

DOI: 10.24850/j-tyca-2022-04-03

Artículos

Metodología para calibración/validación de modelos determinísticos en cuencas hidrográficas

Methodology for calibration/validation of deterministic models in the catchment

Edwin Arley Toledo-Cubillos¹, ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-1391-3215>

Alberto Galvis-Castaño², ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-4158-1919>

¹Instituto Cinara, Facultad de Ingeniería, Universidad del Valle, Cali, Colombia, edwin.toledo@correounivalle.edu.co

²Instituto Cinara, Facultad de Ingeniería, Universidad del Valle, Cali, Colombia, alberto.galvis@correounivalle.edu.co

Autor para correspondencia: Edwin Arley Toledo-Cubillos, edwin.toledo@correounivalle.edu.co



Resumen

Para mejorar las predicciones de un modelo hidrológico determinístico se requiere calibrar y validar el modelo de tal forma que se pueda utilizar para predecir el comportamiento del sistema de manera confiable para diferentes condiciones. Este artículo presenta la implementación de una metodología de calibración/validación de modelos hidrológicos determinísticos, considerando tres bloques: 1) creación y generación de intensidades de precipitación y parámetros aleatorios a utilizar para obtener los flujos simulados, los cuales se almacenan en un administrador de base de datos; 2) los parámetros obtenidos en el bloque inicial se agrupan para obtener las frecuencias de intervalo; 3) el bloque correspondiente a la combinación de las frecuencias de intervalo de los parámetros más influyentes para obtener la mejor combinación. La metodología desarrollada se evaluó mediante su aplicación en tres subcuencas del río Meléndez, en Cali, Colombia. Se utilizaron más de 40 eventos de lluvia en cada caso y se aplicó el modelo SWMM para simular los flujos observados. Se usaron los coeficientes de determinación de Nash-Sutcliffe para evaluar el proceso de calibración/validación. Los valores obtenidos fueron superiores a 0.70 para tres eventos en las tres subcuencas. Se evidenció que es posible encontrar un conjunto de parámetros factibles que se ajusten a los diferentes eventos evaluados.

Palabras clave: calibración-validación, modelación determinística, modelo SWMM.

Abstract

To improve the predictions of a deterministic hydrological model, it is necessary to calibrate and validate the model so that it can be used to predict the system's behavior reliably for different conditions. This article presents the implementation of a methodology for calibration/validation deterministic hydrological models. Three blocks were considered: 1) creation and generation of precipitation intensities and random parameters to be used to obtain the simulated flows, which were stored in a database administrator; 2) the parameters obtained in block 1, are grouped to obtain the interval frequencies; 3) combination of the interval frequencies of the most influential parameters, to obtain the best combination. The methodology developed was applied to three sub-basins of the Meléndez River, in Cali, Colombia. We used more than 40 rain events in each case, and we applied the Storm Water Management Model (SWMM) to simulate the flow. The Nash-Sutcliffe determination coefficients were used to evaluate the calibration/validation process. The values obtained were more significant 0.70 for three events in the three

sub-basins. It was evidenced that it is possible to find a set of feasible parameters that adjust to the different events evaluated.

Keywords: Calibration-validation, deterministic modeling, SWMM model.

Recibido: 12/06/2019

Aceptado: 20/03/2021

Introducción

Los modelos hidrológicos determinísticos contienen dentro de sus componentes parámetros que se deben ajustar al lugar específico que se esté evaluando, comparando las observaciones con respecto a los resultados obtenidos del modelo, lo que se define como calibración, para posteriormente evaluar la confianza de los resultados, es decir, el rendimiento de éste, lo que llamamos validación. Estos procesos son indispensables para las decisiones que se tomen con respecto a la



utilización de dichas herramientas, ya que ayudan a mitigar la incertidumbre.

Los parámetros representan las características intrínsecas del sistema y que el usuario especifica como externa al modelo; pueden ser de dos tipos: aquellos destinados a reflejar las características específicas de la dinámica de un proceso y los destinados a reflejar las características específicas de un lugar donde se está aplicando el modelo (Beven, 2009); estos últimos son los parámetros de calibración.

Los valores de los parámetros en teoría se pueden determinar algunas veces mediante mediciones directas realizadas en el lugar de estudio. Sin embargo, los parámetros son representaciones conceptuales de cuencas abstractas y deben determinarse indirectamente a través de un proceso de calibración (Gupta, Sorooshian, & Yapo, 1998). Es decir, que los parámetros de calibración determinan directamente la confiabilidad, exactitud y previsiones del modelo (Zhang, Wang, & Meng, 2015).

Algunos investigadores en la calibración de modelos hidrológicos se han enfocado en encontrar el algoritmo de calibración “perfecto” (Vrugt & Robinson, 2007), mientras que otros investigadores se han dedicado a la mejor elección de la función objetivo (Reichert & Schuwirth, 2012). Aunque son procesos de optimización que se especializan en encontrar

los parámetros óptimos, se enfrentan a un problema fundamental, como lo sostiene Beven (2009), al argumentar que los conjuntos de parámetros óptimos no siempre son los mejores o únicos cuando se utilizan nuevas medidas de rendimiento o periodos de predicciones, lo que agravaría la situación al tratar de encontrar un único conjunto de parámetros "óptimo" que evite la consideración de otros conjuntos de parámetros factibles (Gupta *et al.*, 1998). Esto se debe principalmente a la ambigüedad de los parámetros, que se conoce como "Equifinalidad", o por errores estructurales del modelo, como lo sostienen Wagener, Wheeler y Gupta (2004). Sin embargo, si algunos parámetros físicos, como área, ancho y pendiente no pueden ser identificados de manera única, entonces no pueden estar vinculados de forma determinista con las características físicas de la subcuenca (Wheeler, McIntyre, & Wagener, 2008), lo que implicaría que los modelos no se podrían utilizar para hacer predicciones, que es uno de sus principales objetivos; esto, teniendo en cuenta que los valores de algunos parámetros no son necesariamente constantes, como la infiltración y la evaporación, ya que varían según el espacio y/o tiempo.

Calibración no es sólo la búsqueda del mejor conjunto de parámetros, también corresponde a la búsqueda de una distribución de parámetros probables del modelo. Las técnicas y métodos de la estimación probabilística se desarrollan para hallar una distribución de probabilidad conjunta de los parámetros. En el procedimiento, la

estimación de los parámetros no se realiza en un solo punto sino con descripciones probabilísticas de incertidumbre sobre el dominio del parámetro (Chu, Gao, & Sorooshian, 2010), por ello se utiliza una función de verosimilitud. Dentro de estos métodos encontramos la metodología *Generalized Likelihood Uncertainty Estimation* (GLUE) de Beven y Binley (1992), uno de los métodos más utilizados en el proceso de calibración y cuantificación de la incertidumbre en los modelos hidrológicos determinísticos debido a su simplicidad conceptual, relativa facilidad de implementación, uso y capacidad para manejar diferentes estructuras de error y modelos sin grandes modificaciones al método mismo. Sin embargo, el método ha sido cuestionado en la literatura debido a que las distribuciones de parámetros derivadas de GLUE y los límites son subjetivos, y no tiene un significado estadístico claro, además de que objeta la idea de una solución única, es decir, se espera que muchos conjuntos de parámetros puedan ser igualmente buenos en la predicción de las observaciones (Blasone *et al.*, 2008).

El no poder encontrar parámetros de calibración que se ajusten a las diferentes condiciones o escenarios que se puedan presentar en una subcuenca se debe a varios factores: 1) la poca disponibilidad de datos y la calidad de éstos (Kleidorfer, Möderl, Fach, & Rauch, 2009); 2) las metodologías y técnicas existentes de calibración se limitan a una unidad en la integración de múltiples eventos (Dayaratne & Perera, 2004;

Shinma & Reis, 2014); 3) la falta de eficiencia al caracterizar la superficie de respuesta en el espacio modelo (Beven, 2009); 4) el empleo de las funciones objetivo como medida de rendimiento del modelo, para poder orientar y aceptar la parada de búsqueda de los parámetros, ya que puede influenciar en la distribución de los mismos (magnitud y forma) (Deletic *et al.*, 2012), y 5) el alto consumo de recursos computacionales y de tiempo.

El objetivo del presente trabajo es implementar una metodología de calibración/validación en un modelo determinístico de cuencas hidrográficas, considerando el componente de cantidad con base en tres principios básicos que componen la metodología para poder encontrar parámetros de calibración que se ajusten a diferentes escenarios evaluados. El primer fundamento es el uso de un gestor de base de datos, esto es, un administrador de un conjunto de datos que se encuentran almacenados y que tienen características similares. El segundo principio es el empleo de tablas de distribuciones de frecuencias para describir numéricamente la forma y composición del conjunto de datos agrupados a través de intervalos. El tercer principio es la combinación de los intervalos para hallar conjuntos de datos en un orden no especificado. La metodología se evaluó en tres subcuencas del río Meléndez, localizada en Cali, Colombia. Se utilizó el modelo determinístico hidrológico *Storm Water Management Model (SWMM)*, para la obtención de los hidrogramas

que se usaron como caudales “observados”. Después de la creación de algunos parámetros hipotéticos y el uso de más de 40 registros de lluvias obtenidas de la zona.

Metodología

El desarrollo de la metodología de calibración/validación en modelos hidrológicos determinísticos se basó en tres bloques que componen los tres principios de la metodología (ver Figura 1).

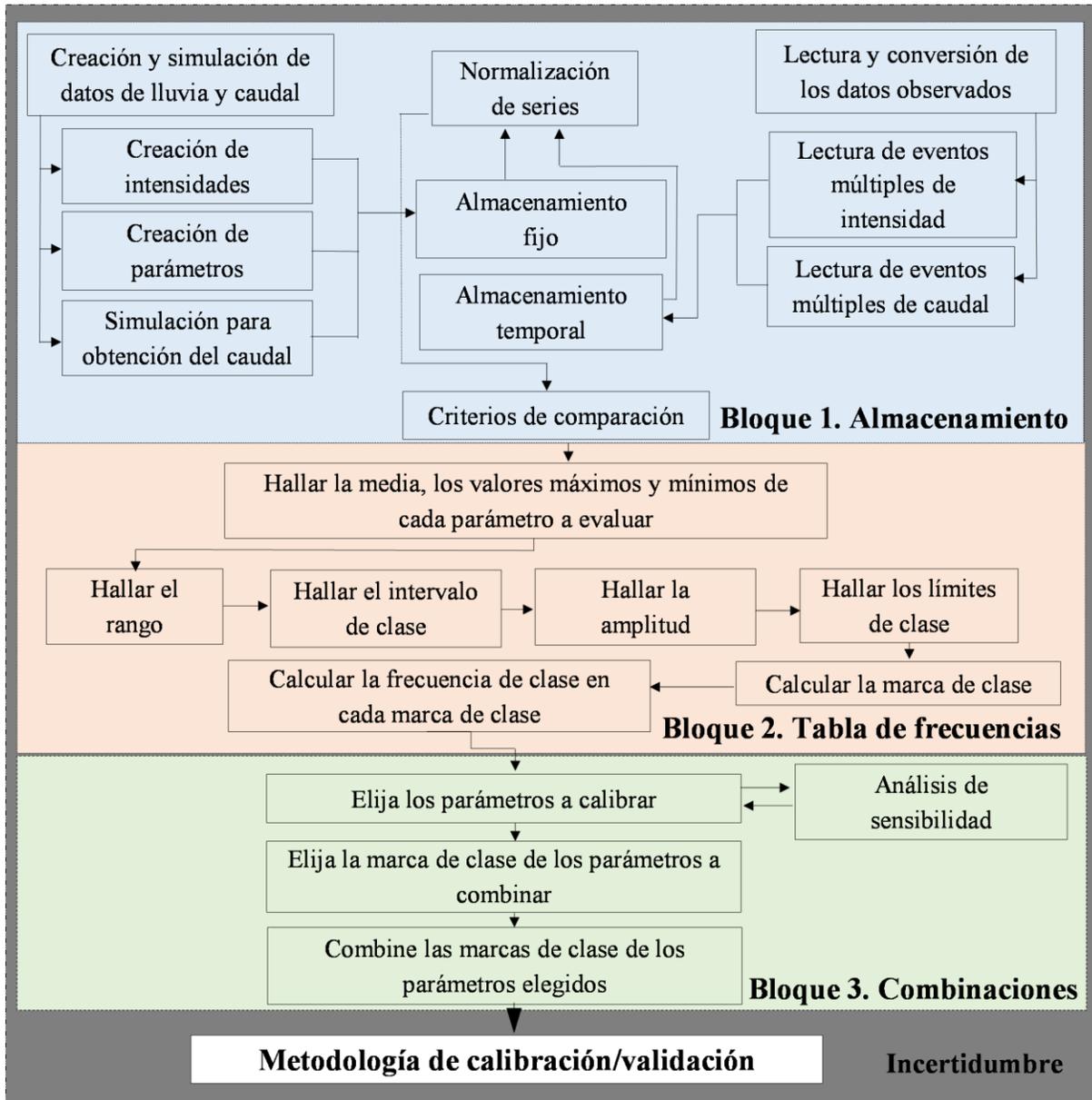


Figura 1. Esquema general de la metodología de calibración/validación.

Primer bloque. Series normalizados y almacenamiento

El primer bloque consistió en utilizar un gestor de base de datos como *MariaDB* y un modelo hidrológico determinístico como *Storm Water Management Model* (SWMM). El modelo se usó para obtener los flujos o caudales simulados después de simular miles de eventos de intensidad de precipitación, y parámetros de calibración que se crearon de forma aleatoria, donde posteriormente se almacenó toda la información obtenida e ingresada al modelo, como las series de intensidad de precipitación, parámetros e hidrogramas.

El empleo de un gestor de base de datos ayudó a mapear y caracterizar toda la superficie de respuesta del modelo en una subcuenca, pues permitió almacenar toda la información de las respectivas corridas que se realizaron al modelo, para posteriormente asociarlos con los valores de series de caudales observados. También ayudó a que el proceso de la búsqueda de las respectivas series fuera lo más eficiente y óptimo.



Cabe destacar que el proceso aplica sólo para modelos determinísticos, ya que representa una “realidad” de forma simplificada, expresada matemáticamente, donde busca simular las condiciones reales a través de las relaciones causas y efectos; los hidrogramas serían los respectivos efectos y los parámetros corresponderían a las causas.

El primer paso consistió en crear y delimitar los parámetros con valores máximos y mínimos que pueden tomar en una subcuenca, teniendo en cuenta valores físicos reales que se pueden presentar en el área. En este paso se requiere un conocimiento previo de la zona de estudio.

En la Tabla 1 se presentan los valores mínimos y máximos de los parámetros a calibrar que pueden tomar las subcuencas del río Meléndez. Los valores se obtuvieron del conocimiento previo de la zona; del conocimiento de las cuencas con características morfológicas similares, y de referencias bibliográficas. La Tabla 1 también presenta las respectivas ecuaciones utilizadas para la creación aleatoria de los parámetros de calibración, donde σ es un valor aleatorio entre 0 y 1.

Tabla 1. Valores mínimos y máximos considerados para los parámetros a calibrar del modelo SWMM en las tres subcuencas del río Meléndez.

Parámetros subcuena	Valor Mínimo	Valor Máximo	Unidades	Ecuación
Ancho de la cuenca (A_w)	0	1 549	m	$A_w = \text{área}/L_a$ (1)
Pendiente de la cuenca ($Slope$)	0	100	%	$Slope = \sigma * 100$ (2)
Porcentaje de área impermeable de la cuenca ($\% Imperv$)	0	100	%	$\% Imperv = \sigma * 100$ (3)
Rugosidad de la zona impermeable ($N-imper$) ^a	0.01	0.02	---	$N-Imper = (\sigma * 0.01) + 0.01$ (4)
Rugosidad de la zona permeable ($N-Perv$) ^a	0.021	0.8	---	$N-Perv = (\sigma * 0.779) + 0.021$ (5)
Profundidad de almacenamiento para zonas impermeables ($S-Imperv$) ^b	0	50	mm	$S-Imperv = \sigma * 50$ (6)
Profundidad de almacenamiento para zonas permeables ($S-Perv$) ^b	0	150	mm	$S-Perv = \sigma * 150$ (7)
Porcentaje del área impermeable que no presenta almacenamiento en depresión ($PctZero$)	0	100	%	$PctZero = \sigma * 100$ (8)

Tasa mínima de infiltración en la curva de Horton (<i>MinRate</i>) ^c	0	200	mm/h	$MinRate = \sigma * 200$ (9)
Tasa máxima de infiltración en la curva de Horton (<i>MaxRate</i>) ^c	10	450	mm/h	$MaxRate = (\sigma * 440) + 10$ (10)
Constante de decaimiento del índice de infiltración para la curva de Horton (<i>Decay</i>) ^c	0	32	1/h	$Decay = \sigma * 32$ (11)

Fuente: a) (Crawford & Linsley, 1966); b) (Gómez, 2007); c) (Pitt, Lantrip, Harrison, Henry, & Xue, 1999; Rossman, 2005).

El modelo SWMM representa la subcuenca como un rectángulo, donde el área es igual al producto de largo por ancho (Rossman, 2005). En la ecuación, A_w es el ancho y L_a es el largo. Para el presente el ancho máximo que puede alcanzar una subcuenca es de 1 549 m, que corresponde a la raíz cuadrada de 2 400 000 m² (240 ha) de área, que es la máxima que se asignó para una subcuenca.

El proceso continuó con la creación de las series de intensidad de precipitación, para ello se delimitó el número de datos que compone una serie de intensidad. En esta investigación se utilizó un rango entre 6 y 25

registros para la conformación de una serie. Por otro lado, fue necesario determinar los respectivos valores máximos que podría alcanzar cada dato, según su respectiva distribución temporal. Es decir, que cada valor que conforma la serie de intensidad puede ser un dato de intensidad máximo, como se presenta en la Ecuación (12), donde σ es un valor aleatorio entre 0 y 1, y la variable *Intmax* es la intensidad máxima para cada intervalo de tiempo, que viene dada por el modelador según los registros históricos de las estaciones meteorológicas para las cuales se tuvo información. En las subcuencas del río Meléndez se encontraron valores máximos históricos de 50 mm/h (CVC, 2015) para intervalos de 10 minutos.

$$\text{Intensidad}=(\sigma*\text{Intmax}) \quad (12)$$

La creación de un conjunto de parámetros de calibración crea igualmente una serie de intensidad, para después obtener unos caudales simulados en el modelo SWMM. Todo lo anterior se almacenó de forma permanente en el gestor de base de datos, donde se convirtieron en series normalizadas (Figura 1), excepto los parámetros de calibración. Cada valor de una serie de intensidad de precipitación y los respectivos hidrogramas obtenidos del modelo se procedió a dividirlos por el número

mayor encontrado en su serie, lo que tendría diferentes grupos de números decimales, y uno entero entre rangos de 0 y 1, lo cual definimos como códigos normalizados o normalización de la serie. La normalización se realizó con el fin de facilitar la búsqueda del caudal en la base de datos, ya que se puede representar la forma de un hidrograma con números que estén a la misma escala, es decir, normalizados. Las series normalizadas de la intensidad y caudales también se almacenaron de modo permanente en el gestor de la base de datos.

En el gestor de base de datos *MariaDB* se obtuvieron cinco series almacenadas de forma permanente, que fueron: la intensidad de precipitación, caudales simulados, conjuntos de parámetros y las respectivas series normalizadas tanto de intensidad como de caudales simulados. Al conjunto de las cinco series almacenadas se les llamó “una corrida”, que se identificaba con un número único en el gestor de la base de datos, con el objetivo de que cuando se realizaran las respectivas comparaciones de los caudales observados y simulados se pudiera identificar qué parámetros están asociados con ese hidrograma. Para las subcuencas estudiadas se utilizaron 60 000 corridas, es decir, 60 000 conjuntos y series creadas aleatoriamente de parámetros a calibrar, e intensidades de precipitaciones, respectivamente; 60 000 series de caudales obtenidos en el modelo SWMM, y 60 000 series normalizadas tanto para las intensidades como de caudales.

El proceso de conversión de normalización de series se repitió para las series observadas tanto de intensidad como de caudales, pero con la diferencia de que se almacenaron de forma temporal y externa a la base de datos. En este caso fue en la memoria de acceso aleatorio o RAM (*Random Access Memory*) de la computadora.

Las series “observadas” de caudales correspondieron en este estudio a los hidrogramas obtenidos en el modelo SWMM, después de haber ingresado más de 40 eventos de series de intensidad de precipitación que se tenían de información de la zona para las tres subcuencas estudiadas.

El siguiente paso consistió en hallar o encontrar las series de los hidrogramas normalizados, creados aleatoriamente, simulados y almacenados en el gestor de la base de datos, que se asemejan o se parezcan a las series de los hidrogramas normalizados observados y almacenados temporalmente. Para ello se utilizaron dos criterios de búsqueda o filtros.

El primer criterio consistió en asignar un porcentaje de error a las series normalizadas de los hidrogramas simulados y almacenados en el gestor de base de datos con relación a todas las series normalizadas de los hidrogramas observados. Es decir, que una serie normalizada de un hidrograma simulado y almacenado permanentemente está formado por

datos (para el presente estudio, de 6 a 25 datos); cada dato no debe ser inferior o superior al porcentaje de error de búsqueda.

El segundo criterio consistió en permitir un número de errores en los datos que conforman la serie de los hidrogramas simulados y almacenados en la base de datos con relación al primer filtro. Las series normalizadas de un hidrograma que esté almacenado en la base de datos puede tener datos que salen del rango asignado de búsqueda en el primer filtro, por lo cual se permitió una cantidad de errores en los datos que conforman los hidrogramas almacenados. Para este estudio se utilizó para el primer filtro un porcentaje de error del 10 %; para el segundo filtro, el número de errores permitidos correspondió a dos.

Segundo bloque. Aplicación de distribuciones de frecuencia

En el segundo bloque se aplicaron tablas o distribuciones de frecuencia al conjunto de parámetros de calibración que conformaban las series normalizadas de los hidrogramas simulados y almacenados en el gestor



de la base de datos. Estas series pasaron los criterios de búsqueda en el bloque 1 después del proceso de comparación de los hidrogramas normalizados tanto simulados como observados.

Después de los resultados obtenidos del bloque 1, cada parámetro en específico de calibración contendrá diferentes valores, según las soluciones obtenidas de la base de datos para todos los eventos evaluados. Este hecho implicaría una incertidumbre paramétrica: no poder encontrar un valor único que se ajuste a todos los eventos evaluados. Sin embargo, al encontrar diferentes valores de algún parámetro en específico, y que se puedan agrupar en un solo valor único, y que tenga una frecuencia de repetición se traduce en una validación.

El uso de las tablas de distribución de frecuencia en los conjuntos de parámetros de calibración se realizó con el fin de poder agrupar, condensar y sintetizar todos los valores de los parámetros de calibración obtenidos en el bloque 1. Los pasos fueron los siguientes: 1) el conjunto de los parámetros de calibración obtenidos de la base de datos después de la comparación se organizó para hallar la media, los valores máximos y mínimos en cada parámetro; 2) se halló el rango; 3) se definió el intervalo de clase; 4) se halló la amplitud; 5) se definieron los límites de clase; 6) se calculó la marca de clase, y 7) se calculó la frecuencia de clase en cada marca de clase.

Tercer bloque. Combinación de la marca de clase de los parámetros más influyentes

En el tercer bloque se combinaron y evaluaron las marcas de clases de los parámetros de calibración obtenidos en el bloque 2. Es recomendable combinar y evaluar sólo los parámetros más sensibles, los que representan una mayor tasa de cambio en los caudales al variarlos, para que el proceso de calibración/validación sea más eficiente en cuanto al recurso computacional. Los restantes parámetros, que no se combinan ni evalúan, se obtuvieron de un promedio de la tabla de frecuencias o del conocimiento del modelador.

El número de combinaciones de las marcas de clases de los parámetros a calibrar se puede describir matemáticamente según la Ecuación (13):

$$C = F^P \quad (13)$$

Donde:

C = número de combinaciones.

F = número de marcas de clases a evaluar en cada parámetro.

P = parámetros a calibrar.

La Ecuación (13) se utiliza siempre y cuando se tengan las mismas opciones de marca de clase en los parámetros evaluados; de lo contrario, se utiliza la siguiente ecuación:

$$C = \prod_{k=1}^n F_k \quad (14)$$

Donde:

F_k = posibilidades del parámetro a calibrar.

Con las combinaciones obtenidas de las marcas de clases de los parámetros a calibrar se evaluaron una por una, para cuatro eventos al azar en cada subcuenca. La evaluación se hizo con el objetivo de observar

qué combinación de parámetros se ajustaba mejor a los caudales observados. Para ello, se utilizó una función objetivo como medida de comparación. La función objetivo utilizada correspondió al coeficiente de determinación de Nash-Sutcliffe (Nash & Sutcliffe, 1970), que mide cuánto de la variabilidad de las observaciones es explicada por la simulación, donde valores cercanos a 1 representan un mejor ajuste.

Los pasos para el desarrollo del bloque 3 fueron los siguientes: (1) se eligieron los parámetros más sensible, para el modelo SWMM, que según autores como Rossman y Huber (2015), corresponde a la profundidad de almacenamiento para zonas impermeables, porcentaje de impermeabilidad, porcentaje del área impermeable que no presenta almacenamiento en depresión, el ancho y la pendiente; (2) se eligieron las marcas de clases de los parámetros más sensibles que se combinaron y que pueden corresponder al mayor número de frecuencia; (3) se combinaron las diferentes marcas de clases de los parámetros que se eligieron en el paso 1; (4) para los parámetros que no se eligieron como sensibles o influyentes se tomaron valores como un promedio o un valor predeterminado según la experiencia o conocimiento del área.

Los tres bloques están dentro un marco de incertidumbre (ver Figura 1), pues siempre está presente en cualquier proceso de la modelación y se origina en una amplia gama de fuentes, desde la

formulación del modelo hasta la recopilación de datos que se utilizan para la calibración y validación (Deletic *et al.*, 2012).

Implementación de la nueva metodología

Para evaluar la metodología de calibración/validación desarrollada se tomaron tres subcuencas del río Meléndez ubicados en Cali, Colombia (Figura 2). Las subcuencas 2 y 3 corresponden a zona rural donde se presentan pendientes entre el 15 y 50 %, asentamientos de población y existe alguna actividad agrícola a pequeña escala. La subcuenca 1 en su totalidad es urbana, y comprende pendientes entre 5 y 15 % (Univalle & Dagma, 2004).

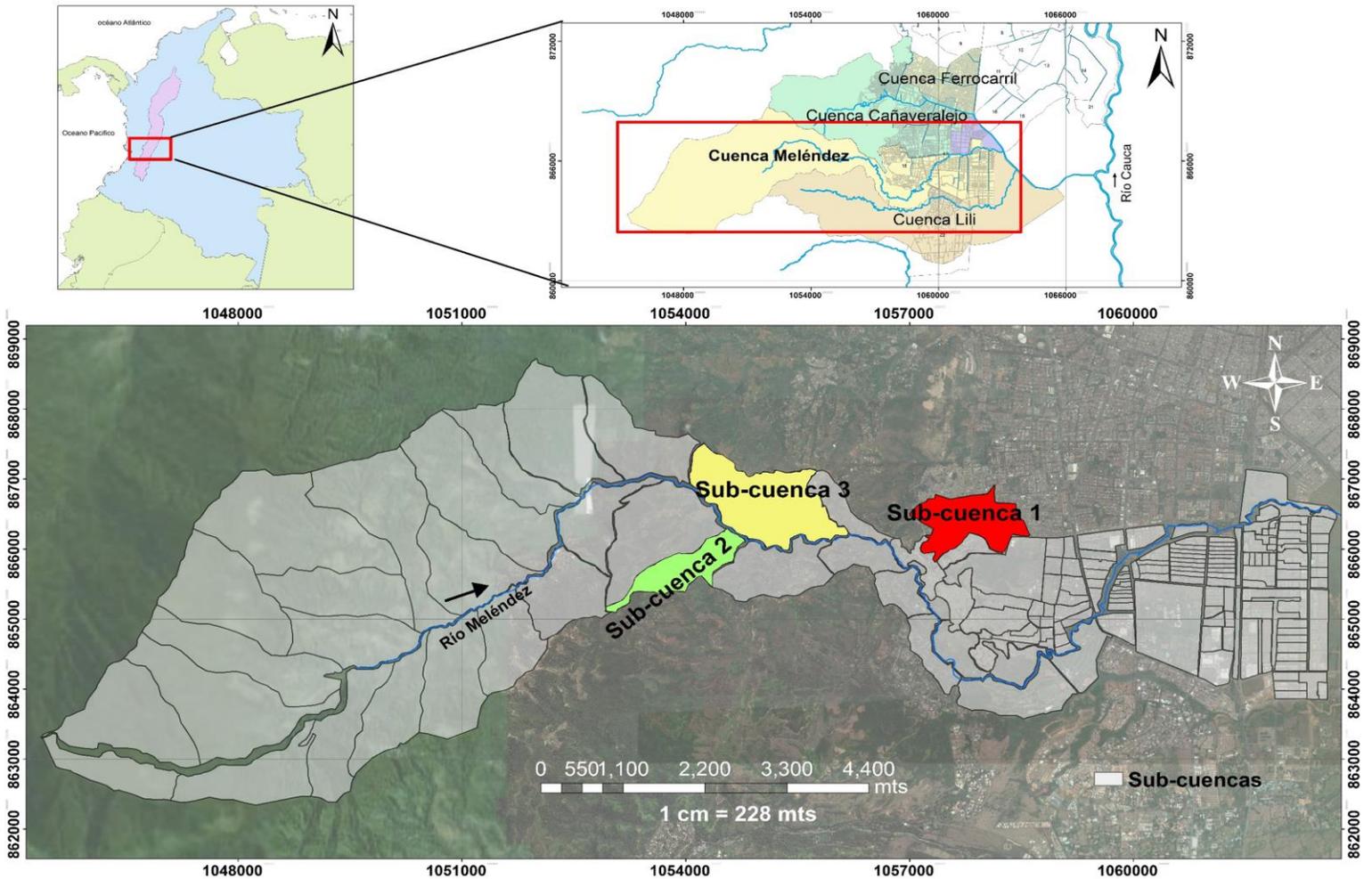


Figura 2. Localización de las tres subcuencas de estudio en el río Meléndez, Cali, Colombia.

Se crearon algunos parámetros hipotéticos en el modelo SWMM 5.1 (ver Tabla 2), a excepción del área, pendiente y ancho (se tenía la respectiva información de campo). Los respectivos hidrogramas se obtuvieron después de ingresar 45 series de intensidades de precipitación observados (CVC, 2015) para la subcuena 1, y 50 series para la subcuencas 2 y 3, respectivamente; se lograron 45 series de caudales simulados en la subcuena 1, y 50 series para la subcuencas 2 y 3, que corresponden, en este estudio, a los caudales “observados”.

Tabla 2. Valores iniciales de los parámetros de calibración del modelo SWMM para las subcuencas del río Meléndez considerados en el estudio.

Parámetros	Subcuena 1	Subcuena 2	Subcuena 3
Área- <i>ha</i>	90.2	60	180
Ancho (<i>Width</i>) <i>m</i>	1 315	600	1 400
Pendiente (<i>Slope</i>) %	15	35.5	50
Porcentaje de área impermeable de la cuenca (% <i>Imperv</i>) % *	80	40	35
Coefficiente de rugosidad de la zona impermeable (<i>N-imper</i>)*	0.016	0.015	0.018

Coefficiente de rugosidad de la zona permeable ($N\text{-Perv}$) *	0.25	0.4	0.5
Profundidad de almacenamiento para zonas impermeables ($S\text{-Imperv}$) mm^*	10	6	15
Profundidad de almacenamiento para zonas permeables ($S\text{-Perv}$) mm^*	20	30	35
Porcentaje del área impermeable que no presenta almacenamiento en depresión ($PctZero$) %*	25	5	12
Tasa máxima de infiltración en la curva de Horton ($MaxRate$) mm/h^*	80	150	200
Tasa mínima de infiltración en la curva de Horton ($MinRate$) mm/h^*	50	70	80
Constante de decaimiento en la curva de Horton ($Decay$) $1/h^*$	7	7	10

* Parámetros creados hipotéticamente en las subcuencas.

Resultados



Para el primer bloque, específicamente después de los dos filtros, se encontraron en la base de datos 34, 69 y 19 hidrogramas normalizados para las subcuencas 1, 2 y 3, respectivamente, donde cada hidrograma normalizado está asociado con un conjunto de parámetros de calibración.

Para el segundo bloque se calculó la media aritmética, el máximo y mínimo, rango, intervalo y amplitud para cada parámetro de calibración, como se observa en la Tabla 3, para posteriormente crear la tabla de frecuencias, como se visualiza en la Tabla 4, donde se presentan cuatro parámetros de los cinco elegidos a combinar.

Tabla 3. Resultados de indicadores de los parámetros de calibración para las subcuencas del río Meléndez.

Indicador	Width (m)	Slope (%)	% Imperv (%)	N-imperv	N_Perv	S-Imperv (mm)	S-Perv (mm)	PctZero (%)	MaxRate (mm/h)	MinRate (mm/h)	Decay (1/h)
Subcuenca 1											
Media	814.3	9.40	66.4	0.015	0.46	25	75.3	51.2	194.3	78.5	16.66
Máximo	1 528.2	40.41	99.9	0.020	0.78	48.7	150	97	447.1	195.7	31.52
Mínimo	81	0.15	6.3	0.010	0.07	1.3	2.6	5.7	21.5	3.7	0.08

Rango	1 447.2	40.26	93.6	0.010	0.70	47.4	147.4	91.3	425.6	192.0	31.45
Intervalo	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6
Amplitud	241.2	6.71	15.6	0.002	0.12	7.9	24.6	15.2	70.9	32.0	5.24
Subcuenca 2											
Media	861.4	33.275	69.2	0.016	0.41	24	68.8	49.87	202.6	74.3	15.47
Máximo	1 584.7	98.713	99.9	0.020	0.8	49.8	147.4	97.90	435.4	186.4	30.85
Mínimo	107	0.006	5.4	0.010	0.02	0.8	1	0.14	13.7	4.8	0.72
Rango	1 477.7	98.704	94.5	0.009	0.77	49.1	146.4	97.76	421.6	181.7	30.13
Intervalo	7	7	7	7	7	7	7	7	7	7	7
Amplitud	211.1	14.101	13.5	0.001	0.11	7	20.9	13.97	60.2	26.0	4.30
Subcuenca 3											
Media	799	44.9	73.1	0.016	0.37	16.7	74.97	46.26	259.6	90.9	17.9
Máximo	1 543	90.5	99.2	0.019	0.77	40.7	142.88	85.28	444.8	192.6	32.0
Mínimo	113	6	36.7	0.011	0.02	1.1	0.52	0.10	20.4	0.9	1.1
Rango	1 430	84.5	62.6	0.008	0.74	39.6	142.36	85.18	424.4	191.7	30.9
Intervalo	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5.0	5
Amplitud	286	16.9	12.5	0.002	0.15	7.9	28.47	17.04	84.9	38.3	6.2

Tabla 4. Resultados de las frecuencias de los parámetros a calibrar en las subcuencas del río Meléndez.

Núm. de registro	Límite inferior	Límite superior	Marca de clase	Frecuencias	Núm. de registro	Límite inferior	Límite superior	Marca de clase	Frecuencias
------------------	-----------------	-----------------	----------------	-------------	------------------	-----------------	-----------------	----------------	-------------

Subcuenca 1									
Frecuencia del parámetro ancho					Frecuencia del parámetro porcentaje de impermeable				
1	81	322.2	201.6	4	1	6.3	21.9	14.1	3
2	322.2	563.4	442.8	6	2	21.9	37.5	29.7	3
3	563.4	804.6	684	8	3	37.5	53.1	45.3	3
4	804.6	1 045.8	925.2	6	4	53.1	68.7	60.9	7
5	1 045.8	1 287	1 166.4	4	5	68.7	84.3	76.5	7
6	1 287	1 528.2	1 407.6	6	6	84.3	99.9	92.1	11
Frecuencia del parámetro pendiente					Frecuencias del parámetro profundidad de almacenamiento para zonas impermeables				
1	0.15	6.86	3.51	19	10	1.3	9.2	5.3	10
2	6.86	13.57	10.22	6	1	9.2	17.1	13.2	1
3	13.57	20.28	16.93	6	6	17.1	25.0	21.1	6
4	20.28	26.99	23.64	2	3	25.0	32.9	29.0	3
5	26.99	33.70	30.35	--	6	32.9	40.8	36.9	6
6	33.70	40.41	37.05	1	8	40.8	48.7	44.8	8
Subcuenca 2									
Frecuencia del parámetro ancho					Frecuencia del parámetro porcentaje de impermeable				
1	107	318.1	212.6	13	1	5.4	18.9	12.2	3

2	318.1	529.2	423.7	8	2	18.9	32.4	25.7	2
3	529.2	740.3	634.8	8	3	32.4	45.9	39.2	6
4	740.3	951.4	845.8	7	4	45.9	59.4	52.7	10
5	951.4	1 162.5	1 057	11	5	59.4	72.9	66.2	14
6	1 162.5	1 373.6	1 268.1	12	6	72.9	86.4	79.7	15
7	1 373.6	1 584.7	1 479.2	10	7	86.4	99.9	93.2	19

Frecuencia del parámetro pendiente

Frecuencias del parámetro profundidad de almacenamiento para zonas impermeables

1	0.006	14.107	7.054	20	1	0.8	7.8	4.3	13
2	14.107	28.208	21.158	13	2	7.8	14.8	11.3	11
3	28.208	42.309	35.259	14	3	14.8	21.8	18.3	7
4	42.309	56.41	49.36	6	4	21.8	28.8	25.3	10
5	56.41	70.511	63.461	10	5	28.8	35.8	32.3	12
6	70.511	84.612	77.562	2	6	35.8	42.8	39.3	4
7	84.612	98.713	91.663	4	7	42.8	49.8	46.3	12

Subcuenca 3

Frecuencia del parámetro ancho

Frecuencia del parámetro porcentaje de impermeable

1	113	399	256	7	1	36.7	49.2	43.0	3
2	399	685	542	2	2	49.2	61.7	55.5	2
3	685	971	828	3	3	61.7	74.2	68.0	5



4	971	1 257	1 114	--	4	74.2	86.7	80.5	1
5	1 257	1 543	1 400	7	5	86.7	99.2	93.0	8
Frecuencia del parámetro pendiente					Frecuencias del parámetro profundidad de almacenamiento para zonas impermeables				
1	6	22.9	14.5	6	1	1.1	9.1	5.1	8
2	22.9	39.8	31.4	1	2	9.1	17.0	13.0	3
3	39.8	56.7	48.3	4	3	17.0	24.9	20.9	3
4	56.7	73.6	65.2	6	4	24.9	32.8	28.9	1
5	73.6	90.5	82.1	2	5	32.8	40.7	36.8	4

Para el tercer bloque, que consistió en combinar las marcas de clases de los parámetros más influyentes, se obtuvo: 6 480 combinaciones para la subcuenca 1 (pendiente tiene cinco marcas de clases; aplica Ecuación (14)); 3 125 combinaciones para la subcuenca 2 (se eligieron las cinco primeras frecuencias que más se repitieron en cada parámetro evaluado; aplica Ecuación (13)); y 2 500 combinaciones (ancho con cuatro marcas de clase; aplica Ecuación (13)) para la subcuenca 3. Todos los resultados obtenidos de las combinaciones (serie de caudales simulados) en cada subcuenca se evaluaron con el coeficiente de determinación de Nash-Sutcliffe para encontrar la mejor combinación de parámetros a calibrar. Los valores de los parámetros elegidos a

combinar se presentan en la Tabla 5, para los cuatro eventos utilizados, con su respectivo coeficiente de determinación de Nash-Sutcliffe (NSE).

Tabla 5. Resultados de los parámetros de calibración con base en combinaciones y coeficientes de Nash-Sutcliffe, obtenidos para los cuatro eventos evaluados en las tres subcuencas del río Meléndez.

Combinación N°	Width (m)	Slope (%)	% Imperv (%)	S-Imperv (mm)	PctZero (%)	NSE 1	NSE 2	NSE 3	NSE 4
Subcuenca 1									
4	1 166.4	10.22	76.5	13.2	28.5	0.79	0.98	0.86	0.99
12	1 166.2	16.93	76.5	13.2	28.5	0.75	0.98	0.88	0.99
20	1 407.6	10.22	76.5	13.2	28.5	0.76	0.98	0.88	0.99
Subcuenca 2									
1	423.7	35.26	39.2	4.3	7.1	0.89	0.98	0.87	0.70
9	423.7	49.36	39.2	4.3	7.1	0.87	0.99	0.85	0.69
17	634.8	35.26	39.2	4.3	7.1	0.85	0.98	0.83	0.67
Subcuenca 3									
8	828	65.2	43	13	8.6	0.5	0.95	0.66	0.93
16	828	48.3	43	13	8.6	0.58	0.94	0.64	0.90

32	1 400	48.3	43	13	8.6	0.43	0.97	0.70	0.97
----	-------	------	----	----	-----	------	------	------	------

Para la subcuenca 1, los resultados de los NSE 1, 2, 3 y 4 son muy similares para las tres combinaciones; sólo presenta una pequeña variación para el evento 1 (ver Figura 3) y 3; esto se debe a los parámetros ancho y pendiente, que es diferente para la combinación 20 y 12, respectivamente.

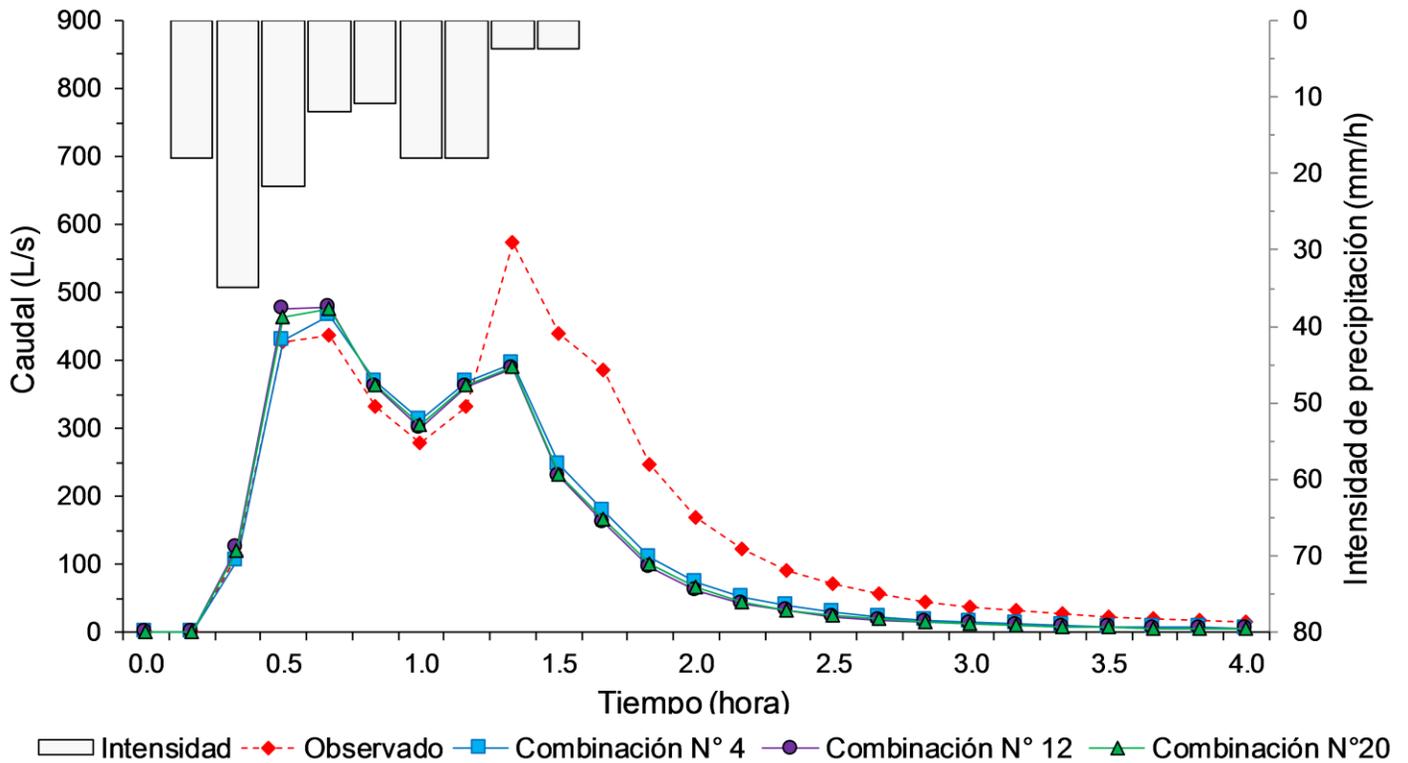


Figura 3. Intensidad de precipitación y caudal observado *versus* combinaciones de caudales simulados para la subcuenca 1 en el evento 1.

Para la subcuenca 2 existe una mayor variabilidad en los NSE evaluados tanto para el evento 1 y 3 (ver Figura 4), aunque no sea

significativa (menor de cinco centésimas), teniendo en cuenta que tres valores de sus parámetros son iguales (% Imperv, S-Imperv y PctZero).

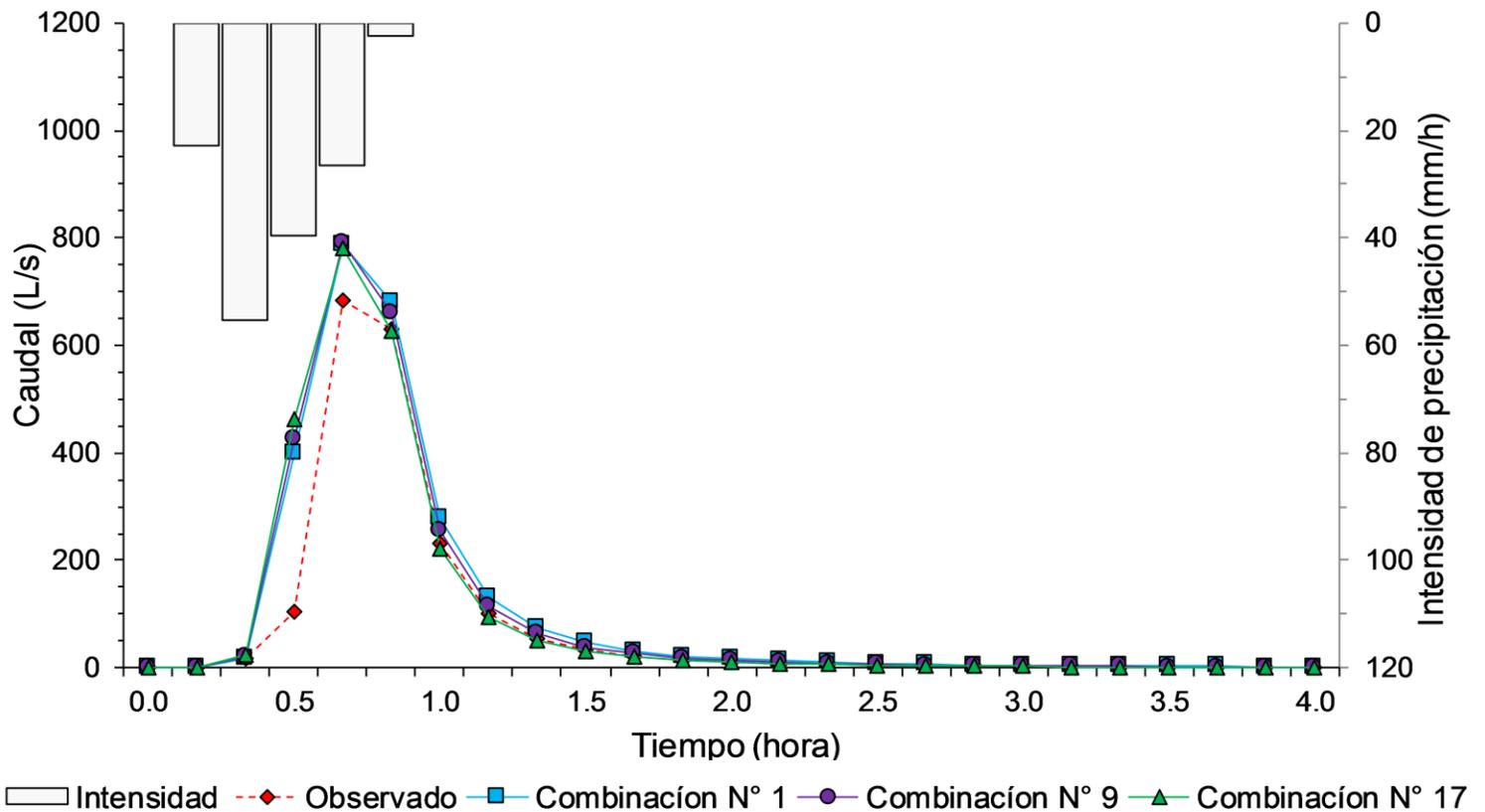


Figura 4. Intensidad de precipitación y caudal observado *versus* combinaciones de caudales simulados para la subcuena 2 en el evento 3.

Para la subcuenca 3 ocurre igual que en la subcuenca 2, pero esta vez con el NSE 1 tiene una mayor variabilidad con respecto a los otros NSE evaluados (Figura 5), siendo el de menor resultado de NSE en todos los eventos. Este hecho implica que existen algunos parámetros que se ajustan mejor a unos eventos específicos. Sin embargo, es necesario tener en cuenta que algunos parámetros se crearon hipotéticamente, lo que se traduce en que existe un conjunto único y óptimo de parámetros para el presente estudio.

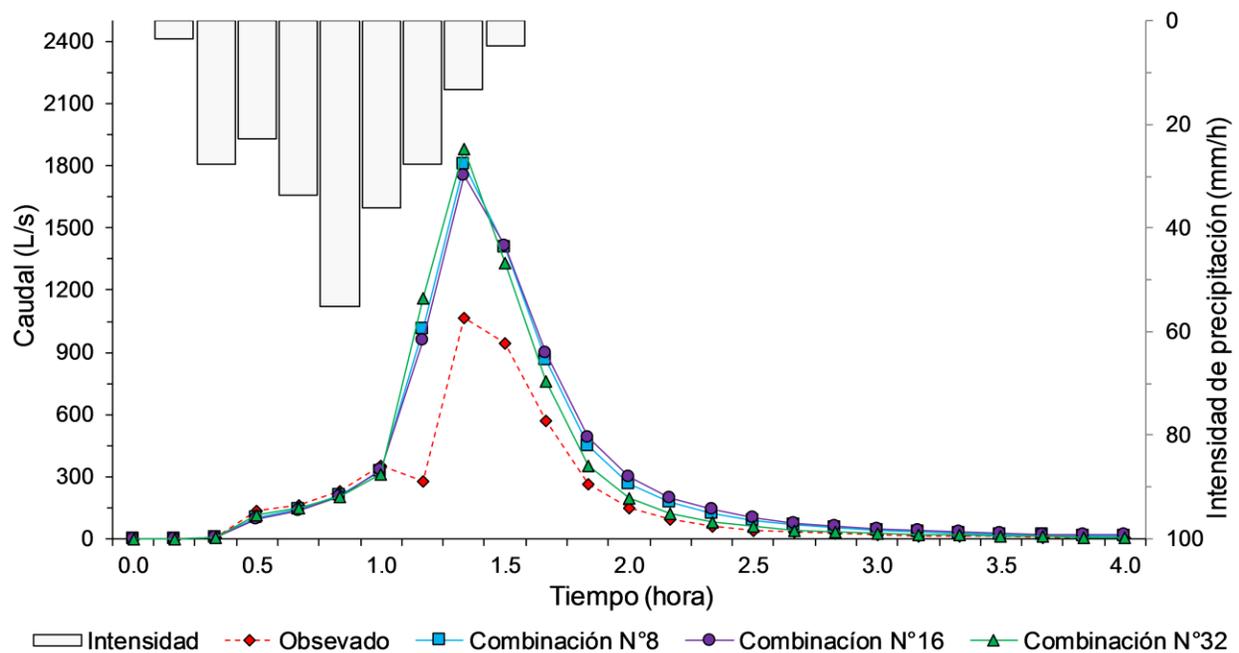


Figura 5. Intensidad de precipitación y caudal observado *versus* combinaciones de caudales simulados para la subcuenca 3 en el evento 1.

Al ser un conjunto único de parámetros, se establece que aplicarían para cualquier evento, como se presenta en el caso de estudio, pero las subcuencas son dinámicas en el tiempo y espacio, y por ello no es posible encontrar un solo set de parámetros únicos que aplique a todos los eventos.

Discusión

En la subcuenca 3, para la combinación número 32, se obtiene un NSE de 0.97 para el evento 2 (ver Tabla 5), siendo un ajuste casi perfecto (NSE = 1). Sin embargo, para esa misma combinación y otro evento como el 1 (Tabla 5), el resultado es deficiente con un NSE de 0.43, lo que evidencia que los conjuntos de parámetros óptimos no siempre son óptimos cuando

se utilizan nuevas medidas de rendimiento o periodos de predicciones, como lo sostiene Beven (2009).

También se evidenció en los resultados obtenidos que los cinco parámetros de calibración que se eligieron para combinarse correspondían a los más influyentes o sensibles del modelo SWMM versión 5.1, como lo argumentan Kenneth, Janet y Michael (2008), al indicar que la profundidad de almacenamiento en zonas impermeables (S-Imperv), el porcentaje de impermeable (% Imperv) y el porcentaje del área impermeable que no presenta almacenamiento en depresión (PctZero) tiene una mayor afectación del hidrograma en el modelo.

Otro punto por resaltar es que no se puede utilizar un solo evento para calibrar o validar, como lo muestran los resultados en la subcuencas 1 y 3, específicamente para los eventos 1 y 4 (ver Tabla 5). Para el proceso calibración /validación se requiere contar con múltiples eventos (Mourad, Bertrand-Krajewski, & Chebbo, 2005), y que el éxito de la calibración y validación depende de la cantidad y calidad de los datos (Sorooshian, Gupta, & Fulton, 1983).

Conclusiones



Con la metodología de calibración y validación desarrollada se evidenció que se puede encontrar un conjunto de parámetros factibles para diferentes eventos evaluados, que se pueden utilizar para hacer predicciones en la zona de estudio, pero teniendo en cuenta que los parámetros hallados no son óptimos ni únicos en todos los eventos.

Los resultados de la metodología desarrollada dependieron de dos factores básicamente. El primer factor fue cómo se generó y almacenó la información de las intensidades de precipitaciones, caudales simulados y parámetros de calibración en el gestor de la base de datos; el segundo factor consistió en la cantidad y calidad de los eventos observados que se usaron para el proceso de evaluación y comparación.

Con 5 de 11 parámetros de calibración que tiene el modelo SWMM para calibrar las subcuencas se obtuvieron coeficientes de determinación de Nash-Sutcliffe por encima de 0.7, por lo que no fue necesario calibrar todos los parámetros en su conjunto, y con ello hubo ahorro de recursos computacionales y de tiempo.

En general, para las tres subcuencas estudiadas del río Meléndez en Cali, Colombia, los resultados de los coeficientes de determinación de

Nash-Sutcliffe fueron superiores a 0.7, lo cual es satisfactorio. En consecuencia, el conjunto de parámetros obtenidos en cada subcuenca podría utilizarse para tomar decisiones.

Es indispensable evaluar la metodología de calibración/validación desarrollada en una subcuenca que esté instrumentalizada y donde haya suficiente información tanto de intensidad como de caudales observados para tener en cuenta las diferentes fuentes de incertidumbre.

Agradecimientos

Esta investigación se realizó en el marco del proyecto “Gestión de la Resiliencia en Drenaje Urbano” financiado por Colciencias-Convocatoria 745 de 2016 y la Universidad del Valle, ejecutado mediante los grupos de investigación Gestión Integrada del Recurso Hídrico (GIRH), y Estudio y Control de la Contaminación Ambiental (ECCA) de la Universidad del Valle. También extendemos nuestros agradecimientos a Efraín Toledo por su colaboración en este proyecto.

Referencias

Beven, K. (2009). *Environmental modelling: An uncertain future?* London, UK: Taylor & Francis, Routledge.



- Beven, K., & Binley, A. (1992). The future of distributed models: Model calibration and uncertainty prediction. *Hydrological Processes*, 6(3), 279-298. DOI: 10.1002/hyp.3360060305
- Blasone, R.-S., Vrugt, J. A., Madsen, H., Rosbjerg, D., Robinson, B. A., & Zyvoloski, G. A. (2008). Generalized likelihood uncertainty estimation (GLUE) using adaptive Markov Chain Monte Carlo sampling. *Advances in Water Resources*, 31(4), 630-648. DOI: 10.1016/j.advwatres.2007.12.003
- Chu, W., Gao, X., & Sorooshian, S. (2010). Improving the shuffled complex evolution scheme for optimization of complex nonlinear hydrological systems: Application to the calibration of the Sacramento soil-moisture accounting model. *Water Resources Research*, 46(9). DOI: 10.1029/2010wr009224
- Crawford, N. H., & Linsley, R. K. (1966). *Digital simulation in hydrology: Stanford watershed model IV. Tech Report No. 39*. Stanford, USA: Department of Civil Engineering, Stanford University.
- CVC. (2015). *Boletín hidroclimatológico*. Santiago de Cali, Colombia: Grupo de Sistemas de Información Ambiental.
- Dayaratne, S. T., & Perera, B. J. C. (2004). Calibration of urban stormwater drainage models using hydrograph modelling. *Urban*

Water Journal, 1(4), 283-297. DOI:
10.1080/15730620412331299057

Deletic, A., Dotto, C. B. S., McCarthy, D. T., Kleidorfer, M., Freni, G., Mannina, G., Uhl, M., Henrichs, M., Fletcher, T. D., Rauch, W., Bertrand-Krajewski, J. L., & Tait, S. (2012). Assessing uncertainties in urban drainage models. *Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C*, 42-44, 3-10. DOI: 10.1016/j.pce.2011.04.007

Gómez, M. (2007). *Curso de análisis y rehabilitación de redes de alcantarillado mediante el código SWMM 5.0*. Barcelona, España: Universidad Politécnica de Catalunya.

Gupta, H. V., Sorooshian, S., & Yapo, P. O. (1998). Toward improved calibration of hydrologic models: Multiple and noncommensurable measures of information. *Water Resources Research*, 34(4), 751-763. DOI: doi:10.1029/97WR03495

Kenneth, M. W., Janet, B., & Michael, K. S. (2008). *Automatic calibration of the U.S. EPA SWMM model for a large urban catchment*. DOI: 10.1061/(ASCE)0733-9429(2008)134:4(466)

Kleidorfer, M., Möderl, M., Fach, S., & Rauch, W. (2009). Optimization of measurement campaigns for calibration of a conceptual sewer model. *Water Science and Technology*, 59(8), 1523-1530. DOI: 10.2166/wst.2009.154



- Mourad, M., Bertrand-Krajewski, J.-L., & Chebbo, G. (2005). Stormwater quality models: Sensitivity to calibration data. *Water Science and Technology*, 52(5), 61-68.
- Nash, J. E., & Sutcliffe, J. V. (1970). River flow forecasting through conceptual models part I — A discussion of principles. *Journal of Hydrology*, 10(3), 282-290. DOI: [https://doi.org/10.1016/0022-1694\(70\)90255-6](https://doi.org/10.1016/0022-1694(70)90255-6)
- Pitt, R., Lantrip, J., Harrison, R., Henry, C., & Xue, D. (1999). *Infiltration through disturbed urban soils and compost-amended soil effects on runoff quality and quantity* (EPA 600/R-00/016). Cincinnati, USA: U.S. Environmental Protection Agency, Water Supply and Water Resources Division, National Risk Management Research Laboratory.
- Reichert, P., & Schuwirth, N. (2012). Linking statistical bias description to multiobjective model calibration. *Water Resources Research*, 48(9). doi: DOI: 10.1029/2011WR011391
- Rossman, L. (2005). *Storm water management model User's manual version 5.0* (traducción de Grupo Multidisciplinar de Modelación de Fluidos). Cincinnati, USA: Water Supply and Water Resources Division National Risk Management Research Laboratory Cincinnati.

- Rossmann, L., & Huber, W. (2015). *Storm Water Management Model Reference Manual. Volume I. Hydrology* (EPA/600/R-15/162A). Washington, DC, USA: US EPA Office of Research and Development.
- Shinma, T. A., & Reis, L. F. R. (2014). Incorporating multi-event and multi-site data in the calibration of SWMM. *Procedia Engineering*, 70, 75-84. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.proeng.2014.02.010>
- Sorooshian, S., Gupta, V. K., & Fulton, J. L. (1983). Evaluation of maximum likelihood parameter estimation techniques for conceptual rainfall-runoff models: Influence of calibration data variability and length on model credibility. *Water Resources Research*, 19(1), 251-259. DOI: 10.1029/WR019i001p00251
- Univalle, & Dagma. (2004). *Identificación de vertimientos puntuales y tomas de agua en los cauces de los ríos Meléndez, Cañaveralejo y quebradas afluentes en el perímetro urbano del municipio de Santiago de Cali*. Santiago de Cali, Colombia: Universidad del Valle.
- Vrugt, J. A., & Robinson, B. A. (2007). Improved evolutionary optimization from genetically adaptive multimethod search. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 104(3), 708-711. DOI: 10.1073/pnas.0610471104

- Wagener, T., Wheeler, H. S., & Gupta, H. V. (2004). *Rainfall-runoff Modelling in gauged and ungauged catchments*. London, UK: Imperial College Press.
- Wheeler, H. S., McIntyre, N., & Wagener, T. (2008). *Calibration, uncertainty and regional analysis of conceptual Rainfall-Runoff models*. Cambridge, UK: Cambridge University Press.
- Zhang, C., Wang, R. B., & Meng, Q. X. (2015). Calibration of conceptual rainfall-runoff models using global optimization. *Advances in Meteorology*, 2015. DOI: 10.1155/2015/545376