo.

$$q_{sr} = q_{rs} = 0 \quad (23)$$

Caso (c): El nivel del río está por encima de la cota superior del albardón y del nivel de agua en el terreno.

$$q_{rs} = \begin{cases} \mu_2 h_1 \sqrt{2gh_1}, & \frac{h_2}{h_1} \leq 2/3 \\ \mu_3 h_2 \sqrt{2g(h_1 - h_2)}, & \frac{h_2}{h_1} > 2/3 \end{cases} \quad (24)$$

Donde μ_2 y μ_3 son constantes ($\mu_2=0.35$, $\mu_3=0.91$), y h_1 y h_2 son las diferencias entre la cota superior del albardón y los niveles del río y de agua en el terreno respectivamente.

Caso (d): El nivel del agua en el terreno está por encima de la cota superior del albardón y del nivel del río.

$$q_{sr} = \begin{cases} \mu_2 h_1 \sqrt{2gh_1}, & \frac{h_2}{h_1} \leq 2/3 \\ \mu_3 h_2 \sqrt{2g(h_1 - h_2)}, & \frac{h_2}{h_1} > 2/3 \end{cases} \quad (25)$$

En este caso, h_1 y h_2 son las diferencias entre la cota superior del albardón y los niveles de agua en el terreno y del río respectivamente.

A continuación, se presentan un árbol de decisión (Figura 2.5) y una tabla que resumen este apartado (Tabla 2.1)..

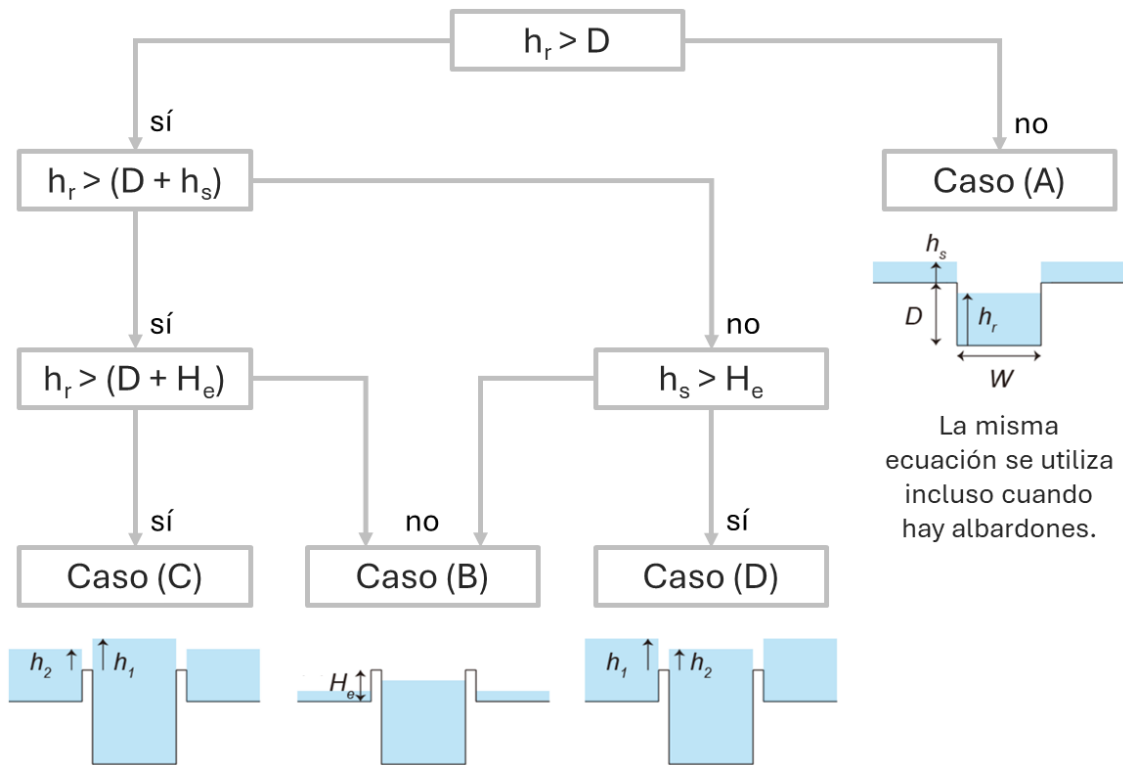


Figura 2.5. Árbol de decisión con las condiciones de intercambio de flujo entre celdas de pendiente y de río superpuertas.

Tabla 2.1. Ecuaciones para la determinación del caudal intercambiado entre celdas de pendiente y río superpuertas.

Caso	Ecuación	Coefficientes
(A)	$q_{sr} = \mu_1 h_s \sqrt{gh_s}$	$\mu_1 = (2/3)^{3/2}$
(B)	$q_{sr} = q_{rs} = 0$	-
(C) y (D)	$q_{rs}^{(C)} = q_{sr}^{(D)} = \begin{cases} \mu_2 h_1 \sqrt{2gh_1}, & \frac{h_2}{h_1} \leq 2/3 \\ \mu_3 h_2 \sqrt{2g(h_1 - h_2)}, & \frac{h_2}{h_1} > 2/3 \end{cases}$	$\mu_2 = 0.35$ $\mu_3 = 0.91$

2.4 Limitaciones del modelo

1. Los modelos de onda difusiva no son capaces de representar algunos procesos físicos tales como el efecto de remanso, la presurización y la inversión del flujo.
2. RRI solo admite tres parámetros para la descripción geométrica de las secciones (Figura 2.3), asumiendo sección transversal rectangular para todos los canales. Además, solo permite fijar un solo valor de rugosidad para toda la red de drenaje.

3. RRI no permite modelar conductos o canales entubados.
4. Dado que el transporte unidimensional en los cursos de agua se resuelve con ecuaciones y geometrías simplificadas, los tirantes obtenidos en esas celdas no son una buena aproximación de la realidad. Es por eso que se vuelve necesario contar con curvas H-Q en distintas secciones que permitan obtener, a partir de los caudales estimados por el modelo, una mejor estimación de los tirantes.

2.5 Implementación en la cuenca SSD

Para la generación del modelo el primer paso es contar con la siguiente información:

2.5.1 Información topográfica

Para incorporar la información topográfica en el modelo RRI se necesitan las siguientes capas matriciales (rásters) (Figura 2.6):

1. Modelo digital del terreno (MDT)
2. Ráster de acumulación de caudal
3. Ráster de dirección del flujo

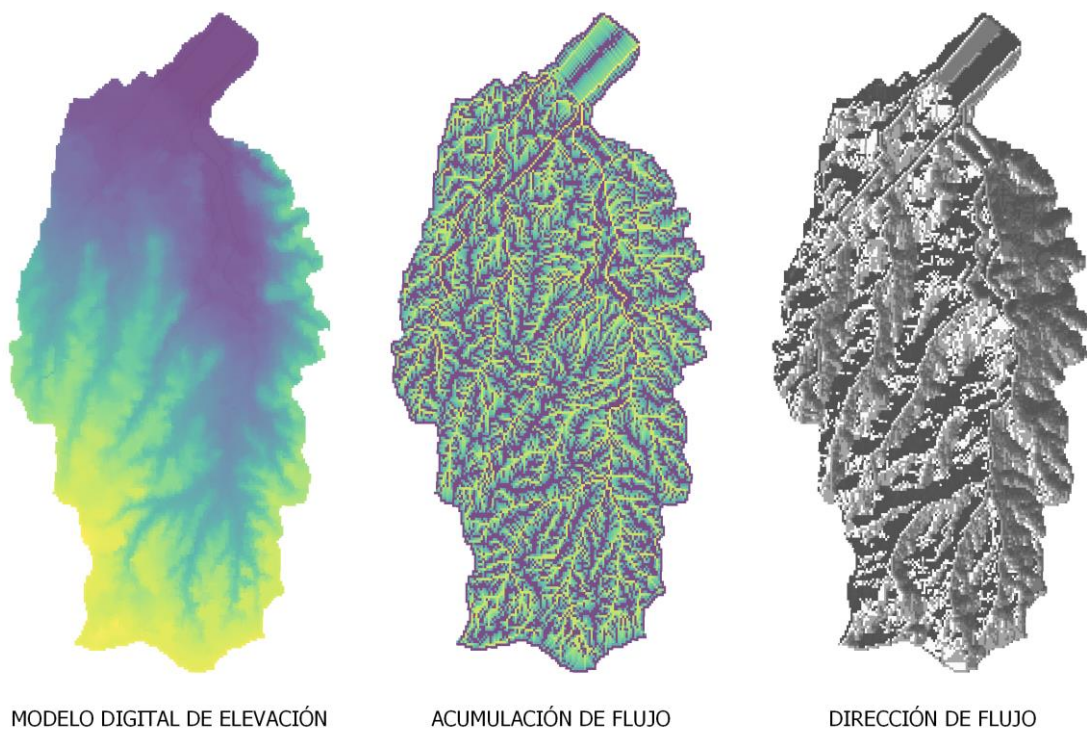


Figura 2.6. Rásters de información topográfica.

Se contaba con un MDT generado a partir de la interpolación de curvas de nivel trazadas sobre el modelo digital de elevación de 5 metros de resolución que disponibiliza el Instituto Geográfico

Nacional (IGN)². Para generar el modelo RRI se redujo su resolución de 5 a 100 m, se re proyectó a coordenadas geográficas (WGS 84) y se convirtió a formato ASCII. Además, como se explica en el apartado 2.5.1, fue necesario realizar modificaciones en la topografía para poder incorporar al modelo los principales arroyos entubados.

Los rásters de acumulación y dirección se obtuvieron a partir del MDT ya procesado, utilizando el comando `r.watershed`³ de GRASS que se encuentra incorporado en la caja de herramientas de QGIS v3.22.

RRI permite trabajar con 4 u 8 direcciones de flujo entre celdas. Se optó por trabajar con 8 direcciones. La convención que adopta RRI para denominar las distintas direcciones difiere de la convención del ráster obtenido con GRASS (Figura 2.7). Fue necesario realizar un mapeo de los valores del ráster para salvar este inconveniente.

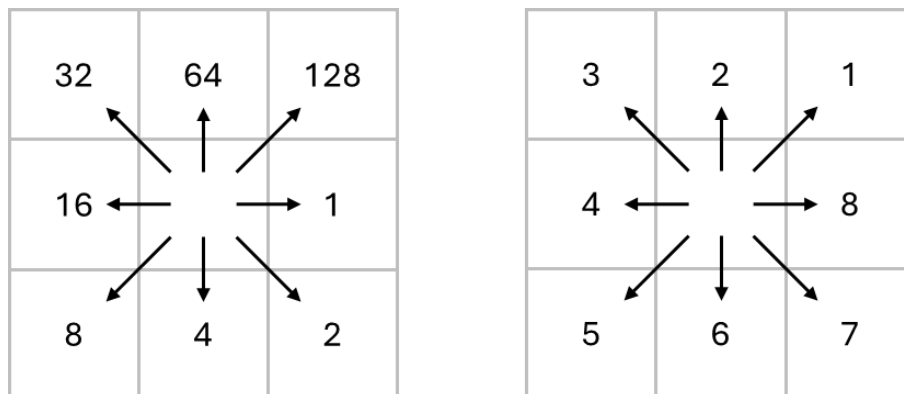


Figura 2.7. Convenciones de denominación de direcciones: RRI (izq.) y GRASS (der.).

2.5.2 Usos del suelo

La información del uso del suelo se incorpora al modelo RRI a partir de un ráster donde se clasifica cada celda según una categoría (Figura 2.8). Para cada clase de uso de suelo deben establecerse los parámetros asociados a los procesos de infiltración vertical (parámetros de Green-Ampt), flujo superficial (coeficiente de rugosidad n de Manning) y flujo lateral subsuperficial según corresponda.

En el caso de la cuenca SSD se consideraron tres clases: área urbana, área verde y cuerpos de agua. El conjunto de parámetros a definir depende de los procesos que deciden modelarse en cada una de las clases (Tabla 2.2). De acuerdo a la categorización presentada en la Figura 2.2, el área urbana y los cuerpos de agua corresponden al caso A (flujo superficial únicamente) y, por lo tanto, para esas áreas solo se requiere el coeficiente de rugosidad de Manning superficial. En cambio, los procesos modelados en el área verde corresponden al caso B (infiltración vertical y

² <https://www.ign.gob.ar/NuestrasActividades/Geodesia/ModeloDigitalElevaciones/Mapa>

³ <https://grass.osgeo.org/grass83/manuals/r.watershed.html>

flujo superficial) lo cual implica la necesidad de definir además los parámetros de infiltración del modelo de Green-Ampt. El flujo lateral subsuperficial (caso C) no es modelado en esta cuenca.

Tabla 2.2. Parámetros adoptados para cada uso de suelo.

Clase de uso del suelo	Área urbana	Área verde	Cuerpos de agua
Rugosidad superficial (coeficiente de Manning)	0.15	0.30	0.20
Profundidad del suelo	-	1.5 m	-
Porosidad del suelo (ϕ)	-	0.479	-
Conductividad hidráulica vertical (k_v)	-	2.78×10^{-7} m/s	-
Succión vertical en el frente húmedo (S_f)	-	0.2922 m	-

Los valores de los parámetros de infiltración fueron tomados de la tabla de referencia presente en el manual de RRI. Se adoptaron los valores correspondientes a suelos de arcilla limosa. En cuanto a la rugosidad del terreno, se establecieron valores dentro de los rangos recomendados también por el manual.

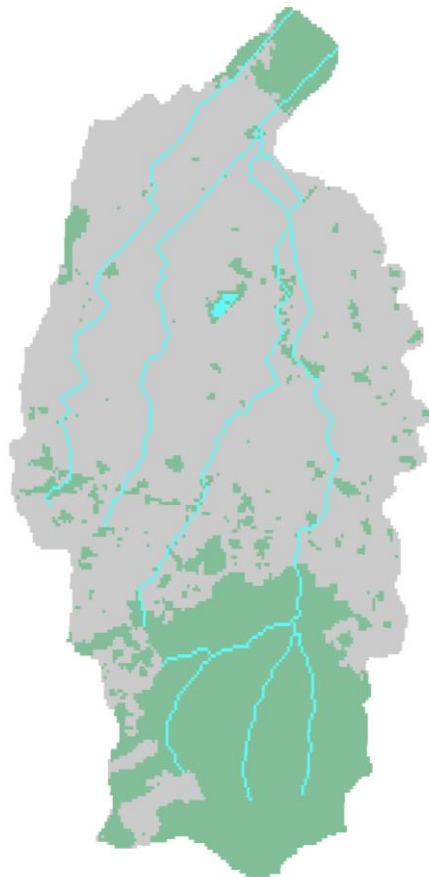


Figura 2.8. Ráster de clasificación del uso del suelo.

2.5.3 Propiedades de los cursos de agua

Las tres propiedades geométricas de las secciones (Figura 2.3) deben especificarse cada una en un ráster distinto.

Dado que las secciones son representadas con una geometría rectangular se trabajó con el ancho equivalente. Este valor está dado por el ancho que debe tener un canal rectangular de igual profundidad, rugosidad y pendiente que el curso original, de modo tal que conduzca el mismo caudal. Para calcular esta propiedad se aplicó la ecuación de Chezy asumiendo flujo uniforme.

En las secciones transversales adoptadas para la modelación de la cuenca SSD no hay albardones, por lo que uno de los tres rásters solo contiene ceros. Los dos restantes pueden observarse en la (Figura 2.9).

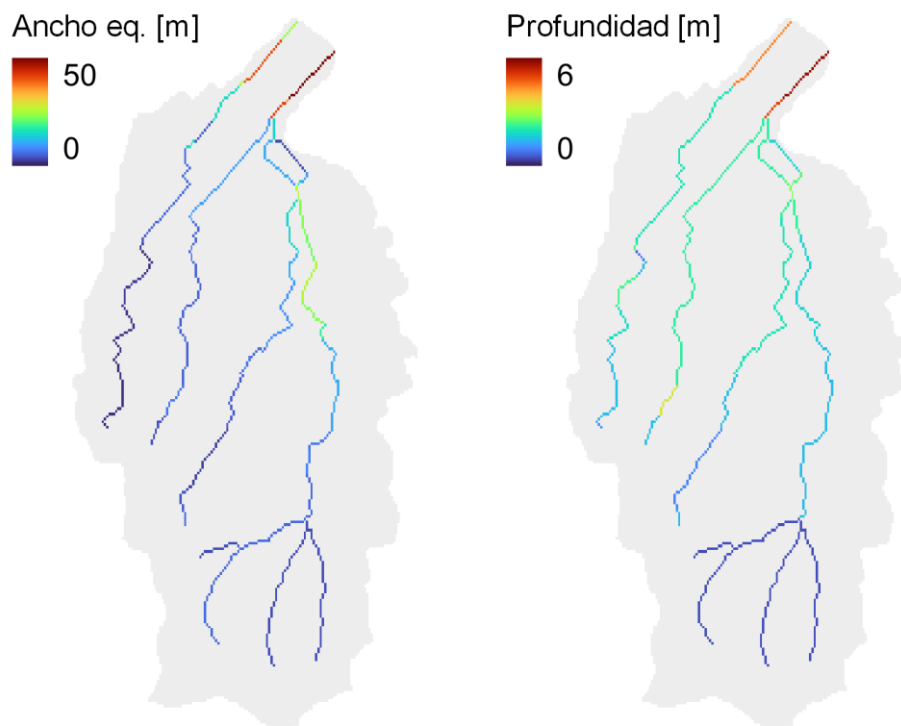


Figura 2.9. Rásters de propiedades geométricas de los cursos de agua: ancho equivalente (izq.) y profundidad (der.)

En el caso de existir divisiones del flujo es necesario definir la celda origen y las celdas destino, y especificar la proporción de caudal que recibe cada tramo. En la cuenca SSD se representó de esta manera la bifurcación del arroyo Las Piedras en los tramos de las calles Cordero y Bermejo en la cuenca media-baja (Figura 2.10). La proporción se definió en base a resultados obtenidos anteriormente con el modelo EPA-SWMM (Cordero: 80%, Bermejo: 20%).



Figura 2.10. Detalle de la bifurcación en la cuenca media-baja. En la figura inferior izquierda se indican en naranja los tramos actualmente entubados y en celeste los tramos a cielo abierto.

Debe especificarse además la rugosidad de Manning asignada a toda la red de drenaje en el archivo de entrada del modelo. Para la cuenca en estudio se adoptó un valor de 0.030.

2.5.1 Incorporación del sistema de desagües pluviales

Dado que no es posible representar al sistema dual de drenaje de forma completa, es decir no se incluyen los conductos y/o tuberías en la subsuperficie (conducciones de sección transversal cerrada), se decidió incorporar los principales arroyos entubados al modelo como canales a cielo abierto. Para esto fue necesario modificar el modelo digital del terreno de modo de asegurar que el agua drene hacia la traza de los conductos. Estas modificaciones se vieron reflejadas también en los rásters de dirección y acumulación del flujo (Figura 2.11).

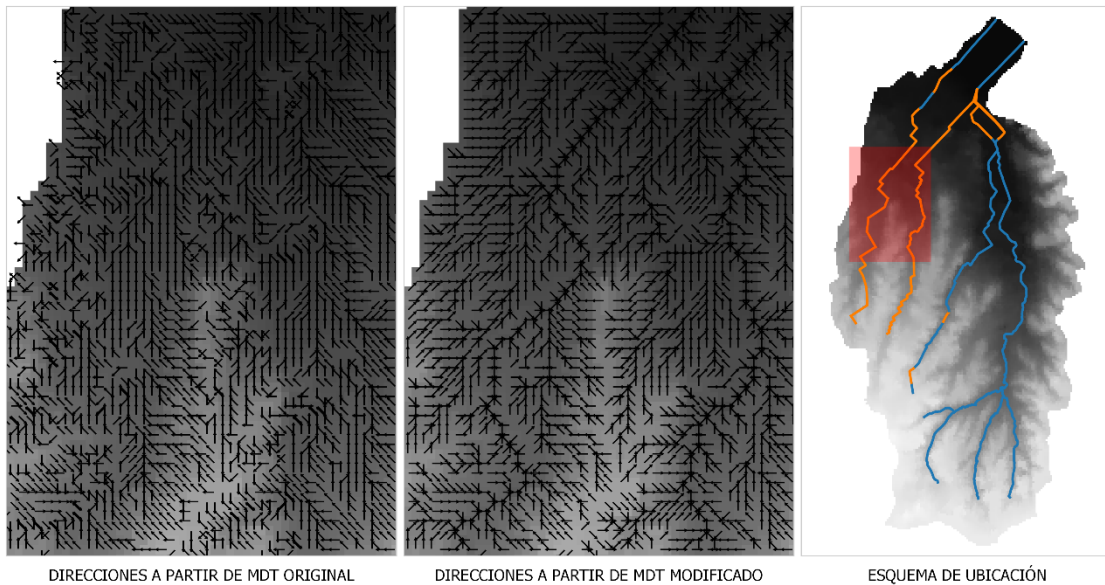


Figura 2.11. Comparación de MDTs y las correspondientes direcciones de flujo entre celdas (izq.: versión original, centro: versión modificada utilizada en el modelo RRI).

En la Figura 2.11 también puede apreciarse que las cotas de las celdas ubicadas en el contorno de la cuenca fueron corregidas para garantizar que el flujo no escurra hacia el exterior.

2.6 Calibración y validación

En los siguientes apartados se describen el análisis de sensibilidad, la calibración y la validación del modelo. Se inicia con una breve descripción de las limitaciones en la disponibilidad de datos dado que afectan estas etapas de la modelación.

2.6.1 Limitaciones de la disponibilidad de datos

1. Datos de precipitación: Se cuenta con registros de estaciones pluviométricas con disponibilidad variable dependiendo el evento. Solo tres de ellas se encuentran dentro de los límites de la cuenca. No se cuenta con estimación de la precipitación por radar.
2. Datos de caudal: No se cuenta con datos de caudal que permitan estimar curvas H-Q en diferentes secciones.
3. Datos de extensión de la mancha de inundación: No es posible detectar fácilmente manchas de inundación que sirvan para la validación espacial utilizando imágenes satelitales, dada la presencia de edificaciones y la resolución de las imágenes.

2.6.2 Eventos seleccionados

Se seleccionaron cinco eventos ocurridos entre 2018 y 2021 teniendo en cuenta la magnitud de los mismos y la disponibilidad de datos hidrometeorológicos (Tabla 2.3).

Tabla 2.3. Eventos considerados para la calibración y validación.

Evento	Identificador	PMA acumulada [mm]	Sensores de nivel disponibles	Pluviógrafos disponibles
Noviembre 2018	13	130	2	6
Diciembre 2018	12	18	2	8
Junio 2019	11	105	1	8
Marzo 2020	9	47	2	7
Mayo 2021	18	52	4	4

Los datos hidrometeorológicos asociados a estos eventos provienen de 4 sensores de nivel ubicados sobre los arroyos Las Piedras y San Francisco, y 8 estaciones meteorológicas automáticas (EMAs) situadas dentro y en las cercanías de la cuenca (Figura 2.12). En cada caso la disponibilidad de datos varía según la cantidad de dispositivos activos durante el evento.

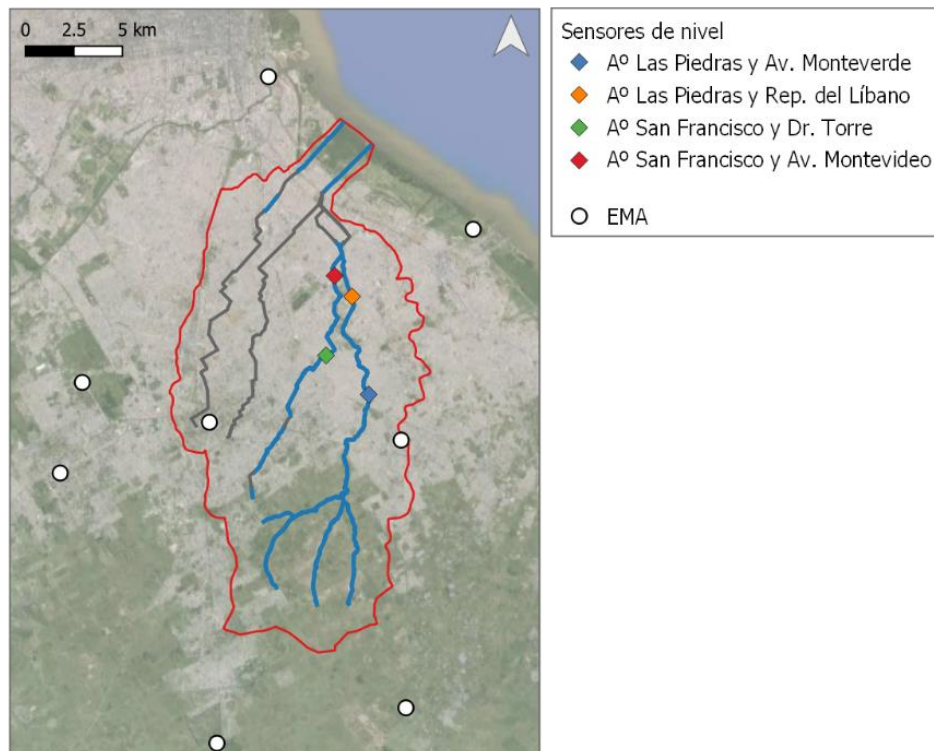


Figura 2.12. Ubicación de los sensores de nivel y las EMAs.

A continuación, se presentan para cada uno de los cinco eventos seleccionados, la precipitación acumulada en cada EMA, el hietograma de precipitación media areal (PMA) y las series de niveles registradas.

Noviembre 2018

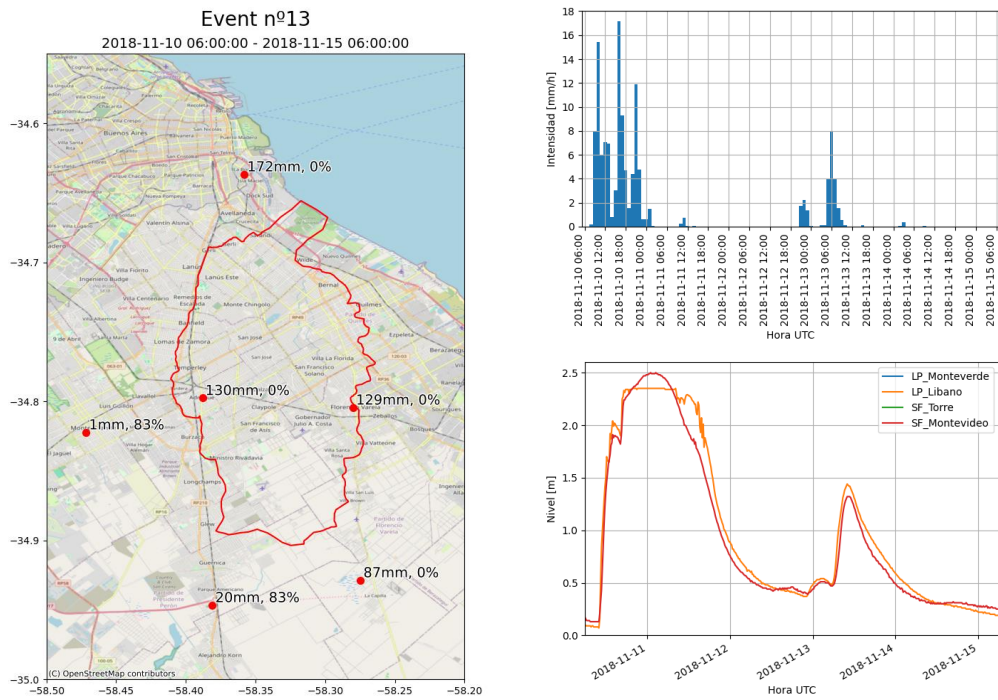


Figura 2.13. Evento Noviembre 2018. Precipitación acumulada y porcentaje de valores faltantes registrados por cada EMA (izq.). Hietograma de PMA (sup. der.) y niveles registrados (inf. der.).

Diciembre 2018

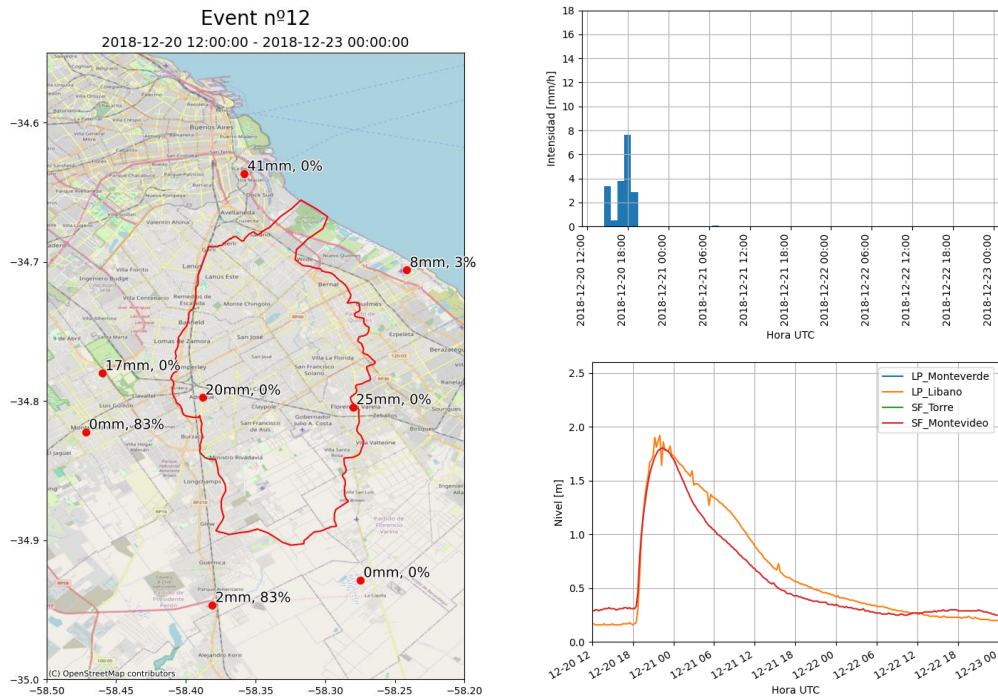


Figura 2.14. Evento Diciembre 2018. Precipitación acumulada y porcentaje de valores faltantes registrados por cada EMA (izq.). Hietograma de PMA (sup. der.) y niveles registrados (inf. der.).

Junio 2019

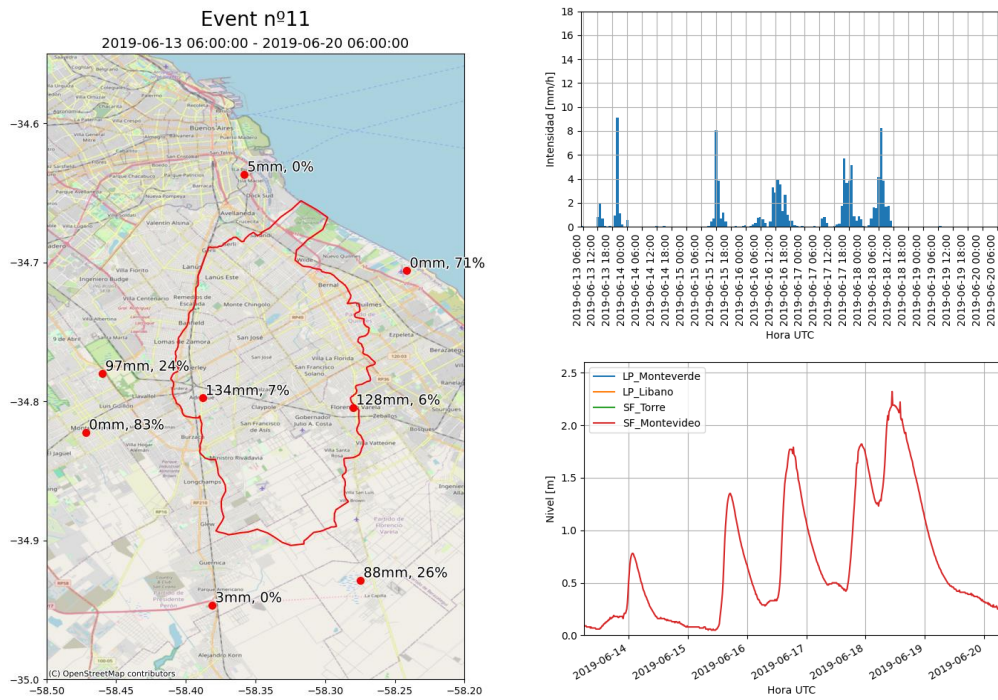


Figura 2.15. Evento Junio 2019. Precipitación acumulada y porcentaje de valores faltantes registrados por cada EMA (izq.). Hietograma de PMA (sup. der.) y niveles registrados (inf. der.).

Marzo 2020

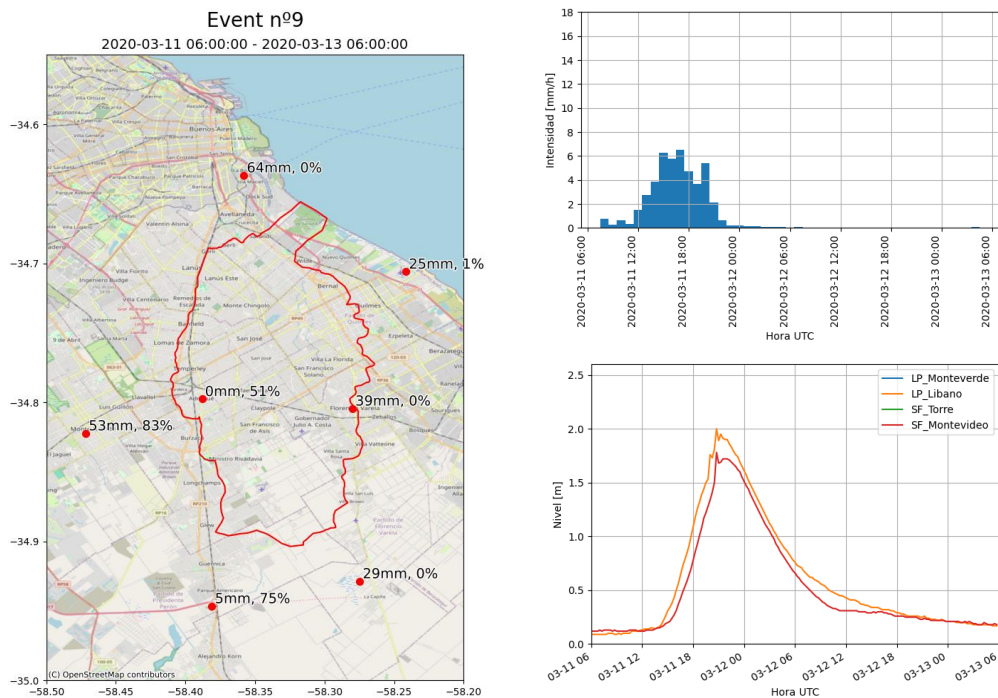


Figura 2.16. Evento Marzo 2020. Precipitación acumulada y porcentaje de valores faltantes registrados por cada EMA (izq.). Hietograma de PMA (sup. der.) y niveles registrados (inf. der.).

Mayo 2021

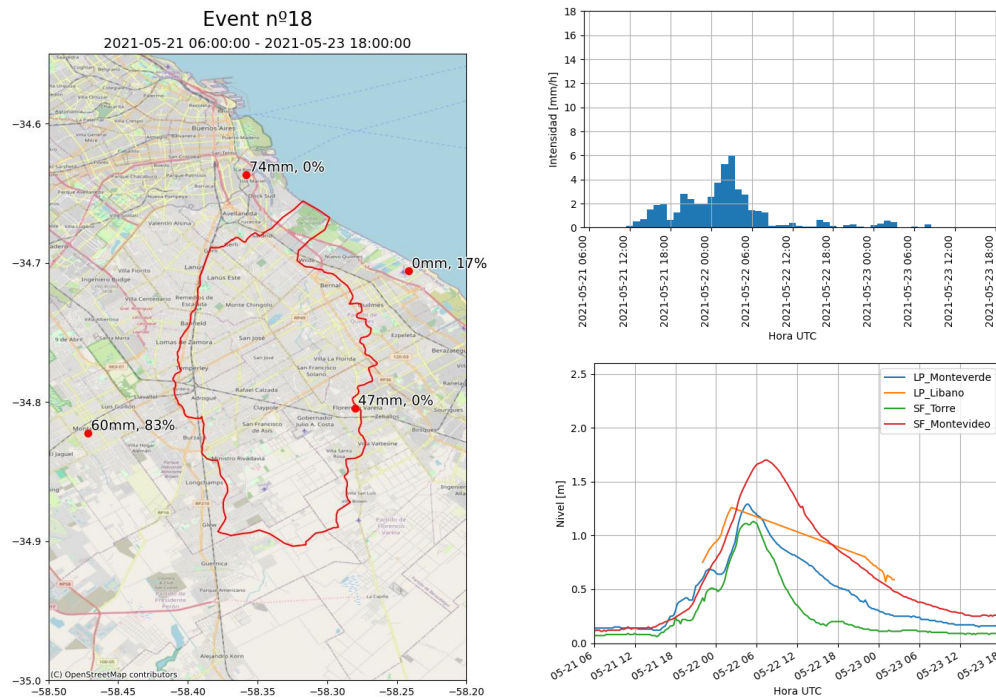


Figura 2.17. Evento Mayo 2021. Precipitación acumulada y porcentaje de valores faltantes registrados por cada EMA (izq.). Hietograma de PMA (sup. der.) y niveles registrados (inf. der.).

2.6.3 Ensayos de sensibilidad

Para determinar los parámetros a calibrar se realizó en primer lugar un ensayo de sensibilidad, analizando el nivel del arroyo San Francisco en su intersección con la Av. Montevideo. Los parámetros considerados fueron rugosidad en cursos de agua, en áreas verdes y en áreas urbanas, y tipo de suelo en áreas verdes. En este último caso, se trabajó con un conjunto de parámetros de infiltración distinto para cada tipo de suelo, adoptando los valores sugeridos por el manual del software. A continuación, se presentan los resultados (Figuras Figura 2.18, Figura 2.19, Figura 2.20 y Figura 2.21). En línea punteada se muestran los niveles observados.

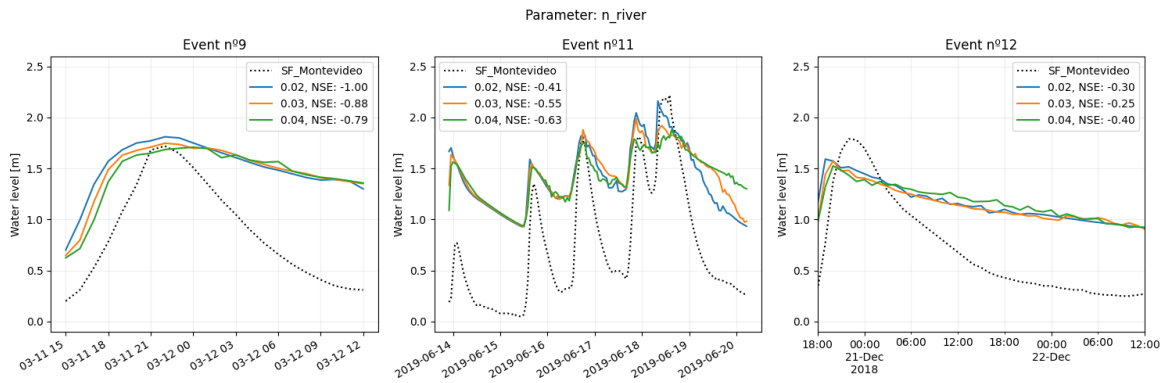


Figura 2.18. Resultados del ensayo de sensibilidad a la rugosidad en cursos de agua. Valores considerados del coeficiente de rugosidad n de Manning en cauces: 0.020, 0.030 y 0.040.

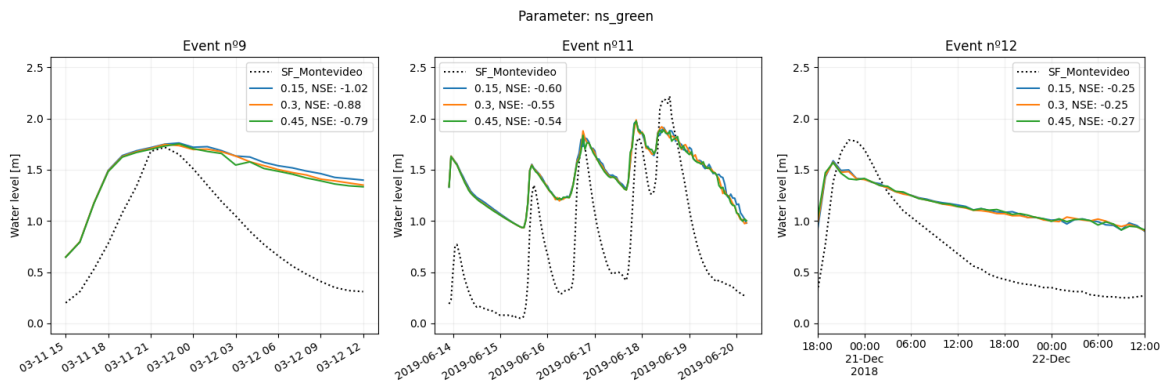


Figura 2.19. Resultados del ensayo de sensibilidad a la rugosidad en áreas verdes. Valores considerados del coeficiente de rugosidad n de Manning en áreas verdes: 0.15, 0.30 y 0.45.

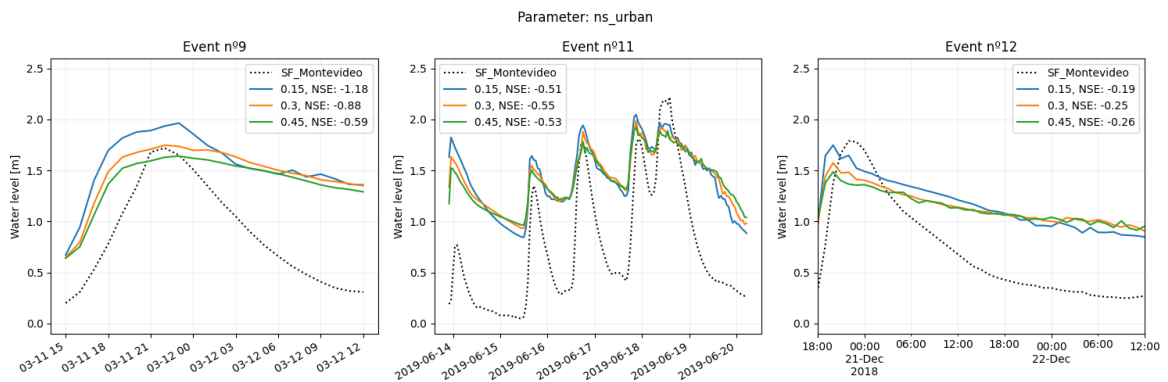


Figura 2.20. Resultados del ensayo de sensibilidad a la rugosidad en áreas urbanas. Valores considerados del coeficiente de rugosidad n de Manning en áreas urbanas: 0.15, 0.30 y 0.45.

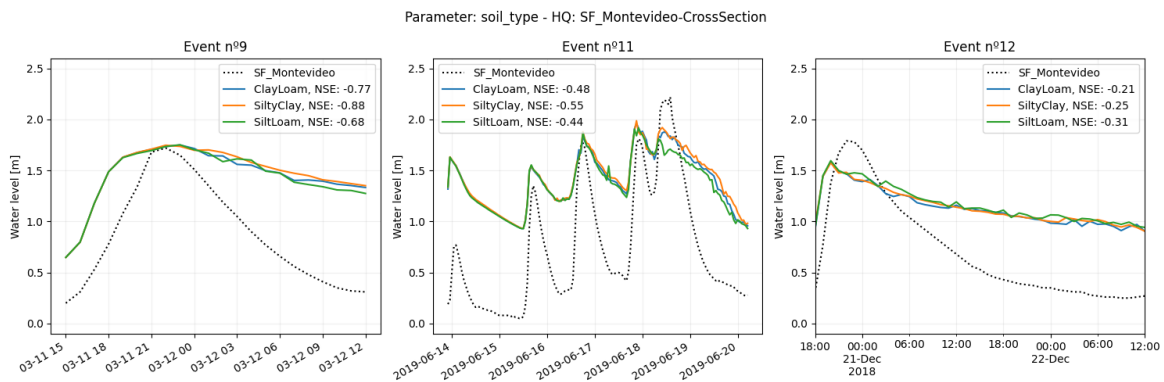


Figura 2.21. Resultados del ensayo de sensibilidad al tipo de suelo. Tipos considerados: franco arcilloso, arcilla limosa y franco limoso.

Se observa que los niveles en esa ubicación no son sensibles a variaciones a cambios en el tipo de suelo, es decir a los parámetros de infiltración, ni tampoco a la rugosidad en cauces y áreas verdes. El parámetro que influye en mayor medida en los resultados es la rugosidad en áreas urbanas, por lo cual fue seleccionado como parámetro de calibración.

2.6.4 Incertidumbre asociada a la curva H-Q

Al realizar los ensayos de sensibilidad quedó evidenciada la falta de ajuste entre los niveles observados y simulados. Esta deficiencia puede explicarse teniendo en cuenta que las formulaciones del modelo RRI permiten obtener caudales, por lo que es necesario aplicar luego una transformación para obtener los niveles asociados. Para eso se trabaja con curvas H-Q que relacionan caudales y tirantes. Dado que al momento no se cuenta con aforos en esta cuenca, fue necesario estimar esta relación.

En primer lugar, se obtuvo una curva H-Q a partir de los datos relevados de la geometría de la sección transversal en la ubicación de uno de los sensores de nivel, aplicando la ecuación de Chezy-Manning, la cual asume tirante uniforme. Esa curva fue la utilizada en los ensayos de sensibilidad (Figuras Figura 2.18 a Figura 2.21).

Dado que el ajuste no fue satisfactorio, se propuso una curva H-Q obtenida a partir de simulaciones realizadas con el modelo SWMM preexistente calibrado y validado (Re et al., 2022), pero tampoco se obtuvieron buenos resultados (Figura 2.22).

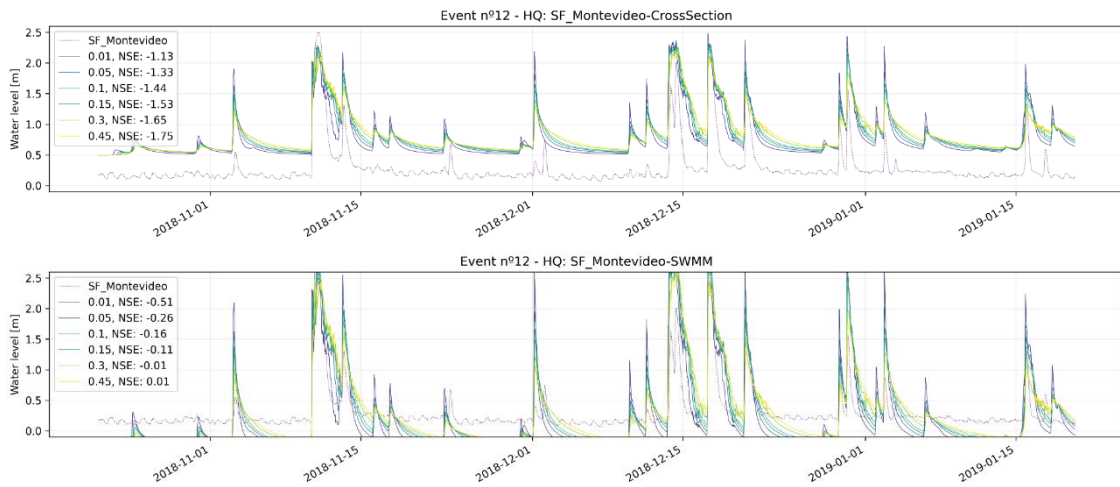


Figura 2.22. Resultados de un mismo ensayo de sensibilidad utilizando la curva HQ obtenida a partir de Chezy-Manning (gráfico superior) y simulaciones SWMM (gráfico inferior).

Teniendo en cuenta que el ajuste no fue satisfactorio y la incertidumbre asociada a la estimación de la curva H-Q, se decidió entonces calibrar sus parámetros.

2.6.5 Calibración

Como se adelantó en los apartados anteriores, los parámetros a calibrar fueron la rugosidad del terreno en áreas urbanas y los coeficientes de la curva H-Q que describe la relación entre caudales y tirantes del canal San Francisco en su intersección con la avenida Montevideo.

Se adoptó la relación funcional $Q = a(H+b)^2$ y se evaluaron distintas combinaciones de valores de sus coeficientes. A continuación, se muestran los resultados para los dos pares a y b que presentaron mejor performance, evaluada mediante la eficiencia de Nash-Sutcliffe (varía entre $-\infty$ y 1, siendo este último el valor óptimo). En ambos casos, la rugosidad en áreas urbanas óptima resultó de 0.15. Las figuras Figura 2.23 y Figura 2.24 muestran los resultados durante eventos hidrometeorológicos de interés mientras que las figuras Figura 2.25 y Figura 2.26 presentan simulaciones de periodos más prolongados (3 meses).

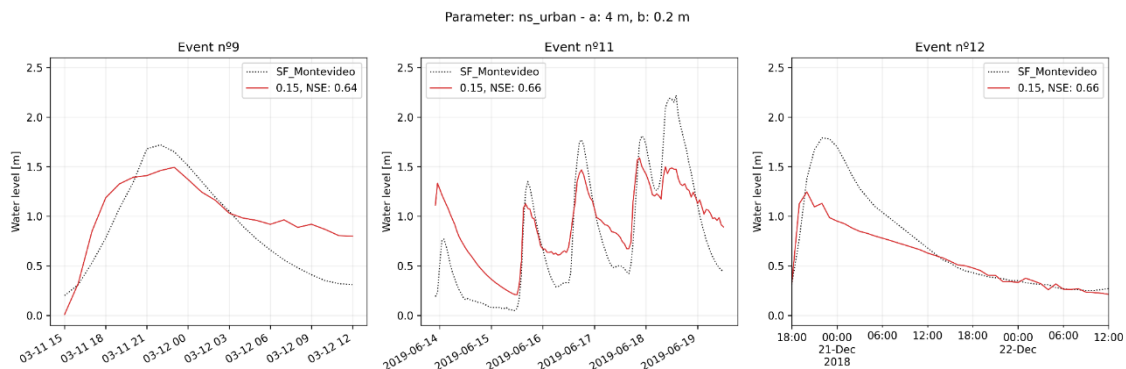


Figura 2.23. Calibración de la curva HQ. Resultados para los tres eventos adoptando HQ1.

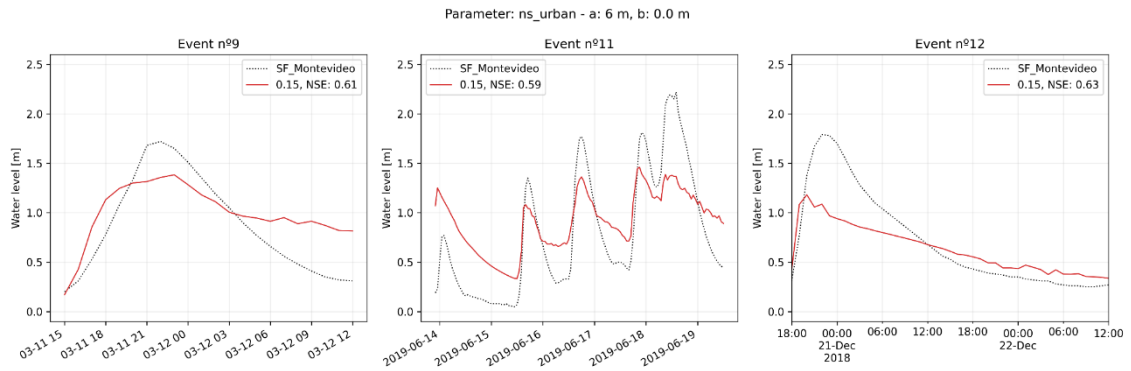


Figura 2.24. Calibración de la curva HQ. Resultados para los tres eventos adoptando HQ2.

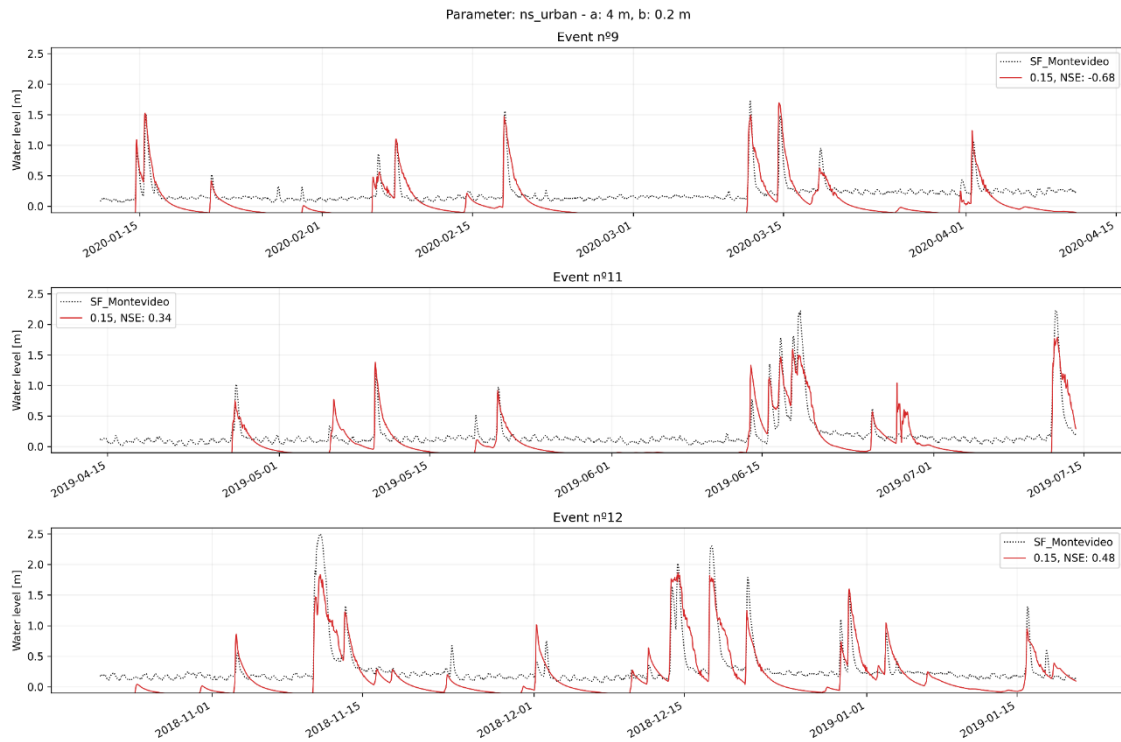


Figura 2.25. Calibración de la curva HQ. Resultados para periodos extendidos (3 meses) asociados a cada uno de los tres eventos, adoptando HQ1.

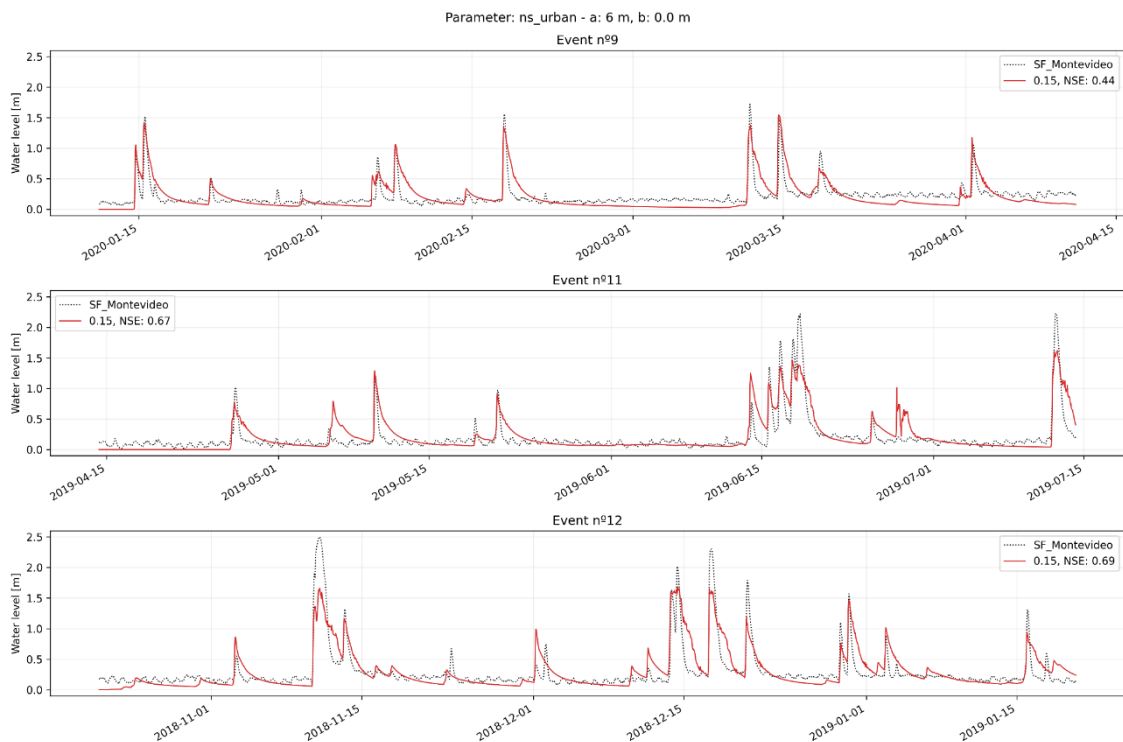


Figura 2.26. Calibración de la curva HQ. Resultados para periodos extendidos (3 meses) asociados a cada uno de los tres eventos, adoptando HQ2.

Se observa que la curva HQ2 representa mejor el nivel base y por lo tanto fue la seleccionada.

2.6.6 Validación

A continuación, se presentan los resultados de la validación realizada para los eventos de Noviembre de 2018 y Mayo de 2021 (Figura 2.27). Si bien el modelo representa adecuadamente la temporalidad del fenómeno, se observa que subestima significativamente los niveles máximos, mostrando en el primer evento un error que supera 0.5 m. Esto evidencia la dificultad del modelo RRI para reproducir correctamente la dinámica de esta cuenca.

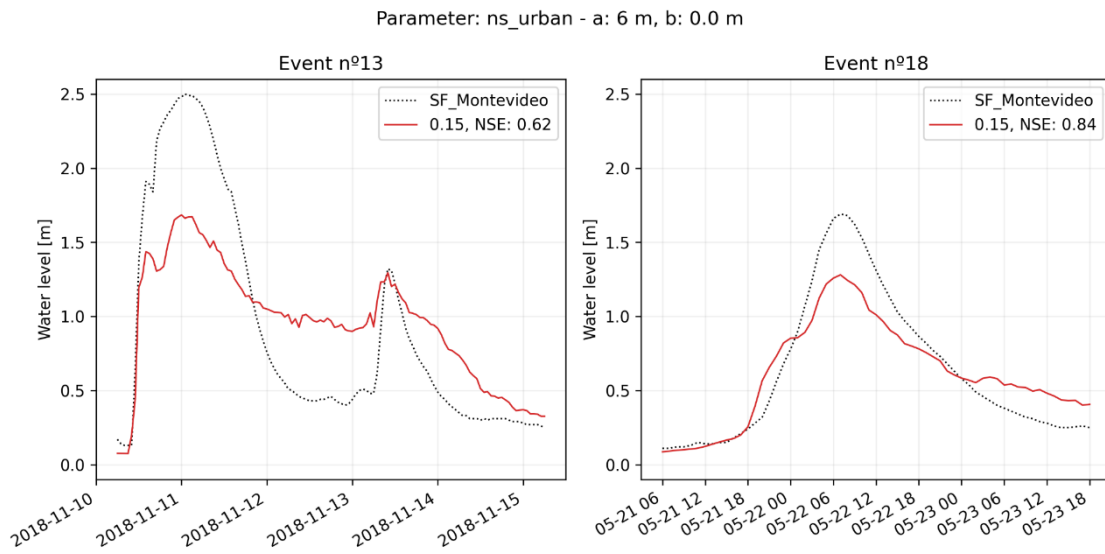


Figura 2.27. Resultados de la validación.

3 Estadía en RIKEN

3.1 Objetivos

El objetivo durante la estadía en RIKEN fue dar los primeros pasos hacia un pronóstico hidrológico-hidráulico por ensambles aplicando asimilación de datos, con el fin de mejorar la precisión y reducir la incertidumbre en las predicciones. Para esto, se realizaron distintos ensayos trabajando con eventos pasados, aplicando la técnica de filtro de partículas *Sequential Importance Sampler* (SIS).

3.2 Filtro de partículas

El objetivo del filtro de partículas es estimar el estado de un sistema x . Más específicamente, seguir la trayectoria de la secuencia de estados $\{x_k\}$ de un sistema dinámico, donde k es el paso temporal. En esta sección se presenta una introducción teórica al método basada en el artículo "*Particle Filters: A Hands-On Tutorial*" (Elfring *et al.*, 2021). Para una explicación más detallada se recomienda consultar ese texto.

3.2.1 Enfoque Bayesiano

El filtro de partículas es un filtro Bayesiano. El estado del sistema que se busca estimar es representado por una variable aleatoria y una distribución de probabilidad sobre esa variable, que representa la incertidumbre en la estimación. El teorema de Bayes (ec. (26) y (27)) se aplica para obtener una mejor estimación del estado del sistema a partir de conocimiento previo y observaciones nuevas.

$$p(A|B) = \frac{p(B|A) \cdot p(A)}{p(B)} \quad (26)$$

$$\text{posterior} = \frac{\text{verosimilitud} \cdot \text{prior}}{\text{verosimilitud marginal}} \quad (27)$$

$$p(x_k|z_{1:k}) = \frac{p(z_k|x_k) \cdot p(x_k|z_{1:k-1})}{p(z_k|z_{1:k-1})} \quad (28)$$

La ecuación (28) aplica el teorema de Bayes a la predicción de estados de un sistema dinámico, donde:

- La *posterior* $p(x_k | z_{1:k})$ es la distribución de probabilidad del estado x_k que se busca estimar dadas las observaciones $z_{1:k}$.
- La *prior* $p(x_k | z_{1:k-1})$ es la distribución de probabilidad del estado x_k antes de incorporar los nuevos datos observados. Representa el conocimiento previo sobre el estado del sistema. Se puede interpretar como la predicción del estado x_k dadas las observaciones hasta el tiempo $k - 1$.
- La *verosimilitud* $p(z_k | x_k)$ cuantifica que tan probable es que el estado x_k explique las mediciones observadas.
- La *verosimilitud marginal* por $p(z_k | z_{1:k-1})$ representa la probabilidad de las observaciones z_k y actúa como una constante de normalización.

3.2.2 Idea básica del filtro de partículas

La ecuación (28) puede resolverse de forma analítica únicamente bajo hipótesis restrictivas, como la linealidad del modelo y la suposición de distribuciones gaussianas. El enfoque del filtro de partículas escapa a estas limitaciones al aproximar la función de densidad de probabilidad de la *posterior* mediante una suma ponderada de muestras, conocidas como partículas:

$$p(x_{0:k} | z_{1:k}) \approx \sum_{i=1}^{N_s} w_k^i \delta(x_{0:k} - x_{0:k}^i) \quad (29)$$

Donde $\{w_k^i, x_{0:k}^i\}_{i=1}^{N_s}$ es un conjunto que contiene N_s muestras y pesos. Cada muestra $x_{0:k}^i$ representa una posible realización de la secuencia de estados, mientras que el peso asociado w_k^i indica su importancia relativa. La suma de todos los pesos igual a 1. Las muestras asociadas a los mayores pesos se espera que estén más cercanas a la secuencia de estados verdadera en comparación con aquellas de menor peso. La función $\delta(\cdot)$ representa la delta de Dirac.

Este enfoque tiene la ventaja de poder representar funciones de densidad de probabilidad con formas arbitrarias, sin necesidad de asumir distribuciones específicas. Sin embargo, su precisión depende del número de partículas utilizadas: si es demasiado bajo, la aproximación pierde expresividad, mientras que un número elevado incrementa el costo computacional.

3.2.3 Importance Sampling (IS)

La aproximación de la *posterior* basada en un conjunto de muestras propuesta por el método de filtro de partículas presenta un desafío trivial. La función de densidad de probabilidad *posterior* que se busca estimar es desconocida, lo que impide tomar muestras directamente de ella. Por lo tanto, las muestras deben extraerse de otra distribución, conocida como función de densidad de importancia q . Los pesos se utilizan para compensar el hecho de que las muestras

se toman de esta función q en lugar de la función de densidad de la *posterior* (ec. (30)). Cualquier función positiva en los puntos donde la función de densidad *posterior* también es positiva puede ser empleada como función de densidad de importancia.

$$w_k^i \propto \frac{p(x_{0:k}^i | z_{1:k})}{q(x_{0:k}^i | z_{1:k})} \quad (30)$$

En el caso particular de elegir la función de densidad de importancia q igual a la *prior* los pesos son proporcionales a la verosimilitud. Esto puede deducirse de las ecuaciones (27) y (30).

3.2.4 Sequential Importance Sampling (SIS)

En filtros recursivos, en general es de interés el estado en el tiempo k , $p(x_k | z_{1:k})$, en lugar de la secuencia completa $p(x_{0:k} | z_{1:k})$. Como resultado, la ecuación (30) puede reescribirse como:

$$w_k^i \propto w_{k-1}^i \frac{p(z_k | x_k^i) \cdot p(x_k^i | x_{k-1}^i)}{q(x_k^i | x_{k-1}^i, z_k)} \quad (31)$$

A continuación, se presentan los pasos que sigue el método SIS, en cada paso temporal k :

1. Propagación

Se generan varias partículas x_t^i (posibles estados del sistema) a partir del estado anterior x_{k-1} y un modelo matemático/numérico que permita estimar cómo evoluciona el sistema desde el estado x_{k-1} al estado x_k .

2. Asignación de pesos

A cada partícula se le asigna un peso w_t^i (31), que indica cuán bien esa partícula representa la realidad, basándose en las observaciones disponibles. Se normalizan los pesos de todas las partículas para que sumen 1.

3. Predicción del estado

Se calcula la media ponderada de todas las partículas para obtener la mejor estimación del estado, a partir de la siguiente ecuación:

$$p(x_k | z_{1:k}) \approx \sum_{i=1}^{N_s} w_k^i \delta(x_k - x_k^i) \quad (32)$$

3.2.5 Sequential Importance Resampling (SIR)

Se puede demostrar que, después de varias iteraciones, el peso de una de las partículas tiende a acercarse a 1, mientras que los pesos de las demás partículas se vuelven casi nulos. Este

fenómeno se conoce como *problema de degeneración* y es inevitable. Para abordarlo, se agrega un paso adicional de remuestreo (*resampling*) después de la actualización de los pesos.

En este paso, se seleccionan nuevas partículas de manera aleatoria y con reposición del conjunto de partículas, teniendo en cuenta los pesos asociados a cada una. La probabilidad de seleccionar una partícula es proporcional a su peso, y el número total de partículas se mantiene constante. Las partículas con pesos más altos tienen más probabilidades de ser seleccionadas más de una vez, mientras que las partículas con pesos bajos tienden a ser eliminadas. Tras el remuestreo, los pesos suelen restablecerse a un valor de $1/N_s$. Esta variante de filtro de partículas, que incluye remuestreo, se conoce como *Sequential Importance Resampling* (SIR).

La Figura 3.1 esquematiza los pasos de este método en cada iteración: predicción, actualización y remuestreo.

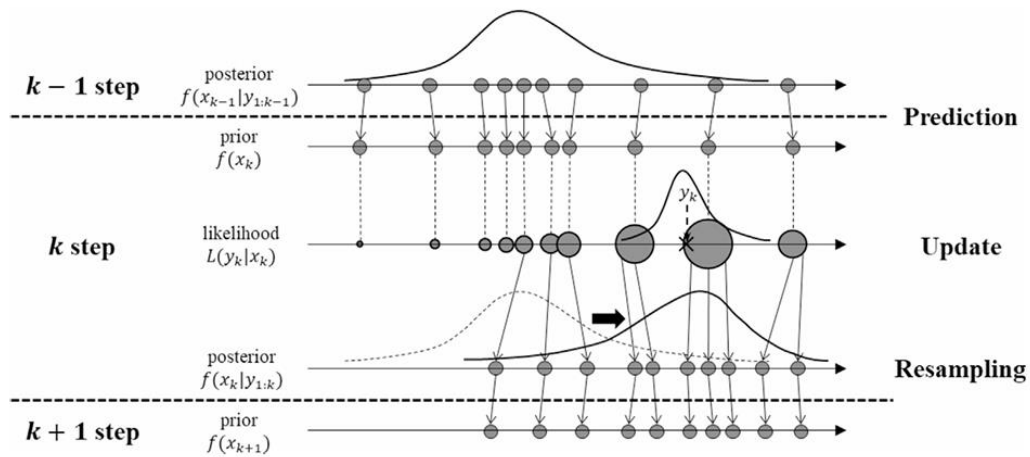


Figura 3.1. Esquema del filtro de partículas SIR (Sequential Importance Resampling). Tomado de Kim *et al.* (2018).

3.3 Filtro de partículas SIS para predecir niveles en la cuenca SSD

En este trabajo se eligió el filtro de partículas SIS por su simplicidad y por admitir modelos no lineales. En esta sección se presentan los detalles de su implementación para el caso de estudio.

3.3.1 Adaptación del método SIS

En nuestro caso se implementó el filtro SIS con algunas modificaciones para controlar el problema de degeneración de partículas sin recurrir a métodos de mayor complejidad como el filtro SIR. En esta versión modificada, en cada paso temporal los pesos se actualizan utilizando información observada en el paso actual z_k , en lugar de toda la secuencia $z_{1:k}$. Matemáticamente esto se traduce como quitar w_{k-1}^i de la ecuación (31). Seleccionando además la *prior* como función de importancia, tenemos que:

$$w_k^i \propto p(z_k|x_k^i) \tag{33}$$

Donde $p(z_k|x_k^i)$ es a la verosimilitud de la partícula i dado el vector de observaciones más reciente z_k .

Asumiendo que:

- Las observaciones de los m distintos sensores son independientes, es decir, sus errores no están correlacionados.
- El error de las observaciones sigue una distribución gaussiana de media nula.

Se utilizaron las siguientes expresiones para computar los pesos w_k^i en cada paso k :

$$p_m^i = p(z_m|x^i) = \frac{1}{\sigma_m \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{x_m^i - y_m}{\sigma_m} \right)^2} \quad (34)$$

$$w^i = \frac{\prod_{m=1}^M p_m^i}{\sum_{i=1}^{N_s} \prod_{m=1}^M p_m^i} \quad (35)$$

Donde:

N_s : Número de partículas o muestras. Es igual al número de miembros del ensamble meteorológico.

M : Número de observaciones disponibles en el paso temporal k . Está dado por el número de pluviógrafos y sensores de nivel con registros en ese instante.

x_m^i : Observación esperada en el sensor m según la predicción de la partícula i .

y_m : Observación registrada por el sensor m .

w^i : Peso asignado a la partícula i .

x^i : Estado del sistema predicho por la partícula i .

σ_m : Incertidumbre asociada a la observación m .

La ecuación (35) normaliza los pesos para que su suma sea igual a 1 en todo momento.

Una vez calculados los pesos, la predicción del estado del sistema x se realiza por la suma ponderada:

$$x = \sum_{i=1}^{N_s} w^i \cdot x^i \quad (36)$$

3.3.2 Esquema general

En cada ensayo se trabajó con dos modelos acoplados: uno meteorológico (WRF o SCALE) y otro hidrológico-hidráulico (SWMM o RRI). Se asimilaron datos tanto de nivel en arroyos como de precipitación.

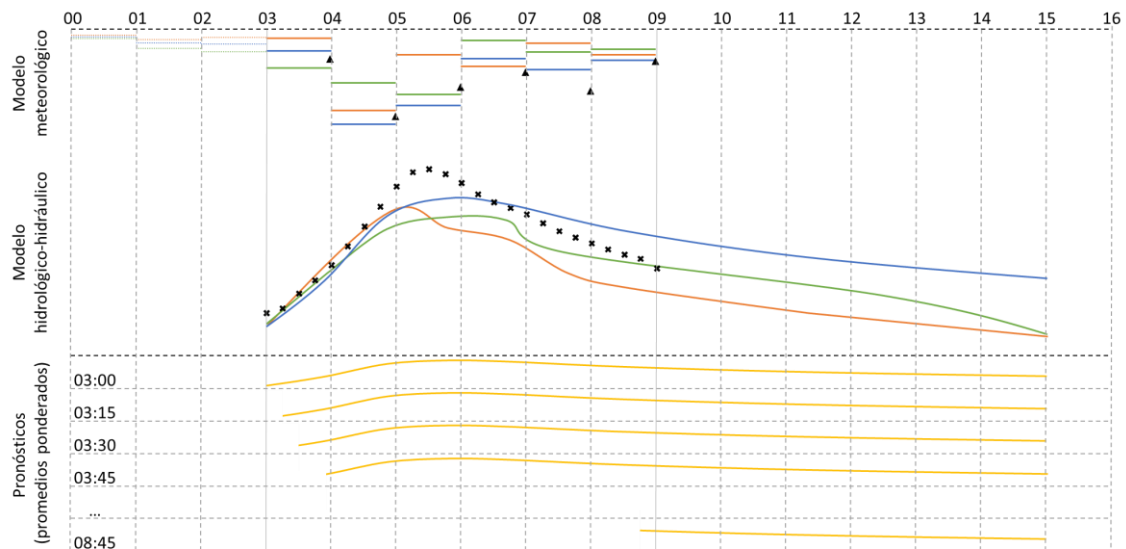


Figura 3.2. Esquema general de la implementación del filtro de partículas SIS. Cada partícula es indicada con un color diferente (azul, verde, naranja). Los marcadores negros indican observaciones meteorológicas (triángulos) e hidrológicas (cruces). Las curvas amarillas representan actualizaciones de la predicción resultante.

En el esquema de la Figura 3.2, la inicialización de las simulaciones del modelo meteorológico (MM) ocurre a las 00 hs. Cada uno de los miembros del ensamble da origen a una partícula. En el ejemplo se muestran tres partículas, cada una identificada con un color distinto (azul, verde y naranja). Si bien las simulaciones del MM inician a las 00 hs, en el esquema presentado se descartan las primeras tres horas para garantizar que el modelo entre en régimen. En la parte superior se simbolizan las salidas del MM correspondientes a cada partícula con líneas horizontales en intervalos de una hora. Cada uno de estos outputs se utilizan para forzar el modelo hidrológico-hidráulico (MHH). Las salidas de estas simulaciones se representan en el tercio central del esquema con el color asociado a la partícula correspondiente.

Si bien los outputs del MM y del MHH están representados con las simbologías comúnmente adoptadas para hietogramas e hidrogramas respectivamente, cada una de esas trayectorias representa la evolución del estado del modelo en su conjunto.

Cada partícula tiene asociado un peso que se actualiza cada vez que se dispone de nuevas observaciones. En el ejemplo, cada 15 minutos se reciben datos de registros de nivel en arroyos (simbolizados con cruces negras) y cada una hora, datos de volumen precipitado (triángulos). Cada 15 minutos entonces se actualizan los pesos asociados a las distintas partículas y se genera un nuevo pronóstico (indicado en la parte inferior en línea amarilla) a partir del promedio ponderado.

En el ejemplo, se cuenta con inicializaciones del MM cada 6 horas, lo cual define la extensión de la ventana de asimilación (AW por sus siglas en inglés). Al cabo de ese periodo, se generan nuevas partículas a partir de los miembros inicializados más recientemente, descartándose las

anteriores. En esa instancia es necesario realizar nuevas simulaciones del MHH utilizando los nuevos forzantes.

3.3.3 Hotstart del MHH

Un aspecto a considerar es el *hotstart* a ser utilizado por el MHH a la hora de generar las nuevas partículas. Un *hotstart* es un estado previamente guardado del sistema modelado, que se usa como condición inicial en lugar de partir desde valores por defecto (por ejemplo, todas las variables en cero).

En estos ensayos, se adoptó la estrategia de utilizar como *hotstart* la salida de la partícula con mayor peso en el último paso (maximiza la verosimilitud). Otra alternativa sería generar un *hotstart* a partir de un promedio ponderado de los *hotstarts* resultantes de todas las partículas, pero esta opción no es viable en SWMM, ya que la información se almacena en archivos binarios no editables. Una posible solución sería configurar las condiciones iniciales de cada objeto (nodo, link y subcuenca) editando el archivo de entrada del modelo (.inp), pero el procesamiento en ese caso demandaría elevado esfuerzo computacional.

Desde un punto de vista operativo, para poder contar con el *hotstart* asociado al instante de inicio de las nuevas partículas, es necesario desdoblarse las simulaciones de SWMM en dos periodos. Esto se debe a que:

1. el estado del modelo puede exportarse en formato de archivo *hotstart* únicamente al final de la simulación y no en un instante intermedio.
2. es necesario que las simulaciones se extiendan más allá del inicio de la siguiente ventana de asimilación para contar en todo momento con un pronóstico de al menos una determinada cantidad de horas. En el esquema de ejemplo, vemos que las simulaciones del MHH se extienden hasta las 15 hs. Si bien a partir de las 9 hs se van a generar las nuevas partículas, es necesario que las simulaciones continúen hasta las 15 para, por ejemplo, a las 8 hs contar con un pronóstico de al menos 6 horas.

En el modelo RRI, en cambio, la configuración de las condiciones iniciales es más sencilla, ya que los archivos de salida del modelo pueden utilizarse directamente como *hotstart* y son fácilmente editables, al tratarse de archivos de texto que contienen las grillas de resultados de cada variable. Además, no es necesario desdoblarse la simulación, ya que estos archivos se generan para cada paso temporal, a diferencia del archivo *hotstart* que genera SWMM únicamente al final de la simulación.

3.3.4 Otras observaciones

Los parámetros a calibrar son las incertidumbres asociadas a cada observación (σ_m en la ecuación (34)). En estos ensayos se fijó un valor para cada tipo de medición (precipitación o nivel hidrométrico), pero en caso de conocer la calidad de las mediciones podrían fijarse valores diferentes para distintas observaciones. Este parámetro de incertidumbre no solo debe considerar la calidad de las mediciones, sino también la incertidumbre asociada al modelo. En el caso de los datos de precipitación se adoptó un desvío estándar de 0.5 mm/h, mientras que para los datos de nivel se evaluaron distintos valores: 0.10, 0.20 y 0.40 m.

3.4 Datos utilizados

Para los distintos ensayos se utilizaron los siguientes datos hidrometeorológicos:

3.4.1 Precipitación observada

Se trabajó con datos de precipitación registrados por estaciones meteorológicas disponibles en la base desarrollada por el Programa de Sistemas de Información y Alerta Hidrológico de la Subgerencia Laboratorio de Hidrología (SLHI-INA).

3.4.2 Precipitación simulada

Se trabajó con los outputs de los modelos meteorológicos WRF y SCALE, provistos por el SMN y RIKEN respectivamente. En ambos casos se contaba con las salidas correspondientes a 20 miembros con una resolución horizontal de 4 km (Figura 3.3). La discretización temporal es de 1 hora para WRF y de 10 minutos para SCALE.

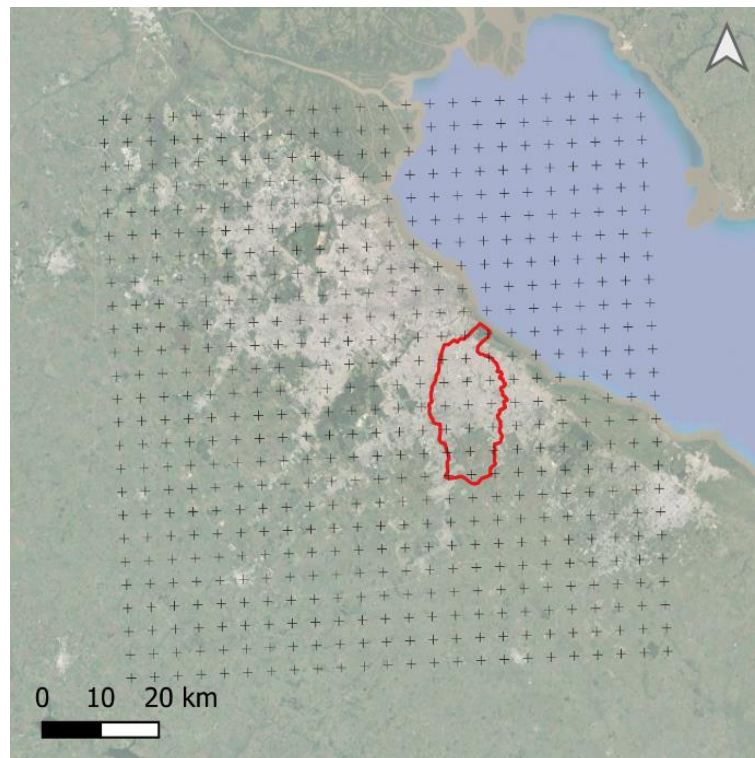


Figura 3.3. Discretización espacial de los modelos meteorológicos.

3.4.3 Niveles observados

Se trabajó con series de nivel correspondientes a cuatro secciones a cielo abierto en los arroyos San Francisco y Las Piedras (Figura 2.12), registradas por medio de sensores ultrasónicos (dos de ellos pertenecientes al INA y dos al municipio de Quilmes).

3.4.4 Niveles simulados

Se utilizaron dos modelos para la simulación hidrológica-hidráulica: un modelo SWMM preexistente desarrollado por el INA y el modelo RRI cuya implementación se detalla en la primera mitad de este informe.

3.4.5 Eventos seleccionados

Para los ensayos se seleccionaron dos eventos hidrometeorológicos ocurridos en 2022 teniendo en cuenta su magnitud y la disponibilidad de datos.

3.4.5.1 Marzo 2022

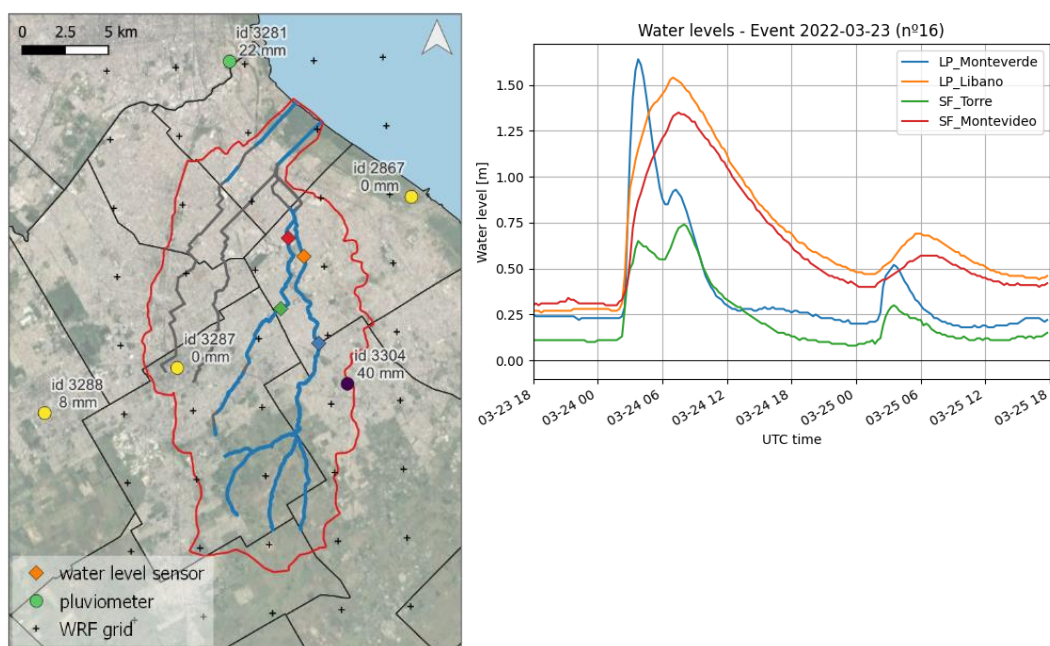


Figura 3.4. Evento Marzo 2022. Precipitación y niveles observados.

Tabla 3.1. Evento Marzo 2022. Precipitación registrada.

id	Nombre EMA	Precipitación [mm]
3281	La Boca	22
3282	Morón	20
3283	Merlo	13
3287	Almirante Brown	0
3288	Esteban Echeverría	8
3293	Ezeiza	45
3294	Cañuelas	25
3304	Florencio Varela	40
2867	Quilmes (SINARAME)	0
3296	Olivos	32

3.4.5.2 Noviembre 2022

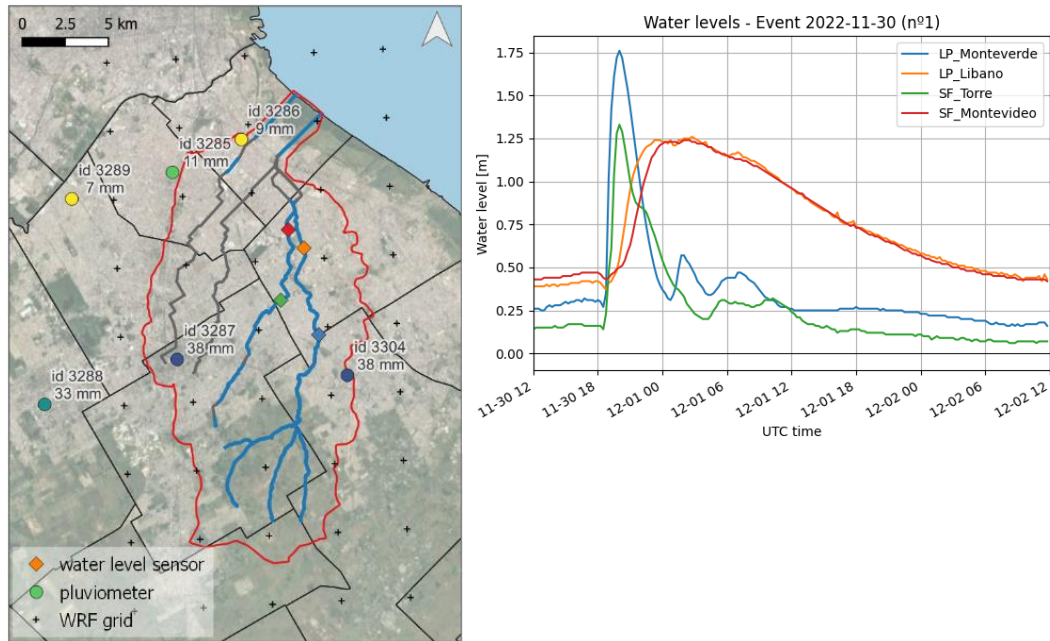


Figura 3.5. Evento Noviembre 2022. Precipitación y niveles observados.

Tabla 3.2. Evento Noviembre 2022. Precipitación registrada.

id	Nombre EMA	Precipitación [mm]
3282	Morón	44
3283	Merlo	39
3284	Marcos Paz	36
3285	Lanús	11
3286	Avellaneda	9
3287	Almirante Brown	38
3288	Esteban Echeverría	33
3289	Lomas de Zamora	7
3290	San Vicente	24
3292	La Matanza	64
3293	Ezeiza	51
3294	Cañuelas	15
3304	Florencio Varela	38
3296	Olivos	23

3.5 Resultados

A continuación, se presentan los resultados para los distintos ensayos que fueron llevados a cabo utilizando el esquema presentado en apartado 3.3.2. Se utilizaron las ecuaciones (34), (35) y (36), siendo el número de partículas (N_s) igual a la cantidad de miembros del ensamble

meteorológico (20 en todos los casos). El número de observaciones M resulta variable dependiendo de la disponibilidad de datos en cada paso temporal k , ya que las observaciones hidrométricas tienen una frecuencia de 15 minutos y las pluviométricas de 1 hora. Si bien estas últimas tienen una frecuencia mayor, fueron acumuladas cada 1 hora para unificar el paso temporal y simplificar el procesamiento.

3.5.1 Ensayo 1: Marzo 2022 - WRF + SWMM

3.5.1.1 Evaluación de la performance de las partículas

A continuación (Figura 3.6), se presenta una comparativa de la precipitación acumulada registrada (rojo) y pronosticada por cada uno de los 20 miembros del modelo WRF (azul). Cada uno de los gráficos se corresponde con la ubicación de una de las 5 estaciones meteorológicas con disponibilidad de datos durante el evento, más cercanas a la cuenca (Figura 3.4).

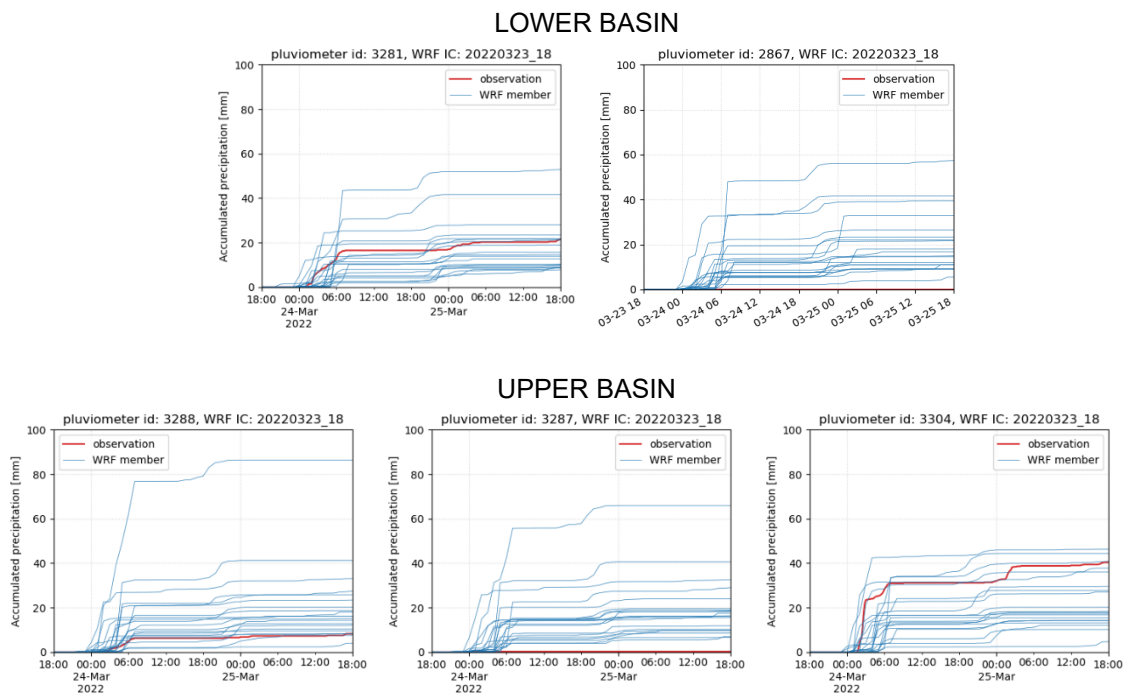


Figura 3.6. Ensayo 1: WRF (inicialización: 2022-03-23 18:00 UTC) vs. observaciones.

Se observa que las estaciones Almirante Brown (3287) y Quilmes-SINARAME (2867) no registraron precipitación, mientras que en las estaciones La Boca (3281), Esteban Echeverría (3288) y Florencio Varela (3304), los valores registrados se encuentran dentro de la envolvente generada por los miembros del WRF.

La siguiente Figura muestra la comparación entre los niveles pronosticados por el modelo SWMM utilizando como forzante cada uno de los 20 miembros del modelo WRF (azul) y los

niveles registrados por los sensores (rojo). Cada gráfico se corresponde con uno de los sensores de nivel.

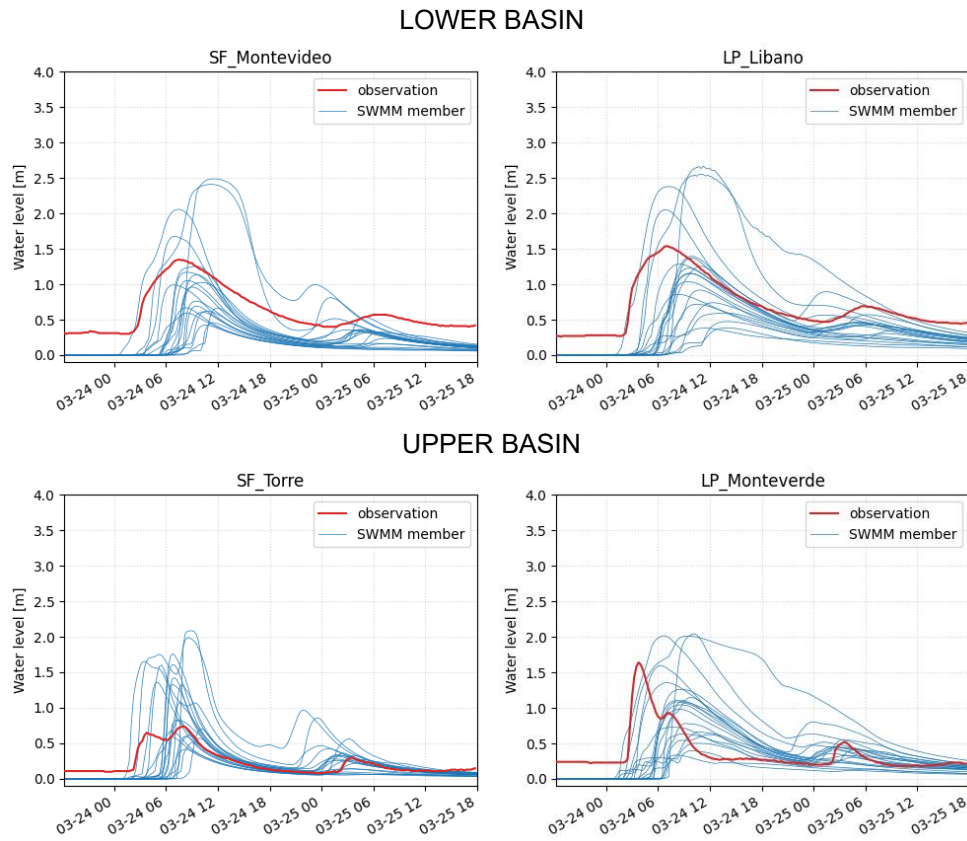


Figura 3.7. Ensayo 1: SWMM vs. observaciones.

3.5.1.2 Esquema de modelación

La siguiente figura muestra el esquema implementado en este ensayo.

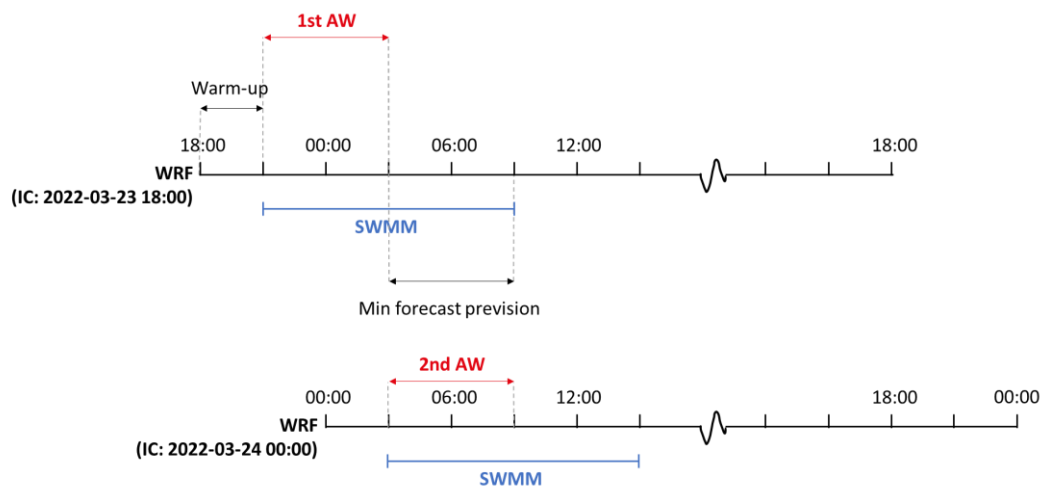


Figura 3.8. Ensayo 1: Esquema de modelación.

3.5.1.3 Resultados (Ensayo 1)

En la Figura 3.9 se presentan los resultados asociados a la segunda ventana de asimilación (ver esquema de Figura 3.8). Cada columna está asociada a la ubicación de cada uno de los cuatro sensores. A su vez, muestra la sensibilidad de los resultados al valor que se adopta para representar la incertidumbre asociada a la determinación de niveles (cada fila se corresponde con un valor distinto).

En cada gráfico se indica lo siguiente:

- Línea azul: nivel registrado por el sensor correspondiente.
- Línea rosa: nivel pronosticado sin asimilación de datos. Esta serie se obtiene promediando los resultados de las 20 partículas.
- Líneas grises: predicciones a 6 horas actualizadas cada 15 minutos aplicando asimilación de datos. Estas series se obtienen realizando el promedio ponderado de las 20 partículas con los pesos actualizados al obtener nuevos datos, ya sean de nivel y/o de precipitación.

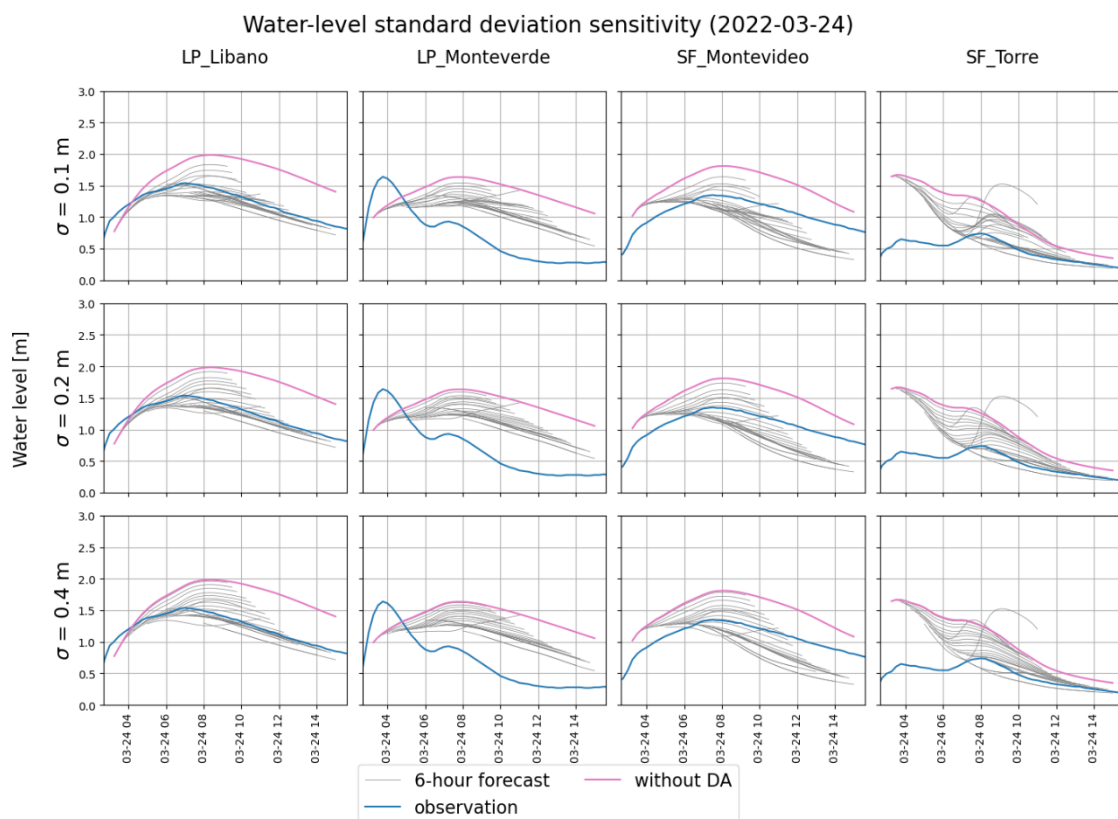


Figura 3.9. Ensayo 1: Resultados.

En términos generales se observa que la asimilación de datos permite obtener mejorar las predicciones. En especial en la sección del arroyo Las Piedras en la calle Líbano, al asimilar datos se consiguen series prácticamente coincidentes con las observaciones. Vemos por otra parte en el sensor ubicado en el arroyo San Francisco en su intersección con la calle Dr. Torre que, si bien

al inicio de la ventana de asimilación la diferencia entre lo simulado y observado está en el orden de 1 m, la performance de las predicciones mejora más adelante.

Las predicciones, en general, convergen a lo largo del tiempo hacia la serie observada. Esto ocurre debido a que la dispersión entre las distintas partículas aumenta conforme avanzan las simulaciones, lo cual da la posibilidad de lograr un mejor ajuste. Cabe aclararlo porque erróneamente podría concluirse que a medida que se asimila una mayor cantidad de datos, las predicciones mejoran, lo cual no es cierto ya que, en este esquema de asimilación, la determinación de los pesos en cada instante se realiza únicamente con los datos recibidos en ese momento.

Para entender el error inicial en la sección de la calle Dr. Torre, es necesario tener en cuenta lo mencionado en el apartado 3.3.3. El *hotstart* utilizado para inicializar las nuevas partículas (en este caso correspondientes a la segunda ventana de asimilación mostrada en el esquema de la Figura 3.8), resulta de la simulación asociada a la “mejor” partícula, es decir, aquella que maximiza la verosimilitud en la última actualización de pesos (Figura 3.10). Lo que sucede es que no es fácil encontrar una partícula que represente adecuadamente los cuatro niveles en su conjunto, generando condiciones iniciales distantes de la realidad en algunas regiones del modelo.

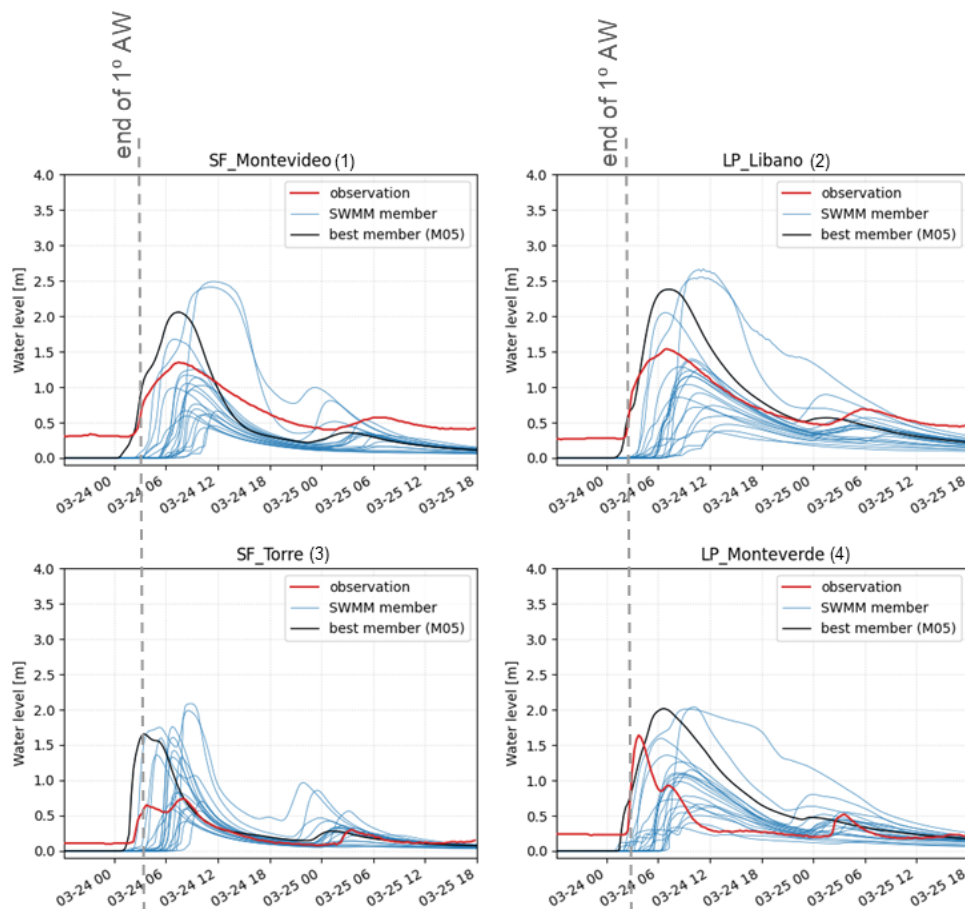


Figura 3.10. Niveles correspondientes a las partículas de la primera ventana de asimilación.

3.5.2 Ensayo 2: Noviembre 2022 - WRF + SWMM

3.5.2.1 Evaluación de la performance de las partículas

A continuación (Figura 3.11), se presenta una comparativa de la precipitación acumulada registrada (rojo) y pronosticada por cada uno de los 20 miembros del modelo WRF (azul). Cada uno de los gráficos se corresponde con la ubicación de una de las 6 estaciones meteorológicas con datos disponibles durante el evento, más cercanas a la cuenca (Figura 3.5).

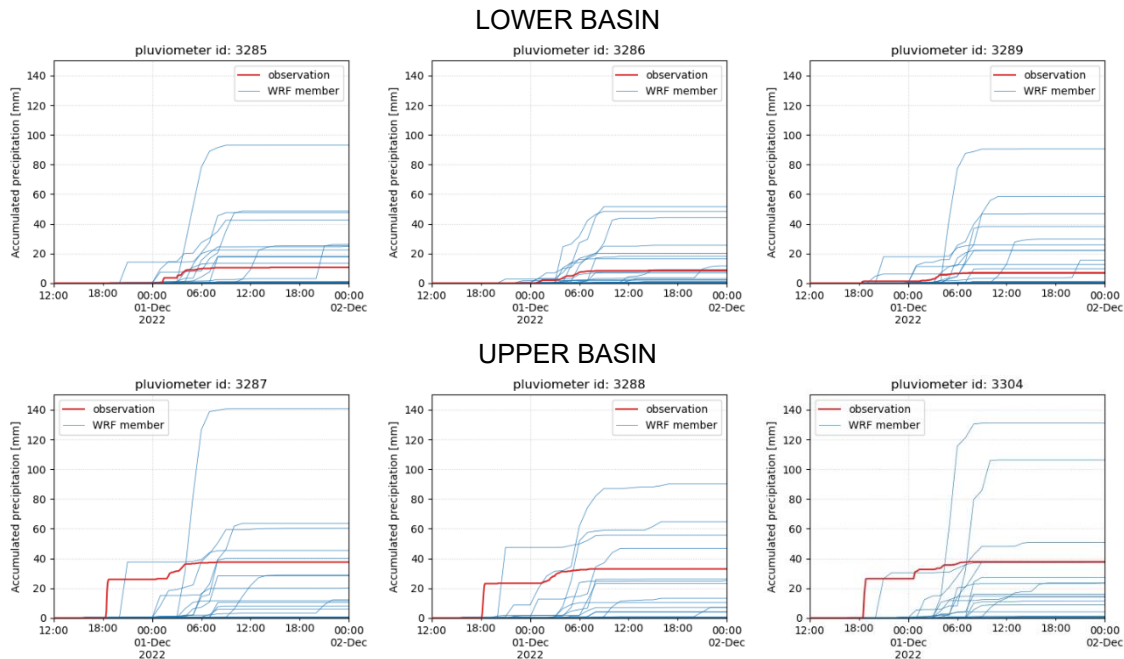


Figura 3.11. Ensayo 2: WRF (inicialización: 2022-11-30 12:00 UTC) vs. observaciones.

Se observa que en las EMAs ubicadas en la cuenca baja los registros de precipitación se encuentran en el orden de lo pronosticado por algunos de los miembros del modelo meteorológico. Por otra parte, las precipitaciones registradas en las EMAs ubicadas en la cuenca alta se anticiparon respecto a lo pronosticado por las 20 simulaciones.

La Figura 3.12 muestra la comparación entre los niveles pronosticados por el modelo SWMM utilizando como forzante cada uno de los 20 miembros del modelo WRF (azul) y los niveles registrados por los sensores (rojo). Cada gráfico se corresponde con uno de los sensores de nivel.

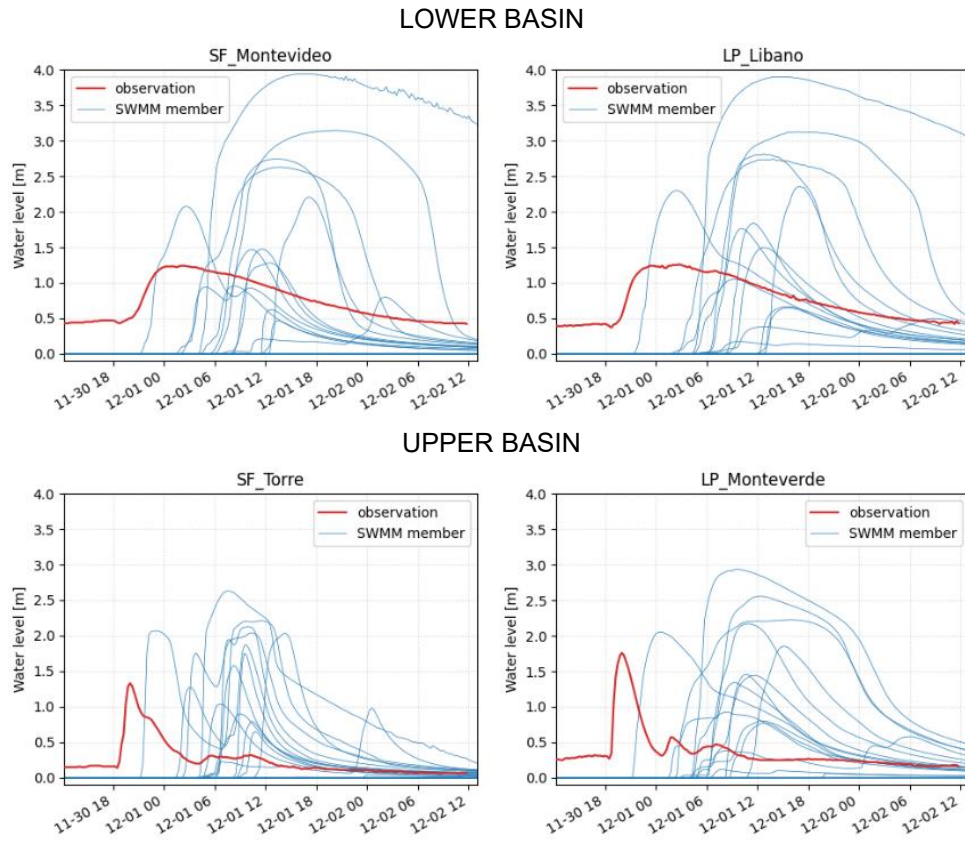


Figura 3.12. Ensayo 2: SWMM vs. observaciones.

Se replica lo que se observó en la comparación de la componente meteorológica, los niveles máximos observados se presentan antes de lo pronosticado (en especial en la cuenca alta).

3.5.2.2 Esquema de modelación

La siguiente figura muestra el esquema implementado en este ensayo.

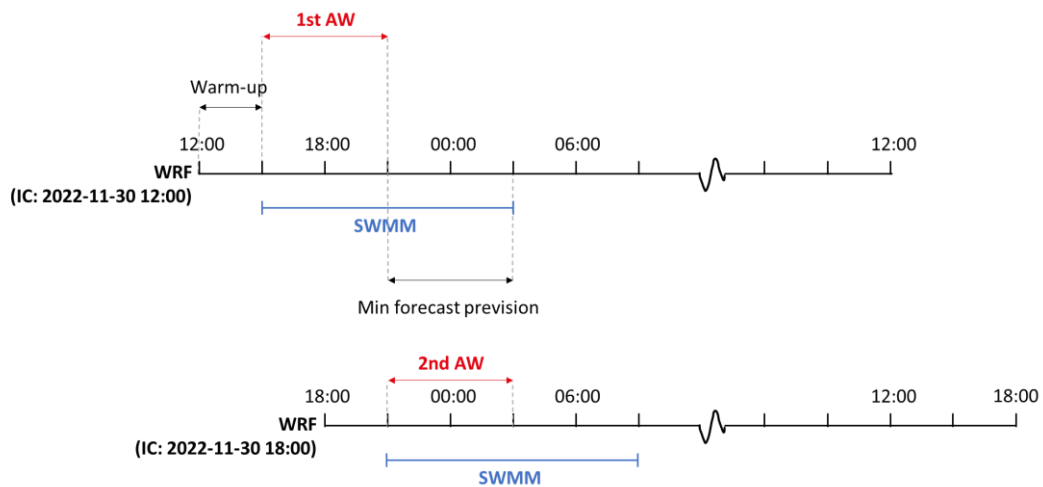


Figura 3.13. Ensayo 2: Esquema de modelación.

3.5.2.3 Resultados (Ensayo 2)

En la Figura 3.14 se muestran los resultados de la segunda ventana de asimilación del Ensayo 2.

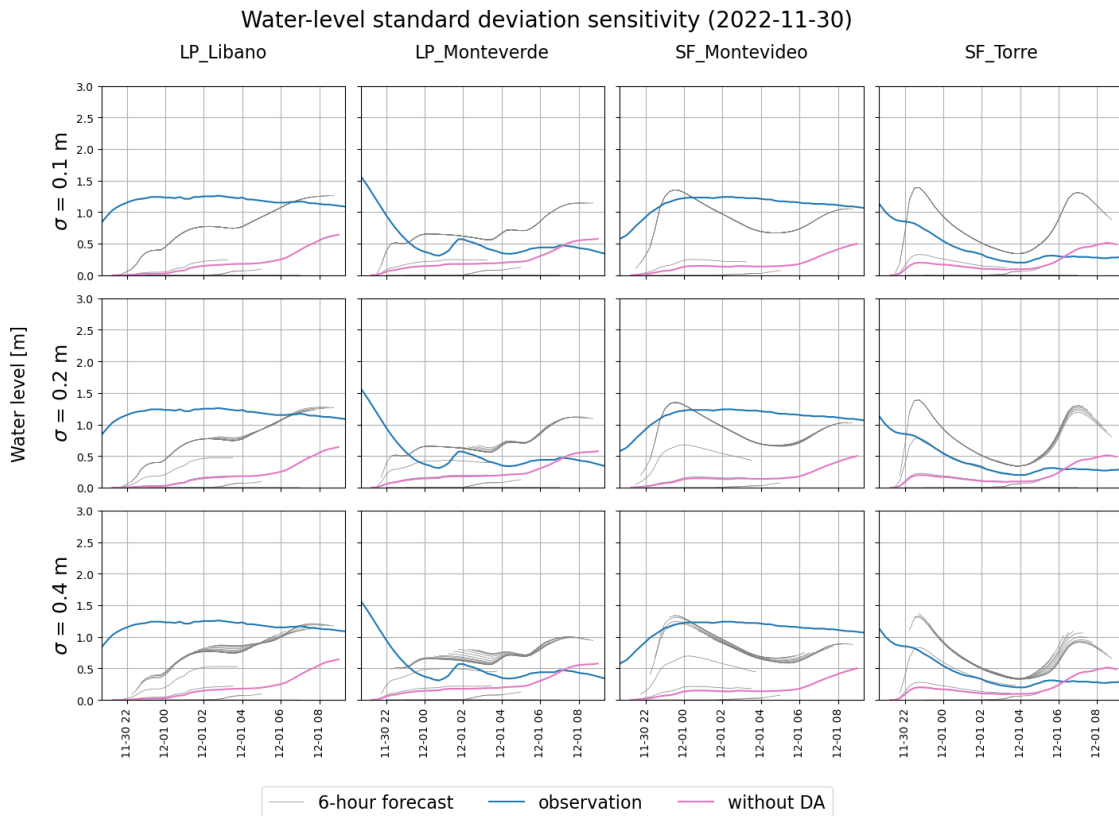


Figura 3.14. Ensayo 2: Resultados.

Los resultados en este caso no fueron satisfactorios. Esto puede explicarse teniendo en cuenta que ninguna de las partículas pudo representar adecuadamente la situación hidrometeorológica, por lo que no es posible obtener un ensamble con buena performance.

3.5.3 Ensayo 3: Noviembre 2022 - SCALE + SWMM

3.5.3.1 Evaluación de la performance de las partículas

A continuación (Figura 3.15), se presenta una comparativa de la precipitación acumulada registrada (rojo) y pronosticada por cada uno de los 20 miembros del modelo SCALE (azul). Cada uno de los gráficos se corresponde con la ubicación de una de las 6 estaciones meteorológicas con datos disponibles durante el evento, más cercanas a la cuenca (Figura 3.5).

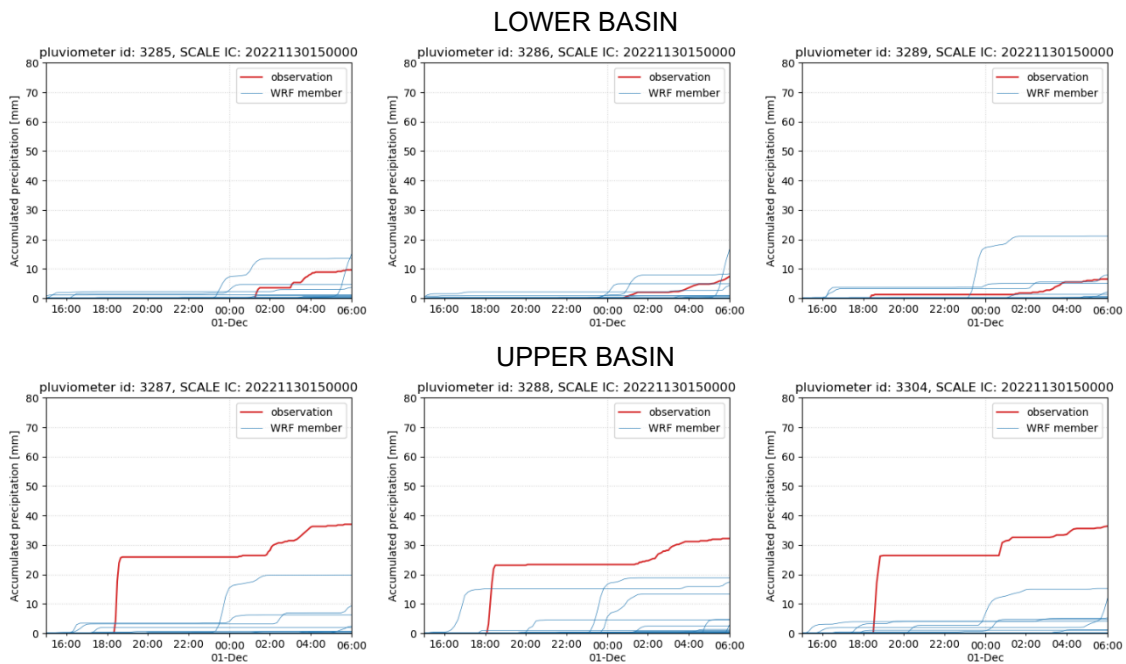


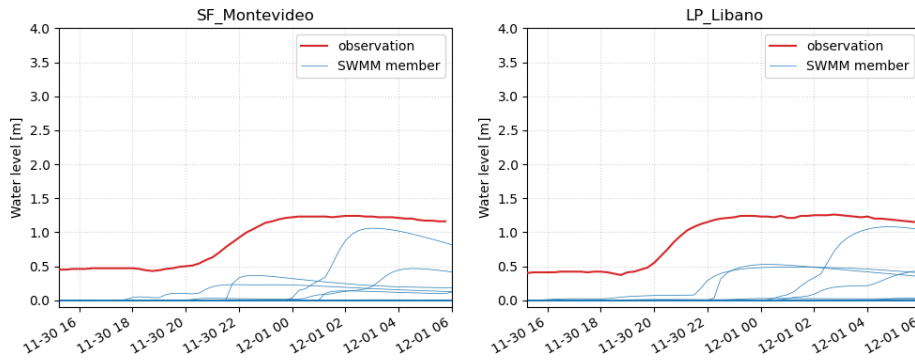
Figura 3.15. Ensayo 3: SCALE (inicialización 2023-11-30 15:00 UTC) vs. observaciones.

Si bien en la cuenca baja los registros de precipitación se encuentran en el orden de lo pronosticado por los miembros del MM, la precipitación en cuenca alta no pudo ser bien representada en tiempo y magnitud por ninguna de las partículas.

La Figura 3.16 muestra la comparación entre los niveles pronosticados por el modelo SWMM utilizando como forzante cada uno de los 20 miembros del modelo SCALE (azul) y los niveles registrados por los sensores (rojo).

En esta instancia se decidió trabajar sobre el MHH para lograr un mayor acuerdo entre las series observadas y simuladas. Se introdujeron caudales puntuales en distintas ubicaciones a lo largo de los dos arroyos de modo de lograr reproducir los niveles base observados. De esta forma se consiguieron los siguientes resultados:

LOWER BASIN



UPPER BASIN

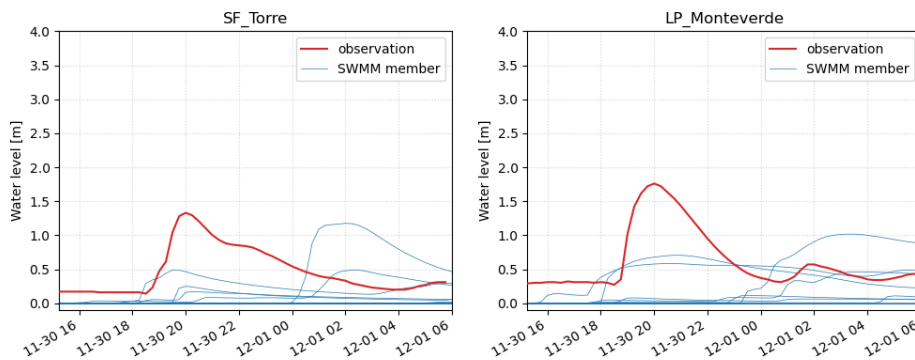
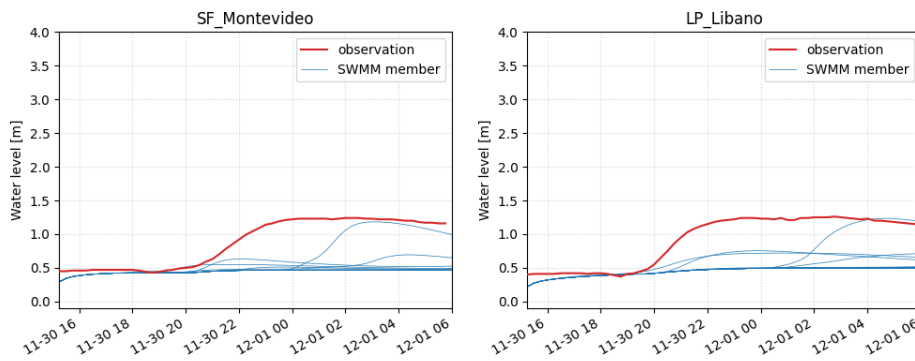


Figura 3.16. Ensayo 3: SWMM vs. observaciones.

LOWER BASIN



UPPER BASIN

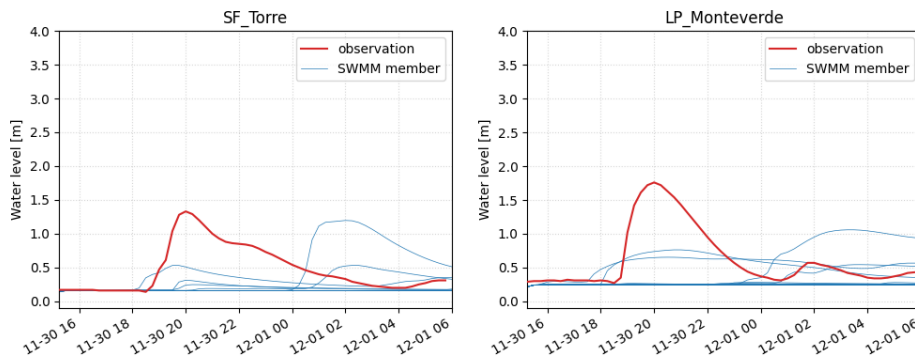


Figura 3.17. Ensayo 3: SWMM corregido vs. observaciones.

Si bien los niveles base coinciden con los observados, sigue habiendo diferencias importantes en la magnitud y temporalidad de los niveles máximos.

3.5.3.2 Esquema de modelación

En la siguiente figura se muestra el esquema adoptado para este ensayo, en comparación con el adoptado anteriormente. A diferencia del modelo WRF, al trabajar con SCALE no es necesario descartar las primeras horas para el *warm-up* del modelo. No se avanzó con una segunda ventana de asimilación ya que los resultados de la primera no fueron satisfactorios.

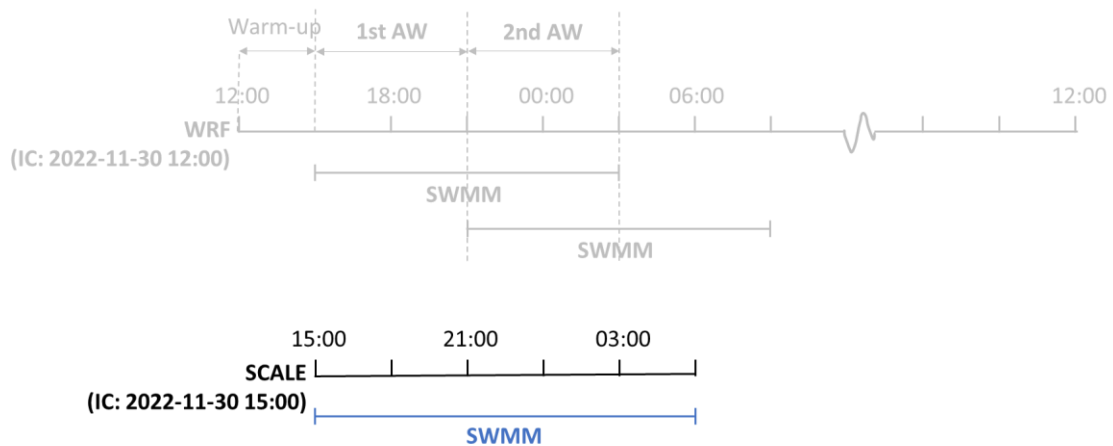


Figura 3.18. Ensayo 3: Esquema de modelación.

3.5.3.3 Resultados (Ensayo 3)

La Figura 3.19 muestra los resultados de este ensayo.

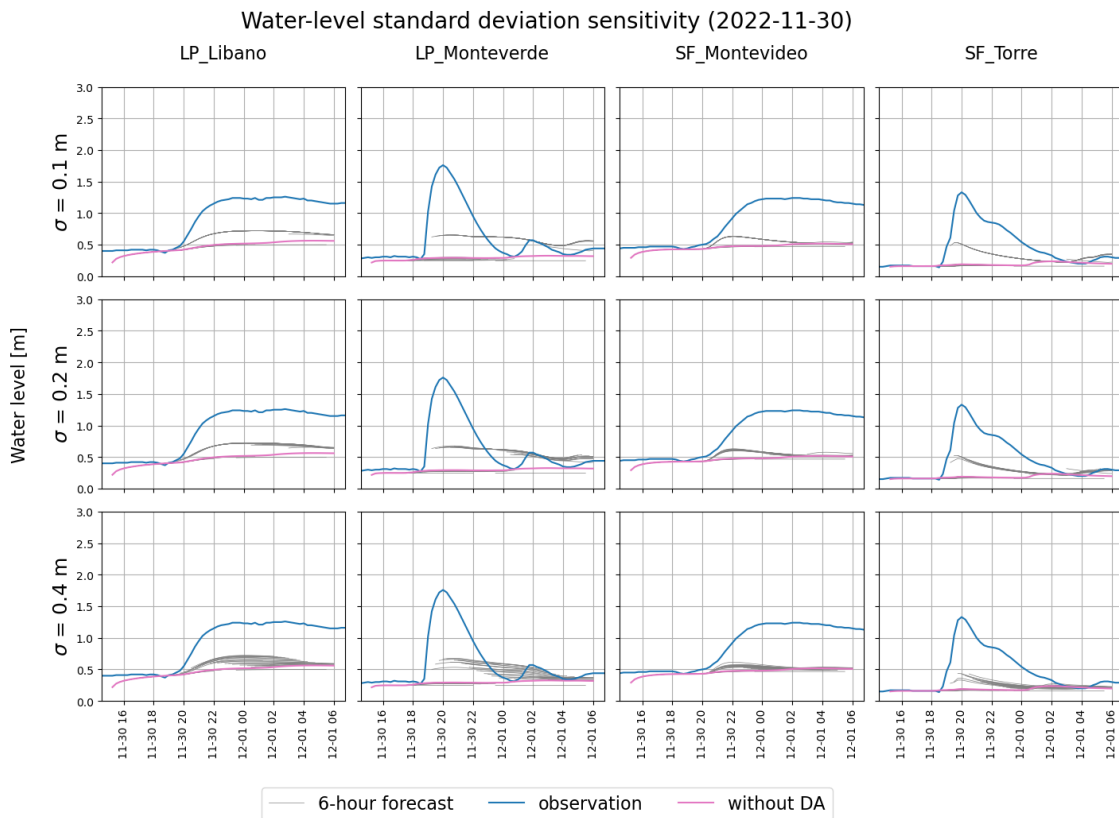


Figura 3.19. Ensayo 3: Resultados.

Dado que durante las primeras horas de la crecida ninguna de las partículas pronosticó niveles similares o superiores a los observados, el ensamble no es capaz de reproducir hidrogramas semejantes a los registrados. De todos modos, se observa que los resultados con asimilación de datos son mejores que el caso base.

3.5.4 Ensayo 4: Noviembre 2022 - SCALE + RRI

3.5.4.1 Esquema de modelación

El esquema adoptado es el mismo que se siguió para el ensayo anterior, esta vez utilizando RRI como MHH.

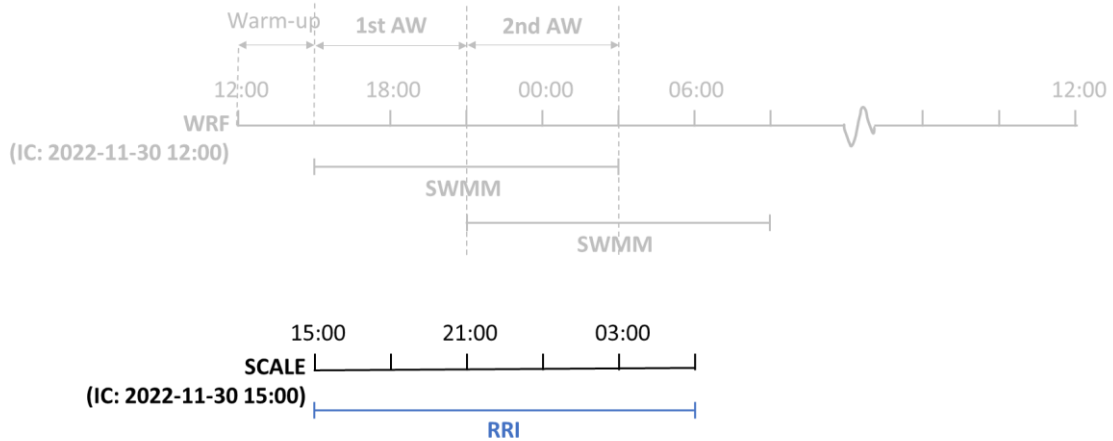


Figura 3.20. Ensayo 4: Esquema de modelación.

3.5.4.2 Resultados (Ensayo 4)

A continuación (Figura 3.21), se presentan los resultados de este último ensayo. Solo se muestran para la sección de San Francisco y av. Montevideo, dado que solo para ese sensor se contaba con la curva HQ calibrada, necesaria para traducir los caudales simulados en niveles.

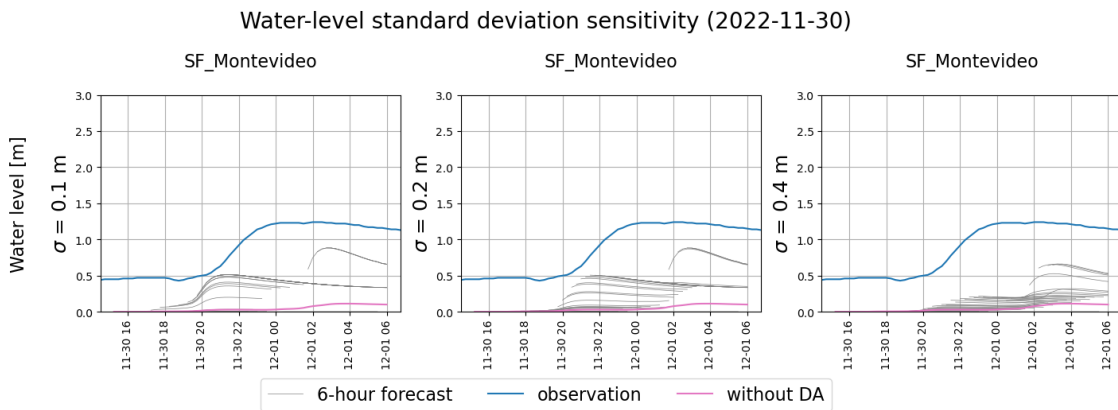


Figura 3.21. Ensayo 4: Resultados.

Al igual que en el ensayo anterior, el MHH no es capaz de reproducir el nivel base dado que la simulación inicia en vacío sin considerar ningún caudal inicial o base, ni tampoco un nivel en la descarga.

4 Conclusiones y próximos pasos

4.1 Trabajo en ICHARM

La imposibilidad de representar adecuadamente el sistema de drenaje impacta en los resultados de las simulaciones del modelo RRI, presentando errores en los niveles pico del orden de 0.5 m y una curva de recesión retardada. A su vez, la manipulación de la topografía considerada en el modelo para poder incorporar de alguna manera los principales arroyos que en la cuenca se encuentran entubados, provoca distorsiones en las salidas del modelo (zonas que se deprimieron para garantizar que el agua superficial se dirija a los entubados, aparecen inundadas cuando en la realidad puede que no sea así). Aun cuando los resultados de la validación no fueron satisfactorios, se observó que la temporalidad de los hidrogramas fue captada correctamente por el modelo, lo cual es valioso a la hora de desarrollar un sistema de alerta temprana.

Por otra parte, el modelo RRI es sumamente eficiente desde el punto de vista computacional. Como valores de referencia, se tiene que, para la simulación de un periodo de tres meses el tiempo de cómputo es de aproximadamente 40 minutos. Esto representa una ventaja significativa en especial si se trabaja con esquemas de pronóstico computacionalmente costosos como lo son los basados en ensambles.

Algunas de las incertidumbres asociadas a las limitaciones relacionadas a la disponibilidad de datos (apartado 2.6.1), que hoy afectan a la performance del modelo, serán reducidas a lo largo de los 5 años de proyecto. En cuanto a los datos observados de precipitación, se va a incorporar información proveniente de productos RQPE (*Radar Quantitive Precipitation Estimation*) y desde el punto de vista hidráulico, se llevarán a adelante aforos y relevamientos de secciones transversales.

Por último, como se mencionó en la sección 2.6.4, la variable de salida en las celdas de modelación 1D es el caudal. Es por eso que resulta necesario contar con curvas HQ calibradas en los puntos de interés para poder obtener niveles para la calibración y validación, y aún más importante, para la explotación del modelo. La determinación de estas curvas no es trivial, especialmente en la cuenca media y baja donde tienen lugar procesos hidrodinámicos como el efecto de remanso y la presurización del flujo. Para ejemplificar, en la **Figura 4.1** se muestra una curva HQ para la sección de Las Piedras y Av. Montevideo, obtenida a partir de una simulación SWMM, la cual se aleja de las formas funcionales con las que se suelen aproximar estas relaciones.

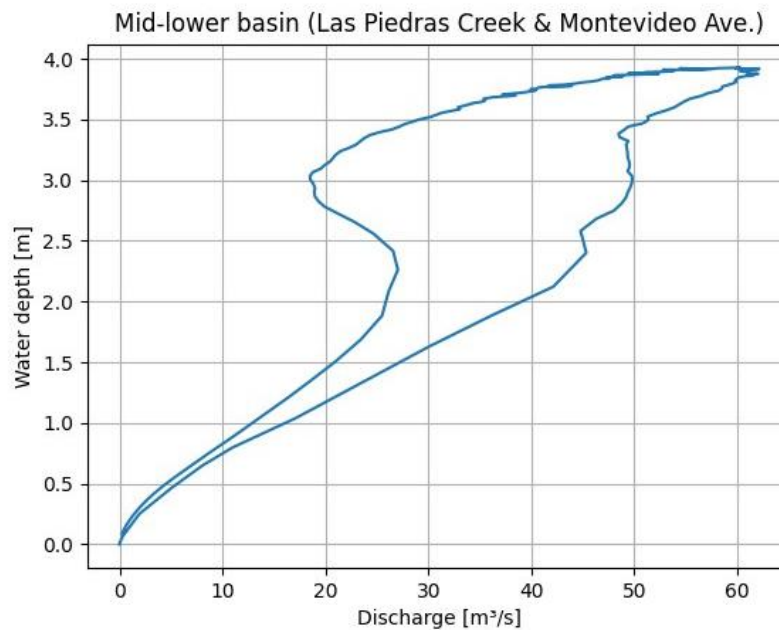


Figura 4.1. Curva HQ para la sección del arroyo Las Piedras en su intersección con la av. Montevideo, obtenida a partir de una simulación SWMM.

Esto constituye una importante ventaja del modelo SWMM, ya que, al resolver las ecuaciones de onda dinámica, permite modelar procesos hidrodinámicos que el RRI no es capaz. A su vez, permite obtener niveles a lo largo de toda la red de drenaje sin necesidad de contar con estimaciones previas de las curvas HQ.

4.2 Trabajo en RIKEN

En este informe se presentaron los primeros pasos hacia un sistema de pronóstico hidrológico basado en ensambles. Los resultados de los ensayos, no siempre satisfactorios, dependen en gran medida de la performance de los modelos meteorológicos e hidrológico-hidráulicos, los cuales van a ser mejorados a lo largo de los 5 años de duración del proyecto. Teniendo en cuenta la bajísima escala con la que se pretende trabajar, la capacidad predictiva de los modelos meteorológicos no siempre es suficiente para reproducir adecuadamente la situación de la cuenca. Por otra parte, hasta el momento los ensayos se desarrollaron utilizando modelos de predicción meteorológica (NWP), en el futuro se contará también con pronósticos generados a partir de técnicas de *nowcasting*.

Si bien el esquema propuesto es computacionalmente costoso por tratarse de un pronóstico basado en ensambles, el esfuerzo computacional se concentra al inicio de cada ventana asimilación. En ese momento se realizan las simulaciones correspondientes para generar las nuevas partículas. Luego, solo queda actualizar los pesos cada vez que se cuenta con nuevos datos disponibles, lo cual no significa gran esfuerzo de cálculo. Al mismo tiempo es necesario lograr una solución de compromiso entre el número de partículas y la exigencia computacional.

En los ensayos se pudo ver que resulta difícil optimizar los pesos de forma que los niveles observados se adapten a los pronosticados en los cuatro sensores disponibles al momento de realizar estos ensayos, afectando no solo las predicciones, sino también el *hotstart* a utilizar en la próxima ventana de asimilación. Como pruebas a futuro, se puede evaluar la estimación de los pesos de forma localizada (por ejemplo, trabajando con distintos sistemas para distintas subcuencas). En este mismo sentido, puede repensarse cuál es la mejor forma de definir el *hotstart* de las nuevas partículas. Como se explicó en la sección 3.3.3, para eso se eligió la *mejor* partícula de modo de maximizar la verosimilitud de todas las observaciones, cuando otra opción superadora podría ser considerar únicamente los datos de nivel y no los de precipitación.

Por otra parte, en estos ensayos fueron asimilados todos los datos de precipitación disponibles en el dominio de los modelos meteorológicos (**Figura 3.3**). Teniendo en cuenta que se busca optimizar el pronóstico en la cuenca, se pueden realizar nuevos ensayos de modo de evaluar si la performance mejora al asimilar solo los datos próximos a la zona de interés.

Por último, el enfoque seguido es uno de los más simples: filtro de partículas SIS considerando observaciones independientes (errores no correlacionados espacial ni temporalmente). Otras versiones de este mismo método y otras técnicas, como por ejemplo Ensemble Transform Kalman Filter (ETKF), deberían ser evaluadas.

4.3 Próximos pasos

A continuación, se detallan los próximos pasos a realizar en el marco de esta investigación:

- Evaluar la posibilidad de encontrar otras estrategias para incluir el sistema de desagües pluviales en el modelo RRI con el fin de mejorar su performance.
- Implementar el sistema de pronóstico por ensambles desarrollado por ICHARM en su versión de prueba para eventos pasados, en la cuenca SSD.
- Diseñar y evaluar combinaciones de estrategias para la generación de partículas (perturbaciones meteorológicas e hidrológicas).
- Generar un modelo subrogado del modelo hidrológico-hidráulico, utilizando SWMM como modelo maestro, y considerando la posibilidad de utilizar las salidas del RRI como variables predictoras adicionales.

Referencias

Elfring, J., Torta, E., Van De Molengraft, R., 2021. Particle filters: A hands-on tutorial. *Sensors*, 21(2), 438.

Kim, G., Kim, H., Zio, E., Heo, G., 2018. Application of particle filtering for prognostics with measurement uncertainty in nuclear power plants. *Nuclear Engineering and Technology*, 50(8), 1314-1323.

Re, M., Kazimierski, L. D., Garcia, P. E., Ortiz, N. E., Lagos, M., 2022. Assessment of crowdsourced social media data and numerical modelling as complementary tools for urban flood mitigation. *Hydrological Sciences Journal*, 67(9), 1295–1308.

Sayama, T., McDonnell, J.J., 2009. A new time-space accounting scheme to predict stream water residence time and hydrograph source components at the watershed scale, *Water Resour. Res.*, 45, W07401.

Sayama, T., Ozawa, G., Kawakami, T., Nabesaka, S., Fukami, K., 2012. Rainfall-Runoff Inundation analysis of the 2010 Pakistan flood in the Kabul River basin, *Hydrological Science Journal*, 57(2), 298-312.

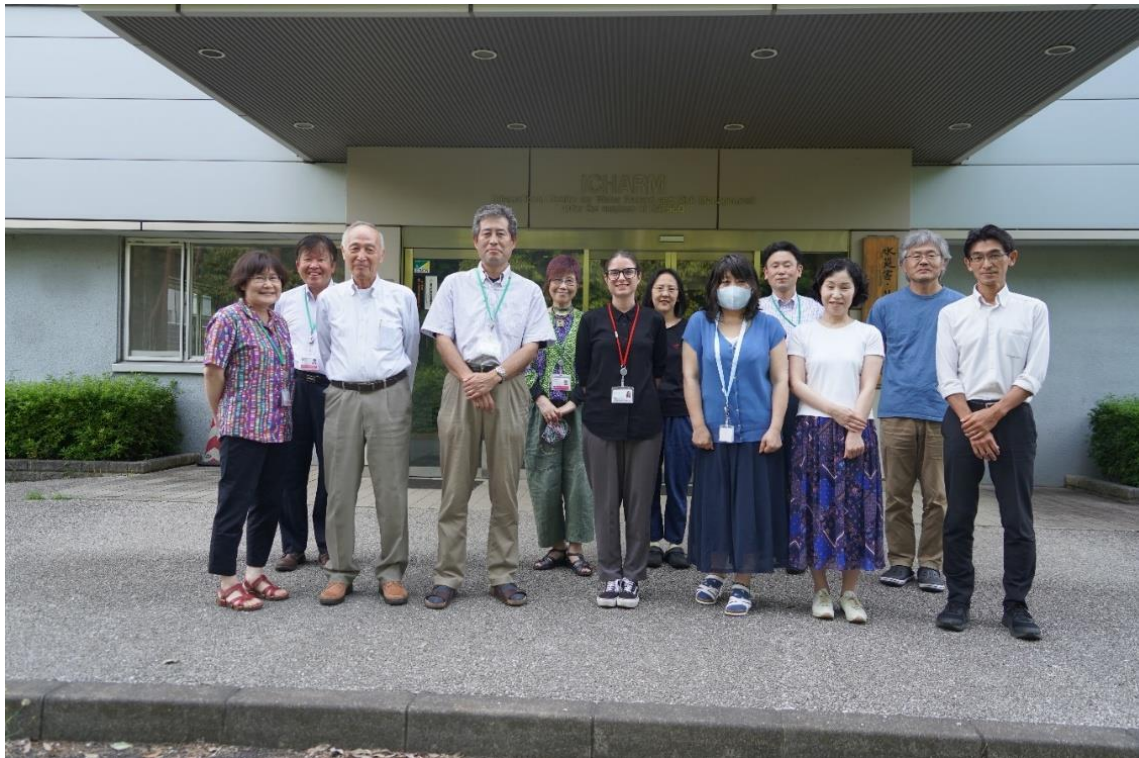
Sayama, T., Tatebe, Y., Tanaka, S., 2015a. An emergency response-type rainfall-runoff- inundation simulation for 2011 Thailand floods, *Journal of Flood Risk Management*, doi:10.1111/jfr3.12147 (in print).

Sayama, T., Tatebe, Y., Iwami, Y., Tanaka, S., 2015b. Hydrologic sensitivity of flood runoff and inundation: 2011 Thailand floods in the Chao Phraya River basin, *Nat. Hazards Earth Syst. Sci.*, 15, pp. 1617-1630, doi:10.5194/nhess-15-1617-2015.

Anexo fotográfico

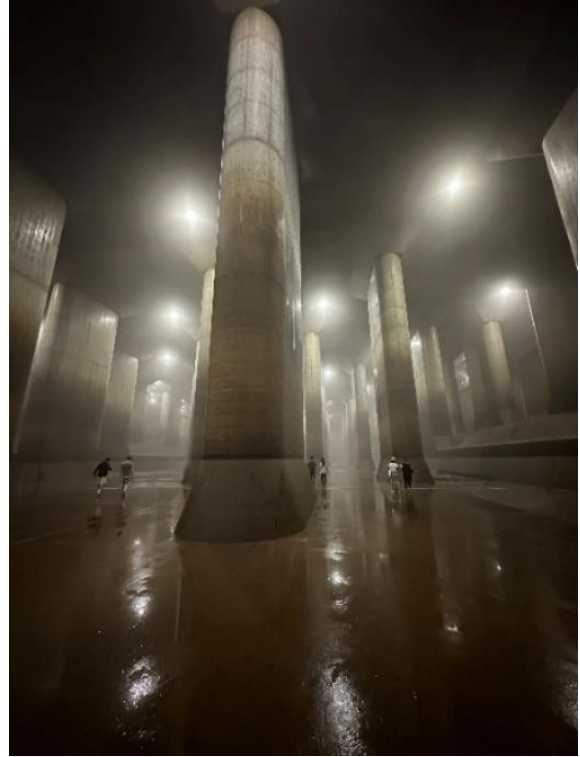
A. Estadía en ICHARM

Parte del equipo de trabajo en ICHARM



Visita al Metropolitan Area Outer Underground Discharge Channel (Saitama) junto al Dr. Ushiyama



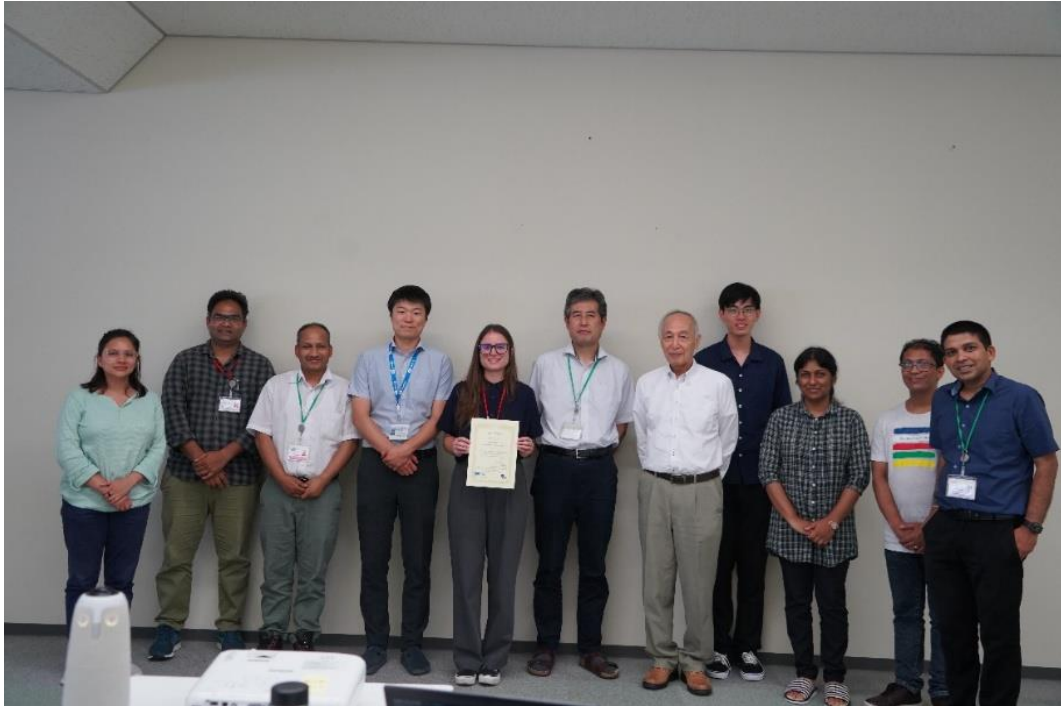




Presentación final en ICHARM

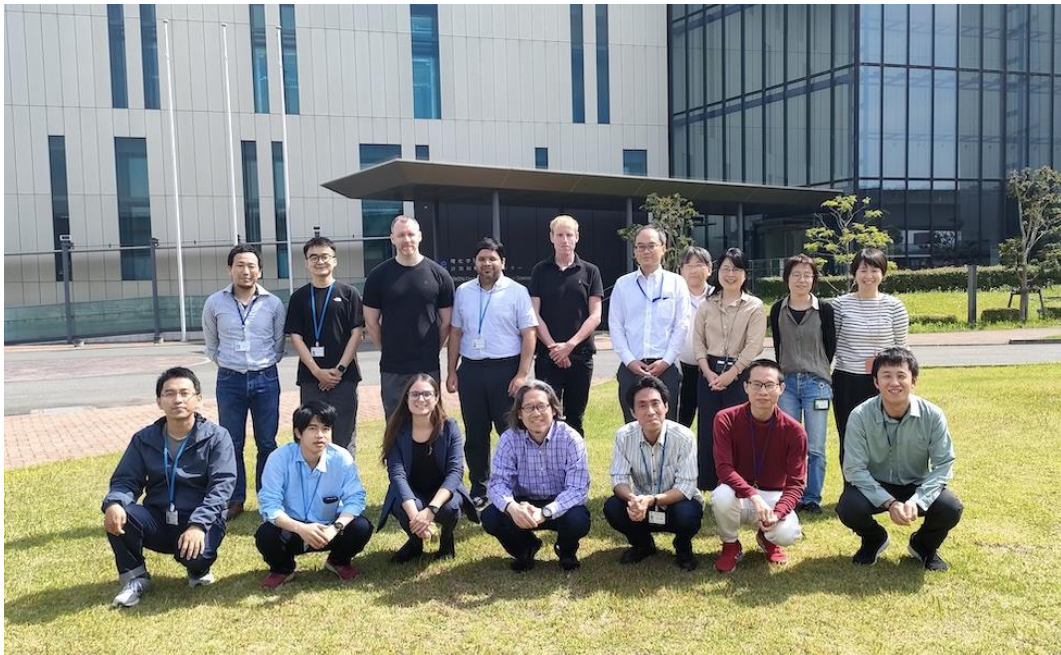






B. Estadía en RIKEN

Equipo de Investigación en Asimilación de Datos



Visita a la supercomputadora Fugaku

