

**IMPLEMENTACIÓN DE UNA METODOLOGÍA PARA LA CALIBRACIÓN Y
VALIDACIÓN DE MODELOS DETERMINÍSTICOS EN DRENAJE URBANO**

Presentado por
EDWIN ARLEY TOLEDO CUBILLOS

**UNIVERSIDAD DEL VALLE
FACULTAD DE INGENIERÍA
ESCUELA DE RECURSOS NATURALES Y DEL MEDIO AMBIENTE
POSTGRADO EN INGENIERÍA SANITARIA Y AMBIENTAL
SANTIAGO DE CALI
2018**

**IMPLEMENTACIÓN DE UNA METODOLOGÍA PARA LA CALIBRACIÓN Y
VALIDACIÓN DE MODELOS DETERMINÍSTICOS EN DRENAJE URBANO**

Presentado por
EDWIN ARLEY TOLEDO CUBILLOS

Trabajo de grado presentado como requisito
Para optar al título de
Magister en ingeniería, con énfasis en Ingeniería Sanitaria y Ambiental-
Investigación

Director
Ing. **ALBERTO GALVIS CASTAÑO M.Sc**
Instituto CINARA - Universidad del Valle

**UNIVERSIDAD DEL VALLE
FACULTAD DE INGENIERÍA
ESCUELA DE RECURSOS NATURALES Y DEL MEDIO AMBIENTE
POSTGRADO EN INGENIERÍA SANITARIA Y AMBIENTAL
SANTIAGO DE CALI
2018**

DEDICATORIA

Dedico este trabajo de manera especial y con todo el amor a los forjadores de mi camino
mis padres Efraín Toledo y Bertha Cubillos.

AGRADECIMIENTOS

Primero a Dios por hacer posible la culminación de este proyecto.

Al profesor Alberto Galvis por su conocimiento, experiencia, su esfuerzo y tiempo desde los inicios hasta la terminación del presente trabajo.

A mi familia por apoyarme y creerme en mí, especialmente a mi hermano Efraín por su incondicional apoyo, sin él esto no hubiera sido posible.

Al grupo de Gestión Integrada del Recurso Hídrico (GIRH) de la Universidad del Valle.

RESUMEN

Los modelos deterministas de drenaje urbano se han convertido en las herramientas estándar para el diseño, la planificación y la optimización. Sin embargo, para que los resultados obtenidos utilizando estas herramientas sean confiables, se requieren modelos calibrados y validados para minimizar la incertidumbre. Esta tesis de maestría presenta los puntos fuertes y las limitaciones de las principales metodologías de calibración existentes, como Generalized Likelihood Uncertainty Estimation (GLUE), Método Shuffled Complex Evolution (SCE-UA) y el enfoque bayesiano. En esta investigación se desarrolló una nueva metodología de calibración/validación para modelos deterministas de drenaje urbano. El modelo SWMM de gestión de aguas pluviales se utilizó para desarrollar la nueva metodología. Se consideraron tres bloques: 1) creación y generación de intensidades de precipitación y parámetros aleatorios que se utilizaron para obtener los flujos simulados, que se almacenan en el administrador de la base de datos; 2) los parámetros obtenidos en el Bloque 1 se agrupan para obtener las frecuencias de intervalo; 3) el último Bloque corresponde a la combinación de las frecuencias de intervalo de los parámetros más influyentes, para obtener la mejor combinación. La metodología desarrollada se evaluó para tres sub-cuencas de la cuenca del río Meléndez. Se utilizaron más de 40 eventos de lluvia en cada caso. Se usaron los coeficientes de determinación de Nash-Sutcliffe para evaluar el proceso de calibración/validación. Los valores obtenidos fueron superiores a 0,75 para cuatro eventos de los cinco eventos elegidos en las tres sub-cuencas. Para facilitar el uso de la metodología desarrollada, se creó una herramienta de calibración/validación en el lenguaje de programación Java.

Palabras Clave: Calibración, drenaje urbano, incertidumbre, modelación determinística.

TABLA DE CONTENIDO

1	INTRODUCCIÓN	8
2	PLANTEAMIENTO DE PROBLEMA	9
3	JUSTIFICACIÓN.....	10
4	OBJETIVOS.....	11
4.1	Objetivo general	11
4.2	Objetivo específico	11
5	MARCO CONCEPTUAL.....	12
5.1	Teoría General de Sistemas (TGS)	12
5.2	Gestión integrada del recurso hídrico- GIRH	12
5.3	Sostenibilidad	13
5.4	Hidrología Urbana	13
6	REVISIÓN DE LITERATURA.....	14
6.1	Sistemas de drenaje urbano	14
6.2	Modelación en drenaje urbano.....	15
6.3	Los modelos determinísticos de drenaje urbano.....	18
6.4	La incertidumbre en la modelación.....	19
6.5	Análisis de Incertidumbre en los modelos de drenaje urbano.....	19
6.6	Calibración y validación en modelos determinísticos.....	22
6.6.1	Parámetros y variables	23
6.6.2	Función objetivo	24
6.6.3	Función de Verosimilitud.....	25
6.6.4	Análisis de sensibilidad.....	25
6.7	Modelo determinístico Storm Water Management Model -SWMM	26
6.8	Base de datos	29
6.8.1	Sistema de gestión de base de datos	29
6.8.2	MariaDB.....	30
6.9	Lenguaje de programación Java	31

7	METODOLOGÍA	33
7.1	Descripción del área de estudio	33
7.2	Metodología y técnicas de calibración en modelos determinísticos.....	35
7.3	Desarrollo de la metodología de calibración/validación en modelos determinístico	36
7.3.1	Descripción general de la metodología de calibración/validación.....	36
7.3.2	Bloque 1. Almacenamientos y comparación de códigos únicos normalizados	36
7.3.3	Bloque 2. Aplicación de distribuciones de frecuencia	45
7.3.4	Bloque 3. Combinación de las marcas de clase de los parámetros más influyentes	46
7.3.5	Validación de la metodología desarrollada	47
7.4	Desarrollo de herramienta para calibración/validación del modelo SWMM	49
8	RESULTADOS Y DISCUSIÓN	52
8.1	Metodologías y técnicas de calibración en modelos determinísticos	52
8.1.1	Clasificación de las metodologías y técnicas de calibración en modelos determinísticos	52
8.1.2	Metodología Generalized Likelihood Uncertainty Estimation (GLUE).....	53
8.1.3	Enfoque Bayesiano	54
8.1.4	Markov Chain Monte Carlo (MCMC)	55
8.1.5	Metodo Shuffled Complex Evolution (SCE-UA)	56
8.1.6	Algoritmo de Competitive Complex Evolution (CCE).....	57
8.1.7	Método Levenberg-Marquardt (LM)	58
8.1.8	Algoritmos genéticos (AG).....	59
8.2	Metodología propuesta de calibración/validación en modelos determinísticos de drenaje urbano .	60
8.2.1	Sub-cuenca 1 en la cuenca del Río Meléndez	60
8.2.2	Sub-cuenca 2 en la cuenca del Río Meléndez	67
8.2.3	Sub-cuenca 3 en la cuenca del Río Meléndez	74
8.3	Herramienta para la utilización de calibración/validación en modelo determinístico SWMM	77
8.4	Discusión	81
9	CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES.....	82
9.1	Conclusiones.....	82
9.2	Recomendaciones.....	83
10	BIBLIOGRAFIA.....	¡ERROR! MARCADOR NO DEFINIDO.

LISTADO DE FIGURAS

FIGURA 6.1. INTERACCIONES DE UN SISTEMA DE DRENAJE URBANO	14
FIGURA 6.2. VISIÓN GENERAL DE LOS PROCESOS INCORPORADOS EN UN MODELO DE DRENAJE URBANO	15
FIGURA 6.3. ESQUEMA DE COMPONENTES DE LOS MODELOS DETERMINÍSTICOS DE DRENAJE URBANO.....	19
FIGURA 6.4. LAS PRINCIPALES FUENTES DE INCERTIDUMBRE EN LOS MODELOS DE DRENAJE URBANO	20
FIGURA 6.5. ARQUITECTURA DE MARIADB	31
FIGURA 6.6. FUNCIONAMIENTO DE JAVA	32
FIGURA 7.1. CUENCA DEL RÍO MELÉNDEZ.....	33
FIGURA 7.2. PRECIPITACIONES PROMEDIO DE LA CUENCA DEL RIO MELÉNDEZ	34
FIGURA 7.3. ORGANIZACIÓN DE ARTÍCULOS POR NÚMERO DE CITACIONES, INTERACCIÓN ENTRE ELLOS Y AÑO DE PUBLICACIÓN ...	35
FIGURA 7.4. ESQUEMA GENERAL DE LA METODOLOGÍA DE CALIBRACIÓN/VALIDACIÓN EN MODELOS DETERMINÍSTICOS	37
FIGURA 7.5. LOCALIZACIÓN DE LAS 3 SUB-CUENCAS DE ESTUDIO DE LA CUENCA DEL RÍO MELÉNDEZ.....	47
FIGURA 7.6. FLUJOGRAMA DE LA BASE DE DATOS	50
FIGURA 7.7 . FLUJOGRAMA DE LA HERRAMIENTA DE CALIBRACION EN EL MODELO SWMM	51
FIGURA 8.1. METODOLOGÍAS Y TÉCNICAS DE CALIBRACIÓN EN MODELOS DETERMINÍSTICOS DE DRENAJE URBANO	53
FIGURA 8.2. CURVA DE VARIACIÓN DE UN CAUDAL ALEATORIO PARA LOS DIFERENTES PARÁMETROS EVALUADOS.....	64
FIGURA 8.3. CAUDAL OBSERVADO VS SIMULADO PARA LOS EVENTOS 1, 2, 3, 4 Y 5 CON LOS PARÁMETROS DE LA COMBINACIÓN Nº4, 12 Y 20 PARA LA SUB-CUENCA 1	66
FIGURA 8.4.CAUDAL OBSERVADO VS SIMULADO PARA LOS EVENTOS 1, 2, 3, 4 Y 5 CON LOS PARÁMETROS DE LA COMBINACIÓN Nº1, 9 Y 17 PARA LA SUB-CUENCA 2	72
FIGURA 8.5. CAUDAL OBSERVADO VS SIMULADO PARA LOS EVENTOS 1, 2, 3, 4 Y 5 CON LOS PARÁMETROS DE LA COMBINACIÓN Nº8, 16 Y 32 PARA LA SUB-CUENCA 3	78
FIGURA 8.6. INTERFAZ GRÁFICA PARA LA HERRAMIENTA DE CALIBRACIÓN/VALIDACIÓN EN EL MODELO DETERMINÍSTICO SWMM 5.1	79

LISTADO DE TABLAS

TABLA 6.1. FUNCIONES OBJETIVO.....	24
TABLA 7.1. ESTACIONES DE MONITOREO EN LA CUENCA DEL RÍO MELÉNDEZ.....	34
TABLA 7.2. VALORES MÍNIMOS Y MÁXIMOS DE LAS CONDICIONES INICIALES Y LOS LÍMITES DE UNA SUB-CUENCA GENERAL	39
TABLA 7.3. EJEMPLO ILUSTRATIVO DEL NÚMERO IDENTIFICACIÓN PARA UNA CORRIDA CREADA ALEATORIAMENTE, DONDE SE ALMACENA EN LA BASE DE DATOS	43
TABLA 7.4. ILUSTRACIÓN DE LOS 3 CRITERIOS DE BÚSQUEDA	45
TABLA 7.5. PARÁMETROS DE LAS SUB-CUENCAS 1, 2 Y 3 DE LA CUENCA DEL RÍO MELÉNDEZ	48
TABLA 8.1. CÓDIGOS ÚNICOS NORMALIZADOS CON SUS PARÁMETROS OBTENIDOS EN EL PRIMER BLOQUE DE LA SUB- CUENCA 1 EN LA CUENCA DEL RÍO MELÉNDEZ	60
TABLA 8.2. INDICADORES DE LOS PARÁMETROS DE LA PRIMERA SUB-CUENCA EN LA CUENCA DEL RÍO MELÉNDEZ	61
TABLA 8.3. FRECUENCIA DE LOS PARÁMETROS A CALIBRAR DE LA PRIMERA SUB-CUENCA EN LA CUENCA DEL RÍO MELÉNDEZ	62
TABLA 8.4. CAUDALES OBTENIDOS CON LA VARIACIÓN DEL 10% CON RESPECTO A UN CAUDAL ALEATORIO DE LOS DIFERENTES PARÁMETROS EVALUADOS PARA UNA SUB-CUENCA GENERAL	63
TABLA 8.5. COMBINACIONES DE LOS PARÁMETROS MÁS INFLUYENTES CON SUS COEFICIENTES DE DETERMINACIÓN DE NASH-SUTCLIFFE PARA 5 REGISTROS DE LLUVIA Y CAUDALES COMO SU PROMEDIO PARA LA SUB-CUENCA 1 EN LA CUENCA DEL RÍO MELÉNDEZ	65
TABLA 8.6. COMPARACIÓN DE LOS PARÁMETROS OBSERVADOS Y LOS OBTENIDOS CON LA NUEVA METODOLOGÍA PARA LA SUB-CUENCA 1 EN LA CUENCA DEL RÍO MELÉNDEZ	67
TABLA 8.7. CÓDIGOS NORMALIZADOS ÚNICOS CON SUS PARÁMETROS OBTENIDOS EN EL PRIMER BLOQUE DE LA SUB-CUENCA 2 EN LA CUENCA DEL RÍO MELÉNDEZ	68
TABLA 8.8. INDICADORES DE LOS PARÁMETROS DE LA SEGUNDA SUB-CUENCA EN LA CUENCA DEL RÍO MELÉNDEZ	69
TABLA 8.9. FRECUENCIA DE LOS PARÁMETROS A CALIBRAR DE LA SEGUNDA SUB-CUENCA EN LA CUENCA DEL RÍO MELÉNDEZ	70
TABLA 8.10. COMBINACIONES DE LOS PARÁMETROS MÁS INFLUYENTES CON SUS COEFICIENTES DE DETERMINACIÓN DE NASH-SUTCLIFFE PARA 5 REGISTROS DE LLUVIA Y CAUDALES COMO SU PROMEDIO PARA LA SUB-CUENCA 2 EN LA CUENCA DEL RÍO MELÉNDEZ.	71
TABLA 8.11. COMPARACIÓN DE LOS PARÁMETROS OBSERVADOS Y LOS OBTENIDOS CON LA NUEVA METODOLOGÍA PARA LA SUB-CUENCA 2 EN LA CUENCA DEL RÍO MELÉNDEZ	73
TABLA 8.12. CÓDIGOS NORMALIZADOS ÚNICOS CON SUS PARÁMETROS OBTENIDOS EN EL PRIMER BLOQUE DE LA SUB- CUENCA 3 EN LA CUENCA DEL RÍO MELÉNDEZ	74
TABLA 8.13. INDICADORES DE LOS PARÁMETROS DE LA TERCERA SUB-CUENCA EN LA CUENCA DEL RÍO MELÉNDEZ	74
TABLA 8.14. FRECUENCIA DE LOS PARÁMETROS A CALIBRAR DE LA TERCERA SUB-CUENCA EN LA CUENCA DEL RÍO MELÉNDEZ	75
TABLA 8.15. COMBINACIONES DE LOS PARÁMETROS MÁS INFLUYENTES CON SUS COEFICIENTES DE DETERMINACIÓN DE NASH-SUTCLIFFE PARA 5 REGISTROS DE LLUVIA Y SU PROMEDIO PARA LA SUB-CUENCA 3 EN LA CUENCA DEL RÍO MELÉNDEZ.....	76
TABLA 8.16. COMPARACIÓN DE LOS PARÁMETROS OBSERVADOS Y LOS OBTENIDOS CON LA NUEVA METODOLOGÍA PARA LA SUB-CUENCA 3 EN LA CUENCA DEL RÍO MELÉNDEZ	77

1 INTRODUCCIÓN

Los modelos determinísticos de drenaje urbano son fundamentales para el desarrollo de obras de capital y programas de mantenimiento, proporcionando una base sólida para la construcción de estrategia financiera de una empresa y para la creación de escenarios donde vincule el cambio climático (Ana & Bauwens, 2010). Por lo tanto, se debe prestar especial atención a la selección de un modelo adecuado para reflejar el problema en cuestión, el desarrollo de programas de recopilación de datos y los parámetros del modelo a calibrar (Vojinovic, 2005), este último es de principal interés para el presente estudio de investigación.

Para mejorar las predicciones de un modelo determinístico de drenaje urbano se requiere calibrar el modelo, éste debe ser capaz de predecir el comportamiento del sistema real bajo una amplia gama de condiciones sobre un periodo extendido de tiempo (Méndez, 2012). Es decir que todo modelo determinístico contiene dentro de sus componentes parámetros que se debe ajustar al lugar específico que se esté evaluando, comparando los datos 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 del mismo lo que llamamos validación. Se puede deducir que los parámetros determinan directamente la exactitud del modelo y sus previsiones (Zhang *et al.*, 2015).

Los valores de los parámetros en teoría se pueden determinar algunas veces mediante mediciones directas realizadas al 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 *et al.*, 1998). Siendo un parámetro como una cantidad que representa las características intrínsecas del sistema y que el usuario especifica como externa al modelo (Beven, 2009), lo que implica que un parámetro de calibración urbano corresponde a las características morfológicas, hidrológicas e hidráulicas de una cuenca.

Los efectos de tener un modelo no calibrado radica en una alta incertidumbre de los resultados obtenidos y podría resultar en una subestimación o sobrestimación de los valores de diseño y en consecuencia en un desperdicio de recursos (Tscheikner-Gratl *et al.*, 2016).

Por lo dicho anteriormente el objetivo del presente trabajo fue la implementación de una metodología de calibración/validación en un modelo determinístico como es EPA-SWMM, considerando el componente de cantidad, donde se analizaron las metodologías existentes, para posteriormente desarrollar una metodología de calibración/validación, y para facilitar su uso se creó una herramienta en lenguaje de programación Java.

El proyecto se desarrolló dentro la convocatoria del fondo nacional de financiamiento para la ciencia, la tecnología y la innovación “Francisco José de Caldas”, Colciencias, llamado “Gestión de la Resiliencia en Sistemas de Drenaje Urbanos”, el cual se ejecutó mediante el grupo de investigación en Gestión Integrada del Recurso Hídrico (GIRH) de la Universidad del Valle.

2 PLANTEAMIENTO DE PROBLEMA

La utilización de los modelos determinísticos de drenaje urbano se ve limitada por el proceso mismo de la calibración, más específicamente por la ambigüedad de sus parámetros, donde diferentes conjuntos de parámetros pueden conducir a varias soluciones válidas. Lo que implica impactos en la incertidumbre predictiva del modelo para diferentes simulaciones de escenarios, como usos de la tierra, cambio climático y estudios de regionalización. Si los parámetros físicos como el área, el ancho y la pendiente no pueden ser identificados de manera única, entonces no pueden estar vinculados de forma determinista a las características físicas de la cuenca (Wheater *et al.*, 2008).

El hecho de no poder tener un conjunto de parámetros únicos factibles, sugieren insuficiencias o el mal planteamiento de los modelos (Dotto *et al.*, 2009) y las decisiones tomadas a partir de los sistemas de soportes de decisiones como los modelos son insuficientes para dar respuesta a los diferentes problemas planteados que se basan en estas herramientas. Esto se debe principalmente a que las metodologías existentes no pueden encontrar en el espacio de búsqueda una región única óptima global, ya que los algoritmos que los conforman se ven afectados por problemas como regiones de atracción, donde existe más de una región de convergencia principal, óptimos locales menores y sumado a eso la gran cantidad de recursos tanto computacional y tiempo que consume, ya que se requiere hacer miles de corridas para un conjunto de parámetros a evaluar.

Aunque no es posible encontrar un set de un conjunto óptimos únicos de parámetros que caracteriza una cuenca, ya que la geometría del espacio paramétrico podría ser sensitiva a las fuerzas motrices que dominan al modelo (Méndez, 2012). Se requiere una metodología que pueda hallar rangos de valores factibles en el espacio de búsqueda que encuentren parámetros válidos y determinísticos para una gran cantidad de eventos evaluados e igualmente que la metodología sea eficiente en cuanto el tiempo y recursos computacional.

3 JUSTIFICACIÓN

Los sistemas drenaje urbano en la actualidad vienen presentando cambios significativos en cuanto a su funcionalidad, debido a factores como: la urbanización, presiones de un clima cambiante y unas limitaciones económicas (Burger *et al.*, 2016). Lo que requiere una integralidad de esos factores en aras de un desarrollo sostenible. Por tal motivo es gran ayuda los modelos determinísticos para la simulación de los sistemas de drenaje urbano, donde se puede integrar una gran cantidad de información, para poder evaluar y predecir en diferentes escenarios según su utilización, donde apoyan la toma de decisiones sobre cómo invertir mejor el presupuesto económico y minimizar los impactos ambientales. Solo en Colombia se invirtieron más de \$2,7 billones de pesos en 1.202 proyectos de acueducto y alcantarillado en el 2016 (El Tiempo, 2016).

Dentro del contexto de la modelación determinística se requiere obtener resultados realistas, por ello es necesario una calibración confiable, donde los parámetros del modelo compensan en gran medida las incertidumbres debidas a la estructura del modelo o a la tomas de datos (Cárdenas, 2008; Kleidorfer, 2009).

En la última dos décadas las investigaciones sobre calibración de modelos urbanos se han enfocado en 3 grupos: (1) encontrar el algoritmo de calibración perfecto (Vrugt & Robinson, 2007), (2) la mejor elección de función objetivo (Reichert & Schuwirth, 2012), y (3) la disponibilidad y calidad de datos (Kleidorfer *et al.*, 2009). Todas ellas teniendo algo en común en reducir la incertidumbre, es en definitiva el objetivo de los ingenieros, científicos, planificadores y consultores que trabajan en el campo de la hidrología urbana con modelación, para el diseño y operación de diferentes infraestructuras como sistemas de alcantarillado, plantas de tratamiento de aguas residuales o instalaciones de tratamiento de aguas pluviales (Kleidorfer, 2009).

4 OBJETIVOS

4.1 Objetivo general

Implementar una metodología para la calibración y validación de modelos determinísticos en sistemas de drenaje urbano considerando el componente de cantidad.

4.2 Objetivo específico

Revisar metodologías y técnicas en la calibración en modelos determinísticos en la simulación de sistemas de drenaje urbano, considerando el componente de cantidad.

Desarrollar una metodología de calibración de un modelo determinísticos en drenaje urbano.

Desarrollar una herramienta para facilitar la utilización de la metodología desarrollada para la calibración/validación del modelo EPA-SWMM.

5 MARCO CONCEPTUAL

5.1 Teoría General de Sistemas (TGS)

La Teoría General de Sistema nace en 1925, cuando el Biólogo Ludwig von Bertalanffy, hizo pública sus investigaciones sobre sistema abierto, definiendo sistema como: “conjunto de partes coordinadas y en interacción para alcanzar un conjunto de objetivos, es decir, un grupo de partes y objetos que interactúan y que forman un todo o que se encuentran bajo la influencia de fuerzas en alguna relación definida” (Eguiluz, 2001; Johansen, 2004).

Según Arrascaeta (2007) la teoría general de sistema se fundamenta en tres premisas básicas:

- I. Los sistemas existen dentro de otros sistemas, cada uno está dentro uno más grande.
- II. Los sistemas abiertos se caracterizan por un proceso de cambio infinito con su entorno, donde constantemente el sistema intercambia energía, información y materia con el ambiente y otros sistemas. Cuando el intercambio termina el sistema desaparece.
- III. Las propiedades de los sistemas no pueden ser descritas en términos de sus elementos separados, tiene que ser vista como un todo.

La Teoría General de Sistema debe tener una visión integral y total, es decir, contar con las herramientas interdisciplinarias para comprender mejor la realidad y no hacer un enfoque reduccionista con el que se ha desarrollado el saber científico, no se puede dividir la realidad en subsistemas y posteriormente analizarlos por separado (Johansen, 2004).

5.2 Gestión integrada del recurso hídrico- GIRH

En la cumbre de Johannesburgo sobre desarrollo sostenible desarrollada en el año 2002, la GWP (Asociación Mundial para el Agua, GWP por sus siglas en inglés, 2000) definió GIRH como “un proceso que promueve el manejo y desarrollo coordinado del agua, la tierra y los recursos relacionados con el fin de maximizar el bienestar social y económico resultante de manera equitativa sin comprometer la sustentabilidad de los ecosistemas vitales” (Asociación Mundial para el Agua, 2000).

Anteriormente en 1992 en la Conferencia Internacional sobre Agua y Ambiente en Dublín se acordaron cuatro principios de la GIRH (International Conference on Water and the Environment, 1992):

- I. El agua dulce es un recurso finito y vulnerable, esencial para sostener la vida, el desarrollo, y el medio ambiente;
- II. El desarrollo y gestión del agua debería ser basada en un enfoque participativo, involucrando usuarios, planificadores y gestores de política en todos los niveles;
- III. Las mujeres desempeñan un rol fundamental en la provisión, gestión y el salvaguardar del agua;
- IV. El agua tiene un valor económico en todos sus niveles de uso, y debería ser reconocida como un bien económico.

5.3 Sostenibilidad

EL concepto de sostenibilidad surgió por primera vez en 1974 en *World Council of Churches* en Bucarest (Hallman, 1997). El término fue utilizado en 1980 por el programa WWF (Fondo Mundial para la Naturaleza) y el PNUMA (Programa de las Naciones Unidas para el Medio Ambiente) en la Estrategia Mundial para la Conservación (*World Conservation Strategy: Living Resources Conservation for Sustainable Development*) y se definió como “la integración de la conservación y el desarrollo para asegurar que las modificaciones al planeta aseguren a la vez la sobrevivencia y el bienestar de la población” (Unión Mundial para la Naturaleza, 2007).

Una definición más citada es la que se realizó en la Comisión Brundtland (1987) y se define como, "El Desarrollo Sostenible es aquél que satisface las necesidades actuales sin poner en peligro la capacidad de las generaciones futuras de satisfacer sus propias necesidades".

La anterior definición es un poco antro progresista y excluyente para los países en vía de desarrollo, por eso, una de las definiciones más acertadas es la que definió el PNUMA donde se define como:

“La capacidad de una sociedad para dar desenvolvimiento a sus potencialidades específicas basándose en el uso racional de su patrimonio biofísico y cultural; usando como elemento fundamental la comprensión de la lógica que sigue los procesos físicos, químicos y bióticas aplicados a la construcción de su instrumentalidad tecnológica y organizacional, con el objetivo de garantizar su permanecía en el tiempo y en el espacio, satisfaciendo equitativamente las necesidades de su población” (Constanza, 2001).

5.4 Hidrología Urbana

Se ha definido como “una rama de la hidrología que estudia la hidrología de las zonas urbanas y metropolitanas, en donde predominan las superficies casi impermeables y el relieve artificial de terreno, analizando en particular el efecto del desarrollo urbano” (UNESCO-WNO, 2001).

Donde podemos encontrar 3 etapas en este proceso:

- I. Etapa sanitaria o higienista; estos sistemas tienen como función principal evitar enfermedades, cuidar la salud de la población y extraer el exceso de agua en las calles.
- II. Etapa de “racionalización” de los cálculos hidrológico-hidráulicos; donde los diseñadores se enfocaron en mejorar la calidad de vida de las ciudades, evitando inundaciones y regulando la condición de agua lluvias.
- III. Etapa ambientalista; donde se introduce un enfoque sistémico y ambientalista en la hidrología urbana.

presenta fallas, lo que ocasione problemas de saneamiento e inundación (línea de color anaranjada).

6.2 Modelación en drenaje urbano

Un modelo es una realidad simplificada a una forma que podemos comprender, ya que la realidad natural puede ser muy compleja y (caótica), pero un modelo es una simple vista de ella (James, 2005). Ahora bien, un modelo de drenaje urbano sería la representación abreviada de un sistema de alcantarillado, donde debe contener factores como componentes básicos.

Entre los componentes básicos que debe tener los modelos urbanos, Zoppou (2001) describen 2 que son: (i) la modelación de precipitación-escorrentía (generación de la escorrentía superficial y sub-superficial a partir del exceso de la precipitación, así como el lavado y acumulación de contaminantes de superficies impermeables) y (ii) el modelado de transporte (enrutamiento de flujos y contaminantes a través de diferentes infraestructuras de aguas pluviales). A continuación en la Figura 6.2 se ilustra los enlaces de este proceso.

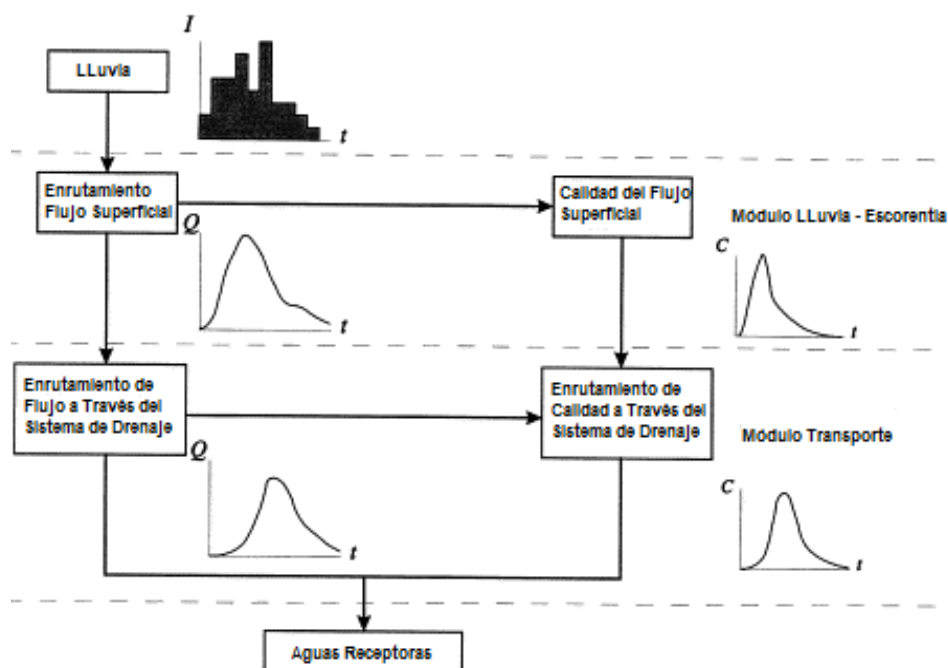


Figura 6.2. Visión general de los procesos incorporados en un modelo de drenaje urbano

Fuente: Tomado de (Zoppou, 2001)

El modelo urbano también debe cumplir una serie de requisitos a nivel muy general, como lo describe Butler y Davies (2004), donde enumeran 3 factores en la utilización y precisión del modelo que son: i) la exhaustividad, lo que corresponde que el modelo debe ser razonablemente completo, es decir que solo se puede tener resultados precisos si no se pierde ningún proceso importante; ii) la integralidad del conocimiento científico, esto lleva el hecho de que se requiere conocimientos científicos sobre los diferentes procesos hidrológicos e hidráulicos; iii) adecuaciones de las simplificaciones, donde cada modelo está sujeto a simplificaciones ya que las diversas interrelaciones y retroalimentaciones de la realidad son demasiadas complejas para hacer representadas.

El propósito de los modelos urbanos es representar un sistema de alcantarillado y su respuesta a diferentes condiciones, esto ayudara a responder ciertas preguntas como, por ejemplo, "¿Qué pasaría si...?" (Butler & Davies, 2004). Los dominios o aplicaciones de los modelos en drenaje urbano siempre han sido dos según (Butler & Davies, 2004; Orozco & Saldarriaga, 2005), que son diseñar nuevos sistemas y analizar sistemas existentes. Cuando se trata del diseño de un nuevo sistema, el desafío es determinar las características físicas y los detalles para que el modelo responda adecuadamente a ciertas condiciones específicas. Por otra parte al analizar sistemas existentes, los detalles físicos del sistema ya existen, y el usuario del modelo está interesado en cómo el sistema responde a las condiciones particulares (Butler & Davies, 2004).

Ventajas y limitaciones de los modelos

Entre las ventajas que podemos encontrar en los modelos urbanos son varias como lo describe (Viessman & Lewis, 1996), especialmente cuando se trata de flujos de agua complejos que incluyen ciclos de retroalimentación, componentes interactivos y relaciones. Brinda la posibilidad de ahorrar tiempo, recursos y hacer pruebas no destructivas. Además, los autores argumentan que las modificaciones propuestas en los diseños de los sistemas y las diferentes alternativas puede ser probadas, comparadas y evaluadas con mayor facilidad, ofreciendo un soporte para la toma de decisiones.

En contraste los modelos urbanos contiene limitaciones debido a que las simulaciones implican simplificaciones de los sistemas de drenaje urbano del “mundo real”, puede ocurrir cierto grado de tergiversación del comportamiento del sistema (Viessman & Lewis, 1996). Igualmente lo describe (Butler & Davies, 2004), ningún modelo puede cubrir toda la variación de la superficie de la cuenca. Incluso los modelos verificados tienden a tener limitaciones en los usos para la planificación y el análisis de recursos hídricos. Otra limitación que nombra los autores corresponde a ser muy inflexibles con respecto a los cambios en el procesamiento operativo. Por lo tanto, puede ser necesaria una programación laboriosa y exigente en el tiempo para investigar diferentes técnicas de operación. Por último, los autores argumentan que los modelos conllevan un cierto riesgo de exceso de confianza en su producción. Esto es particularmente un problema, ya que los resultados pueden contener distorsiones y errores considerables.

Clasificación de los modelos de drenaje urbano

En la literatura se encuentra una amplia variabilidad de clasificación de los modelos en drenaje urbano que a continuación se presenta algunas de las clasificaciones más comunes.

Modelos físicos y matemáticos

Viessman y Lewis (1996), clasifica en un primer grupo a los modelos urbanos como físicos o/u matemáticos. Donde los modelos físicos incluyen tecnologías analógicas y principios de similitud aplicados a modelos de pequeña escala. Un laboratorio puede ser un modelo físico. En contraste los modelos matemáticos se basan en enunciados matemáticos para representar el sistema. La teoría del hidrograma unitario, es un modelo matemático de la respuesta de una cuenca.

Modelos descriptivos/empíricos y conceptuales/estadísticos

Aunque no existe una terminología general, algunos autores como Viessman y Lewis (1996) hacen referencia a los modelos descriptivos aquellos que utilizan el principio del empirismo y el uso de fundamentos básicos como la continuidad o supuesto de conservación del momento. En la misma categoría Zoppou (2001) los llaman modelos empíricos, donde describe una relación funcional entre una variable dependiente y variables que se considera relacionadas con el proceso. Estas variables se eligen a partir del conocimiento de los procesos físicos involucradas y las mediciones empericas, dando como ejemplo el método racional.

Por otro lado los modelos conceptuales, según Viessman y Lewis (1996) se fundamenta en las teorías para interpretar los fenómenos en lugar de representar el proceso físico, dando como ejemplo la teoría de probabilidad. Pero autores como Loucks *et al.* (2005) y Zoppou (2001) los llama modelos estadísticos, donde se basan en los modelos de regresión.

Modelos agrupados y distribuidos

En los modelos agrupados los parámetros no varían espacialmente dentro de la cuenca y la respuesta se evalúa solo en la salida, sin explicar explícitamente las respuestas de las subcuencas individuales y los parámetros no representa las características físicas de los procesos hidrológicos (Eldho, 2004). En contraste los modelos semi-distribuidos permiten que los parámetros varíen parcialmente en el espacio dividiendo la cuenca en una serie de subcuencas más pequeñas, en ellos podemos encontrar otra subdivisión que corresponde a las versiones simplificadas de flujo superficial, donde utilizan ecuaciones diferenciales de flujo y transporte en aguas superficiales (ecuaciones de Saint-Venant), y modelos distribuidos de probabilidad, donde la resolución espacial se contabiliza utilizando distribuciones de probabilidad de los parámetros de entrada a través de la cuenca (Eldho, 2004).

Los modelos distribuidos permiten que los parámetros varíen en el espacio a una resolución elegida por el usuario, donde se intenta incorporar datos relativos a la distribución espacial de la variación de parámetros junto con algoritmos computacionales. En este tipo de modelos, se requiere un mayor número de datos (Eldho, 2004).

Modelos discretos/eventos y continuos

Los modelos hidrológicos a corto plazo (simulaciones de 1-120 minutos) podrían clasificarse como modelos de simulación de eventos o discretos. Los modelos continuos simulan el balance hídrico de una área, en días, semanas o años (Viessman & Lewis, 1996). Para el proceso de la calibración se utiliza los modelos por eventos, por la disponibilidad de datos y los recursos computacionales que son inferiores a los modelos continuos.

Modelos estocásticos y determinísticos

Una de las clasificaciones de tipo de modelos urbanos que mayor aceptación ha tenido en diferentes autores (Butler & Davies, 2004; Eldho, 2004; Galvis, 1996; Viessman & Lewis, 1996), corresponde a los modelos estocásticos y determinísticos. En caso de una o más variables se identifique como aleatorias y por lo tanto seleccionadas en una distribución de probabilidad, el modelo se considera estocástico, para una misma entrada tendrá diferentes

salidas. En contraste los modelos determinísticos no consideran la aleatoriedad a diferencia de los modelos probabilísticos.

6.3 Los modelos determinísticos de drenaje urbano

Los modelos determinísticos de drenaje urbano utilizan el conocimiento científico limitado, conocido y los datos disponibles observables, donde requieren una comprensión de diferentes áreas de estudio, como la física, la química, la bioquímica, la biología y la ecología subyacente, por ello se clasifica como determinísticos porque la mayoría de los procesos siguen explicaciones físicas (James, 2005).

Los modelos deterministas de drenaje urbano representan los procesos relevantes de transporte y transformación del agua en códigos informáticos ejecutables, en los que los procesos simulados están relacionados entre sí de acuerdo con las leyes científicas aceptadas, es por eso que son llamados también modelos abstractos donde representa una simplificación de la realidad que involucran ciertos procesos conocidos y desconocidos en forma matemática (Burger *et al.*, 2016; Chow *et al.*, 1988; James, 2005).

Este tipo de modelos se han convertido en las herramientas estándar para los tomadores de decisiones (Butler & Davies, 2004), debido a que pueden hacer pronósticos. Donde busca simular las condiciones reales a través de las relaciones causa y efecto, donde siempre produce la misma respuesta a la misma entrada (Butler & Davies, 2004; Zoppou, 2001). Sin embargo, estos modelos contienen implícitamente rutinas al azar, ya que todos los fenómenos hidrológicos implican cierta aleatoriedad, aunque la variabilidad resultante en la producción puede ser bastante pequeña cuando se compara con la variabilidad resultante de factores conocidos. En tales casos, un modelo determinista es adecuado (Chow *et al.*, 1988).

Componentes de los modelos determinísticos de drenaje urbano

A continuación en la Figura 6.3 se presenta los componentes de los modelos determinísticos en drenaje urbano con relación a la revisión bibliográfica.

Se parte del concepto de que los modelos determinísticos son modelos matemáticos que representa un sistema según sus ecuaciones físicas que pueden ser descriptivos/empíricos, porque utilizan las leyes de la conservación y momento (Zoppou, 2001).

Según el proceso los modelos determinísticos pueden contener componentes hidrológicos e hidráulicos o ambos. Donde los modelos hidrológicos resuelven la ecuación de continuidad solamente, usando soluciones analíticas o métodos numéricos y los modelos hidráulicos resuelven las ecuaciones de continuidad y de momento como un sistema acoplado de ecuaciones, con soluciones de diferencias finitas que pueden ser explícitas o implícitas (Reyes, 2014; Zoppou, 2001).

Una diferencia entre los componentes de los modelos hidrológicos e hidráulicos radica en la resolución espacial que solo los modelos hidrológicos contienen, donde puede ser agrupados o distribuidos y estos últimos se puede dividir en su respectivo uso de la simulación por eventos o continuos.

Un modelo determinístico se clasifica urbano cuando contiene dichos componentes tanto hidrológicos e hidráulicos, además de contener un componente de calidad (no necesariamente debe tenerla) y a su vez utiliza métodos numéricos como soluciones de diferencias finitas.

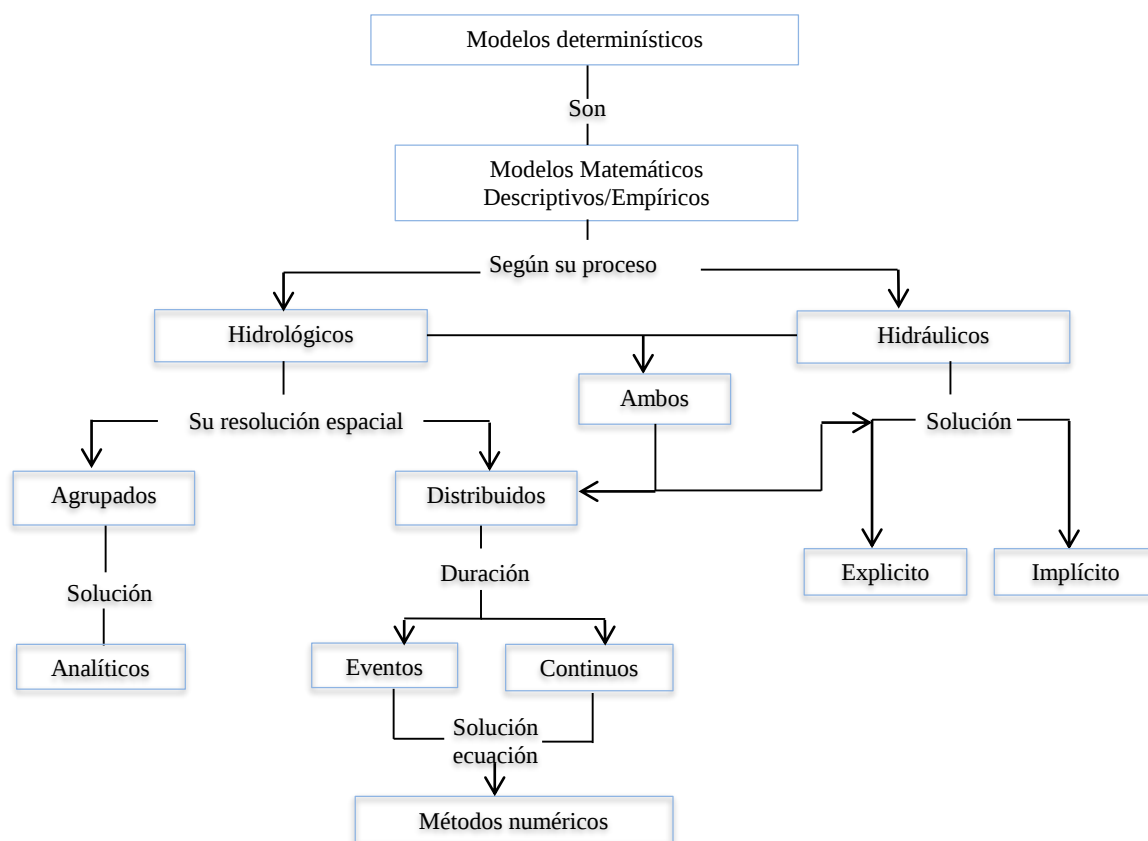


Figura 6.3. Esquema de componentes de los modelos determinísticos de drenaje urbano

Fuente: Adaptado de (Butler & Davies, 2004; Eldho, 2004; Viessman & Lewis, 1996; Zoppou, 2001)

6.4 La incertidumbre en la modelación

La incertidumbre es una característica que 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. La incertidumbre no puede ser eliminada, pero en lo posible debe ser estimada y minimizada en lo permitido (Deletic *et al.*, 2012).

James (2005), describe la incertidumbre de los modelos de la siguiente manera: “*Es la comparación o diferencia entre un valor tomado como verdadero y el valor estimado que podría calcularse sobre la base de una evaluación de los efectos integrados de todas las posibles fuentes de error*”.

6.5 Análisis de Incertidumbre en los modelos de drenaje urbano

Para que el resultado de una modelación sea útil debe tener una evaluación de incertidumbre adjunta (Draper, 1995), es decir una estimación de intervalo de un posible conjunto de valores para el error en los resultados obtenido (Bertrand-Krajewski *et al.*,

2011). Lo que conlleva que la incertidumbre siempre debe considerarse tan importante como el resultado esperado.

El proceso de cuantificar sistemáticamente las estimaciones de error se conoce como análisis de incertidumbre. Pero los análisis exhaustivos de incertidumbre requieren esfuerzo y son costosos. Por ello se debe tener en cuenta los beneficios de la estimación de la incertidumbre, así como su propósito que ayudan a responder las siguientes preguntas según (James, 2005):

- i. ¿Cuáles son las principales fuentes de incertidumbre en la respuesta calculada?
- ii. ¿Cómo se puede manejar las incertidumbres?
- iii. ¿Qué tan seguros son las respuestas calculadas para los diferentes escenarios evaluados?

Autores como Butts *et al.* (2004), describen en 4 grandes grupos las fuentes de incertidumbre de los modelos que son: parámetros del modelo, datos de entrada, datos de calibración y estructura del modelo. Pero Deletic *et al.* (2012) agrupa las incertidumbres 3 grandes grupos (ver Figura 6.4).

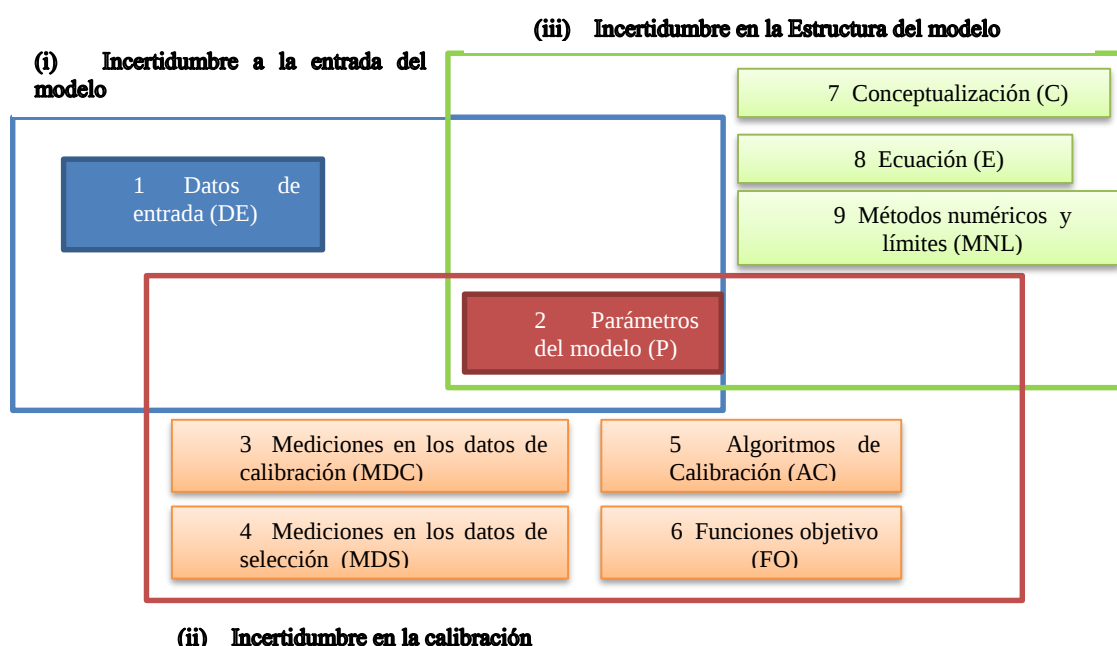


Figura 6.4. Las principales fuentes de incertidumbre en los modelos de drenaje urbano

Fuente: Tomado de (Deletic *et al.*, 2012)

Figura 6.4 indica que las fuentes de incertidumbres están interrelacionadas. Los autores (Deletic *et al.*, 2012) argumentan que todas las fuentes de incertidumbre afectan a los parámetros del modelo y por consiguiente estos se colocan en la intersección de las tres categorías.

Incertidumbre en la entrada del modelo

Son las entradas que se requieren para correr un modelo calibrado o no calibrado. La incertidumbre de la entrada de los datos y los parámetros del modelo están en un mismo

rectángulo de línea azul como se observa en la Figura 6.4. Estas incertidumbres se pueden agrupar en las siguientes categorías que se enumeran a continuación.

(Dantos de Entrada), es la evaluación de la incertidumbre en los datos recolectados, teniendo en cuenta los efectos aleatorios, como sistemáticos. Dicha evaluación se debe elaborar en el proceso de recolección, que pueden ser medidos o estimado. Para la medición se recomienda normas internacionales como la ISO (2008), que son guías para cuantificar la propagación de incertidumbres en metrología. Para la estimación de los datos se recomienda utilizar distribuciones probabilísticas como la Gaussiana y la Uniforme (Deletic *et al.*, 2012).

(Parámetros del modelo), es la incertidumbre que se presenta en los valores de los parámetros calibrados. Es recomendable realizar un análisis de sensibilidad global de los parámetros, con el objetivo de derivar distribuciones de probabilidad para los parámetros dados o elegidos, para formar la región de confianza de las predicciones de modelado alrededor de una variable de salida medida especificada.

Incetidumbre en la calibración

Se relaciona con los procesos y datos utilizados en la calibración del modelo, por ello se encuentra en el mismo rectángulo de color rojo como se visualiza en la Figura 6.4.

(Mediciones en los Datos de Calibración), es la incertidumbre que se presenta en la medición de los datos utilizados en la calibración, igualmente que toda variable medidas, los errores podrían ser sistemáticos y/o aleatorios, y las distribuciones de probabilidad se utilizan para describir su incertidumbre. Deletic *et al.* (2012), recomienda que las incertidumbres de los datos se expliquen explícitamente mientras se calibra los parámetros.

(Mediciones en los Datos de Selección), consiste en la evaluación de la incertidumbre de la selección del conjunto de datos para la calibración. Mourad *et al.* (2005), utilizaron una metodología de muestreo aleatorio para estudiar el impacto de la disponibilidad de datos en la calibración de varios modelos de calidad de aguas urbanas, donde concluyeron que se requiere utilizar entre 60 y 100% del conjunto de datos disponibles para la calibración.

(Algoritmos de Calibración), son algoritmos de programación utilizados durante el proceso de la calibración, estos tipos de algoritmos pueden generar incertidumbres significativas en el rendimiento predictivo del modelo, ya que no existe certeza de encontrar siempre la mejor solución o el óptimo global (Beven & Freer, 2001).

(Funciones Objetivo), las funciones objetivas son criterios que el modelador utiliza para la calibración. Diferentes funciones objetivo pueden influir en las distribuciones de los parámetros (magnitud y forma) y, por lo tanto, afectar la aparente sensibilidad de los resultados modelados a cada parámetro y la incertidumbre general de las predicciones del modelo (Deletic *et al.*, 2012).

Incetidumbre en la estructura del modelo

Son las simplificaciones o insuficiencias en la descripción de los procesos espaciales y temporales distribuidos del mundo real. Los modelos mal planteados son difíciles de calibrar. En la Figura 6.4 las incertidumbres de los parámetros del modelo se colocan en la

intersección de las tres categorías. A continuación, se enumera las categorías de las estructuras del modelo.

(Conceptualización), son los errores de conceptualizaciones, problemas de omisión en procesos claves.

(Ecuación), consiste en las utilizaciones de ecuaciones que representan los procesos físicos, que pueden estar mal planteadas o codificadas y representar así inadecuadamente el proceso.

(Métodos Numéricos y Límites), son los procedimientos mediante, el cual se obtiene casi siempre de manera aproximada, la solución de ciertos problemas realizando cálculos estrictamente aritméticos y lógicos, en algunas ocasiones pueden estar mal definidos dando lugar a soluciones inexactas (Deletic *et al.*, 2012).

No exista una metodología concertada de la cuantificación total de la incertidumbre en la modelación en drenaje urbano (incertidumbres en la entrada, calibración y estructura del modelo), algunos autores como Deletic *et al.* (2012) citando a Dotto *et al* establecen 3 pasos básicos para su evaluación que son: selección de herramientas de análisis y conjuntos de datos para minimizar las incertidumbres; crear distribuciones de probabilidad de los parámetros del modelo mientras se propagan simultáneamente todas las incertidumbres de los datos; y comparación de modelos.

Sin embargo se han desarrollados métodos que se centran en evaluar la incertidumbre global como el enfoque Meta-Gaussiano de (Montanari & Brath, 2004), procedimientos como los Dotto *et al.* (2011) y uno de lo más reconocido el método de incertidumbre de verosimilitud generalizada (GLUE) (Beven & Binley, 1992).

6.6 Calibración y validación en modelos determinísticos

Para una cuantificación e análisis de predicciones de los resultados del modelo se requiere un proceso o metodología que compare los resultados obtenidos del modelo con los datos observados.

A continuación, se presenta algunas definiciones de diferentes autores de calibración.

“El proceso en el que se define un conjunto de parámetros del modelo que, combinado con un modelo de proceso validado, reproduce una situación medida específica lo mejor posible. Esto implica que en el proceso de calibración, la entrada del modelo se ajusta de tal manera que el resultado del modelo sea lo más cerca posible de una realidad observada específica. Cabe señalar que la entrada del modelo consiste en muchos tipos diferentes de parámetros” (Clemens, 2001).

“La calibración es el proceso en el que los parámetros de los componentes del modelo, para los cuales no están disponibles las observaciones directas, se estiman indirectamente al minimizar la discrepancia entre los resultados del modelo simulado y observado” (Chu *et al.*, 2010).

“La calibración es un proceso de ajuste de parámetros (automático o manual), hasta que las series de tiempo de salida observadas y calculadas muestren un grado de similitud suficientemente alto” (Wagener et al., 2003).

Este tipo de definiciones converge en algún sentido en tres términos generales que son; comparación de lo simulado vs observado. Comparar las simplificaciones abstractas obtenidas por un modelo y la “realidad” ambiental. Sin embargo, este tipo de concepto se ve limitado ante lo que representa el espacio y tiempo en una cuenca o territorio. Por lo dicho sería recomendable en el concepto involucrar las anteriores variables. Para el presente trabajo se utilizará la siguiente definición: calibración en modelos urbanos es la minimización o similitud de los datos simulados vs datos observados durante uno o más eventos de precipitaciones con características específicas y durante una época del año en algún territorio.

Cabe resaltar que calibración no es solo la búsqueda del mejor conjunto de parámetros, también corresponde a la búsqueda de una distribución de parámetros probables del modelo. Por lo cual se habla de funciones objetivo para optimización y funciones de verosimilitud para distribuciones probabilísticas.

Adicionalmente se requiere la validación de los parámetros calibrados para demostrar que el modelo seleccionado es realmente la representación correcta de la cuenca bajo investigación. Es importante destacar que validación y verificación son diferentes conceptos para autores como Oreskes *et al.* (1994), hacen una diferencia al describir que la verificación es la afirmación más firme, que significa establecer la verdad, mientras que la validación significa establecer legitimidad. Por lo que (Dotto *et al.*, 2014; Obropta & Kardos, 2007; Zhang *et al.*, 2015), sostienen que los modelos determinísticos de drenaje urbano puede conducir a varios conjuntos de parámetros de soluciones válidas y legítimas, pero no verídicas. Pero autores como Beven (2009) no acepta esos dos términos desde el punto de vista filosófico, ya que plantea en sus argumentos que “validación” o “verificación” implica un grado de creencias o de verdad que los modelos no tienen ya que son aproximaciones, por lo dicho, habla solo de modelos condicionalmente confirmados. Para el presente trabajo se utilizará el término validación.

Se toma como concepto de validación lo que escribieron los autores Refsgaard y Knudsen (1996) al definirlo como “el proceso de demostración que el modelo es capaz de hacer predicciones en un lugar específico determinado para períodos fuera del período de calibración”.

6.6.1 Parámetros y variables

Todo modelo determinístico tiene parámetros y variables, que son dos términos que no se deben confundir como argumenta Beven (2009), al decir que una variable es una cantidad que se calcula como parte de la solución de modelado y un parámetro modelo como una cantidad que representa las características intrínsecas del sistema y que el usuario especifica como externa al modelo. Igualmente, el autor clasifica en dos tipos los parámetros: aquellos que están destinado a reflejar las características específicas de la dinámica de un proceso (Eje. Modelo de cálculo hidráulico) y hay aquellos que están destinados a reflejar las características específicas de un lugar donde se está aplicando el modelo. Se puede deducir

que los parámetros determinan directamente la exactitud del modelo y sus previsiones (Zhang *et al.*, 2015).

6.6.2 Función objetivo

En la calibración de los modelos urbanos se utiliza una o más funciones objetivo, con el fin de mirar el rendimiento del modelo para poder orientar y aceptar la parada de búsqueda de los parámetros. Lo que implica que tiene un sustento en los criterios del modelador al elegir una o más funciones.

Autores como Deletic *et al.* (2012) argumenta que las funciones objetivo pueden influir en las distribuciones de los parámetros (magnitud y forma) y por lo tanto afectar la sensibilidad de los resultados del modelo y más si depende de una sola función objetivo. Esto puede conducir a un énfasis excesivo en cierto aspecto de la respuesta (ejemplo dar prioridad a flujos máximos y descartar flujos mínimos), debido a que los modelos hidrológicos generalmente no son capaces de adaptarse a todos los modos de respuesta del sistema con un solo conjunto de parámetros debido a la presencia de errores estructurales (Wagener *et al.*, 2004). Para mitigar este tipo de problemas autores como (Gupta *et al.*, 1998) implementa un enfoque multiobjetivo, donde la solución es un diagrama de Pareto. A continuación en la Tabla 6.1 se presentan las funciones objetivos más utilizadas en la calibración.

Tabla 6.1. Funciones objetivo

Nombre	Formula	Donde
Coefficiente de determinación de Nash-Sutcliffe	$1 - \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Obs_i - Mod_i)^2}{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Obs_i - \overline{Obs})^2}$ Ec. 6.1	Obs= datos observados mod= datos modelados
Raíz cuadrada del error cuadrático medio	$\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Mod_i - Obs_i)^2}$ Ec.6.2	
Error cuadrático del volumen total	$\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Vobs_i - Vmod_i)^2 \right)$ Ec.6.3	V=Volumen
Error relativo en la estimación del pico	$\frac{ \max(Obs) - \max(Mod) }{\max(Obs)}$ Ec. 6.4	Max= valor máximo de datos
Error relativo en la estimación del tiempo al pico	$\frac{ t_{pico\ Obs} - t_{pico\ Mod} }{t_{pico\ Obs}}$ Ec.6.5	t_{pico} = tiempo al pico del hidrograma
Error medio en la rama de ascenso	$\sqrt{\frac{1}{n_{asc}} \sum_{i=1}^{n_{asc}} (Mod_{i\ asc} - Obs_{i\ asc})^2}$ Ec.6.6	N_{asc} = número de datos de la rama ascendente del hidrograma
Error medio en la zona de recesión	$\sqrt{\frac{1}{n_{rec}} \sum_{i=1}^{n_{rec}} (Mod_{i\ rec} - Obs_{i\ rec})^2}$ Ec.6.7	N_{rec} = número de datos de la curva de recesión del hidrograma

Fuente: Tomado de Estupiñán (2009)

Una de las funciones objetivo más utilizadas en la calibración es el coeficiente de determinación de Nash-Sutcliffe (Nash & Sutcliffe, 1970), como se observa en la Ec.6.1, mide cuánto de la variabilidad de las observaciones es explicada por la simulación, estableciendo la eficiencia del modelo para predecir los caudales en comparación con la utilización del promedio como predictor de la variable. Los resultados pueden tomar valores entre $-\infty$ y 1,0, siendo 1,0 un ajuste perfecto. Valores negativos de NSE indican que promedio de los datos es un mejor predictor que los resultados simulados y un valor mayor a 0 implica que el modelo es mejor predictor que el promedio.

6.6.3 Función de Verosimilitud

La función de verosimilitud (o llamada "probabilidad") en el modelado es una medida de cómo se ajustan los buenos resultados de simulación y las correspondientes observaciones. Por lo tanto, la función de verosimilitud describe la distribución de probabilidad de los resultados del modelo como una función de los parámetros del modelo y la entrada del modelo (Kleidorfer, 2009).

Es decir que el rendimiento de un conjunto de parámetros en la predicción del modelo observado se puede evaluar mediante una medida de probabilidad (He *et al.*, 2010). Es por ello que se debe tener un criterio para elegir una función de verosimilitud, ya que si se aplican arbitrariamente y no representa razonablemente la distribución de los errores del modelo, los resultados no serán confiables (Nourali *et al.*, 2016).

Dado que los resultados este influenciado por la función de verosimilitud, a continuación, se describe una, el criterio de *Nash-Sutcliffe* como función de verosimilitud.

El criterio de Nash-Sutcliffe

Kleidorfer (2009), describe la siguiente función como la eficiencia Nash-Sutcliffe:

$$L_M(\theta_M^L, y, x) = \begin{cases} 1 - \frac{\sum_{t=1}^T (y_{obs}^t - f(\theta, x)^t)^2}{\sum_{t=1}^T (y_{obs} - y_{obs}^-)^2} & \forall \theta \mid \sum_{t=1}^T (y_{obs}^t - f(\theta, x)^t)^2 \leq \sum_{t=1}^T (y_{obs} - y_{obs}^-)^2 \\ 0 & \forall \theta \mid \sum_{t=1}^T (y_{obs}^t - f(\theta, x)^t)^2 > \sum_{t=1}^T (y_{obs} - y_{obs}^-)^2 \end{cases} \quad \text{Ec.6.8}$$

Donde L es la función de verosimilitud para un modelo M de forma generalizada en función de los parámetros del modelo θ_M , y mediciones observadas y y con entradas x . La eficiencia de *Nash-Sutcliffe* arroja un valor en el intervalo $]-\infty \mid 1]$ donde 1 representa un ajuste perfecto entre la salida del modelo y los datos observados, por lo tanto, el criterio de verosimilitud es la restricción en el intervalo $[0 \mid 1]$. Donde un valor de probabilidad 0 significa que el conjunto de parámetros es rechazado.

6.6.4 Análisis de sensibilidad

La sensibilidad es la tasa de cambio en un factor con respecto al cambio en otro factor (McCuen, 1973). El análisis de sensibilidad es importante porque ayuda a mejorar la comprensión del comportamiento del modelo y también es compatible con la calibración, validación del modelo y la recopilación de datos. Su objetivo es detallar el cambio en la

producción de modelo de un cambio de la entrada del modelo (parámetros) y observar los parámetros que son influyentes (Kleidorfer, 2009).

El análisis de sensibilidad se puede realizar en dos etapas diferentes según Wagener *et al.* (2004). En primer lugar, se puede colocar antes del paso de calibración para identificar los parámetros más importantes, y por lo tanto los componentes del modelo, con respecto al rendimiento del modelo. La segunda opción es realizar un análisis de sensibilidad después del paso de calibración para estimar si los parámetros están bien o mal identificados.

Existen 3 metodos más reconocidos para poder encontrar esos parametros más influyentes en los modelos hidrológicos (Beven, 2009; Kleidorfer, 2009), que a continuación se describen.

Análisis de sensibilidad local: también es conocido como “análisis de sensibilidad puntual”, donde varía solo un parámetro y se basa en una linealización del modelo. La principal ventaja, es que los recursos computacionales no son tan exigentes, donde puede dar una estimación aproximada del impacto en los cambios. El problema en este método es que los modelos hidrológicos en su mayoría son dinámicos y no lineales.

Análisis de sensibilidad global: Este tipo de método utiliza una distribución de parámetros y los parámetros son valores aleatorios muestreados de esa distribución. Este tipo de métodos se asemeja mucho a las metodologías de análisis de incertidumbre.

El método de Hornberger-Spear-Young: También llamado como “análisis de sensibilidad generalizada” y sus siglas en inglés (GSA) por George Hornberger, Bob Spear y Peter Young. El proceso consiste en elegir aleatoriamente una distribución de parámetros y en la salida del modelo de cada iteración se clasifica para cumplir con un comportamiento específico B o no ($\neg B$). Donde posteriormente se tiene dos subconjuntos del resultado del modelo y los respectivos parámetros correspondientes. Al comparar las distribuciones acumulativas de los parámetros de esos dos subconjuntos, es posible estimar la sensibilidad de la salida del modelo a los cambios de los valores de los parámetros. Si la distribuciones acumulativas muestra un cambio se interpreta como sensible de lo contrario no (Kleidorfer, 2009).

6.7 Modelo determinístico Storm Water Management Model -SWMM

El modelo EPA SWMM (Storm Water Management Model), de la Agencia de Protección del Medio Ambiente de los Estados Unidos (USEPA, U.S. Environmental Protection Agency), es un modelo determinístico y distribuido que permite simular el comportamiento hidrológico e hidráulico de un sistema de drenaje urbano, tanto de cantidad de agua como de calidad de la misma. El programa está dividido en bloques que son: el bloque Runoff es el encargado de simular los procesos de transformación de lluvia-escurrimiento de una cuenca y los procesos de acumulación y lavados de contaminantes; el bloque Transport permite modelar la hidráulica del sistema de alcantarillado de forma simplificada, así como los procesos de transporte de sedimentos y de degradación de contaminantes; el bloque Extran simula los procesos de transporte del flujo a través de los conductos, nodos y depósitos mediante las ecuaciones de *Saint-Venant*; y el bloque Storage/Treatment es el encargado de simular los procesos de control y tratamiento de reboses (Estupiñán, 2009; Ferrer *et al.*, 2007).

A continuación, se describe de forma más detallada el bloque Runoff del modelo SWMM, ya que es el encargado de generar la escorrentía superficial de una cuenca y por ello de contener los parámetros de calibración que se trataron en el presente trabajo.

Bloque Runoff del modelo SWMM

En este módulo su función es simular los fenómenos de transformación de lluvia-escorrentía de una cuenca y la entrada de hidrogramas en la red de drenaje. La cuenca se puede dividir en sub-cuencas o áreas más pequeñas, de las cuales cada una genera su propia escorrentía, que se concentra en un solo lugar, nodo, salida u otra sub-cuenca. La información de este bloque se transmitirá a los siguientes módulos (Ferrer *et al.*, 2007).

Las entradas (inputs) requeridos por el bloque Runoff son: (1) datos meteorológicos. Son los eventos de lluvia, que se puede introducir en hietogramas; (2) características de las sub-cuencas, donde se requiere información como: la asignación de un evento de lluvia en cada sub-cuenca (hietogramas), número de identificación de la sub-cuenca, identificación del lugar donde drena la sub-cuenca; (3) otros parámetros como son el intervalo de tiempo de la discretización numérica, así como la duración total de la simulación, sistema de unidades, etc.

Parámetros de calibración para el bloque Runoff

Para los parámetros del bloque Runoff del modelo SWMM, Liong *et al.* (1991), los clasificó en dos grupos: (1) los parámetros tradicionales y (2) parámetros no tradicionales. Los primeros incluyen coeficientes de rugosidad de las superficies impermeables, permeables y tuberías, almacenamiento de las superficies impermeables y permeables, parámetros de infiltración y el coeficiente de decaimiento de la curva Horton. Los no tradicionales consisten en el ancho, pendiente y porcentaje de área impermeabilidad de la cuenca.

Ancho de área (Width)

Corresponde a la anchura del depósito que está representando a una determinada sub-cuenca y que debe estimarse a partir de la forma geométrica real de la misma, que no será ni uniforme ni simétrica. Asumiendo una cuenca rectangular y para una misma superficie, un mayor ancho producirá hidrogramas de salida de la sub-cuenca de menor duración y mayor caudal punta, mientras que un ancho menor retrasará la punta del hidrograma, produciendo un efecto de laminación (Ferrer *et al.*, 2007).

Pendiente del área (Slope)

La importancia de la pendiente de la cuenca radica en que esta controla la velocidad del flujo de escorrentía superficial, por lo tanto el tiempo de concentración a la salida (Cárdenas, 2008).

Porcentaje de área impermeabilidad (%Imperv)

El parámetro de impermeabilidad describe el porcentaje de superficies impermeables en relación con el área total de la sub-área.

Infiltración (max., min. y coef de infiltration)

Para las áreas permeables los usuarios de SWMM tienen la opción de especificar uno de los tres modelos de infiltración: el método del número de curva (CN) de la SCS (Soil Conservation Service) por sus siglas en inglés, Horton y Green-Ampt modificado. La metodología seleccionada depende de la cantidad de información de suelos disponible. Para el presente estudio se utilizó el modelo Horton.

Modelo de Horton: Basado en observación empírica y propone que la infiltración decrece exponencialmente desde un valor inicial máximo hasta un cierto valor mínimo a lo largo del evento de lluvia. El método es aplicable a eventos para los cuales la intensidad de la lluvia excede siempre la capacidad de infiltración (James *et al.*, 2010). De lo anterior se puede deducir que el método tiene una gran incertidumbre para la utilización de eventos de lluvias de intensidades bajas.

Los datos necesarios para la aplicación del modelo Horton son los valores de infiltración máxima, mínima y el coeficiente de decaimiento que describi la rapidez que se produce la disminución de la infiltración a lo largo del tiempo.

Aunque el método de Horton es uno de los más utilizados (Cárdenas, 2008; Méndez, 2012), hay poca ayuda al usuario a seleccionar los valores de los parámetros, debido a que los valores reales de tasa mínima de infiltración y coeficiente de decaimiento dependen del suelo, la vegetación y el contenido de humedad inicial, idealmente estos parámetros deben estimarse usando los resultados de las pruebas de infiltrómetro de campo para una serie de sitios de la cuenca y para un número de condiciones de humedad anteriores (Rossman & Huber, 2015).

Profundidad de almacenamiento para zonas impermeables (Dstore-Imperv)

La Profundidad de almacenamiento para zonas impermeables es el dato que permite definir en mm la altura máxima de lámina de agua almacenada en zonas cubiertas.

Profundidad de almacenamiento para zonas permeables (Dstore-Perv)

Es el dato que permite definir en unidades mm la altura máxima del agua almacenada en zonas descubiertas como el césped, los bosque y lechos.

Porcentaje de suelo impermeable que no presenta almacenamiento en depresión (% Zero-Imperv)

Es el porcentaje de área del área total de la sub-cuenca que no presenta almacenamiento en depresiones, que varían de 0 a 100%.

Rugosidad de la zona impermeable (N-Imperv)

Es el coeficiente de Manning que se les da a superficies impermeables en la zona.

Rugosidad de la zona permeable (N-Perv)

Es el coeficiente de Manning que se les da a superficies permeables en la zona.

Otros requerimientos

Como el tamaño máximo que debe de tener una sub-cuenca. Algunos autores recomiendan que la sub-cuenca no debe ser dividida en elementos no mayores al 1% de la superficie total (Bathurst, 1986), no mayores al 2,5% (Burns *et al.*, 2007). Por otro lado Acosta (2014) y Wood *et al.* (1988), consideran que el óptimo máximo debe ser no mayor al 3% del área total. Para el tamaño mínimo que debe tener una sub-cuenca en su esquematización, no existe un valor definido, pero si existen recomendaciones que según Roesner *et al.* (1988) y Ferrer *et al.* (2007), consideran que no es conveniente utilizar divisiones de la cuenca de estudio en sub-cuencas de pocos metros cuadrados y con incrementos de tiempo largos (varios minutos), para prevenir problemas de convergencia del esquema, sin describir el rango.

Para mayor detalle del modelo SWMM y sus bloques se recomienda (Cárdenas, 2008; James *et al.*, 2010; Rossman & Huber, 2015).

6.8 Base de datos

Una base de datos es un conjunto de datos relacionados, o bien, datos con características similares, que se encuentran almacenados entre los que existen relaciones lógicas y que ha sido diseñada para satisfacer los requerimientos de información de una empresa o aplicación (Law *et al.*, 1987; Montes, 2011).

La base de datos tiene alguna fuente de la cual provienen los datos, algún grado de interacción con los sucesos del mundo real, y una audiencia que está activamente interesada en el contenido de la base de datos (Montes, 2011).

La base de datos ofrece las siguientes ventajas en la ingeniería según autores como Law *et al.* (1987): posibilidad de almacenar o acceder a datos independientemente de su uso, posibilidad de representar relaciones (complejas) existentes entre los datos, control de redundancia de datos, posibilidad de mantener la coherencia de los datos y la integridad de los datos, simplicidad mediante la cual los programas de aplicación pueden desarrollarse y escribirse rápidamente en un lenguaje de alto nivel y flexibilidad y facilidades de generación de informes.

6.8.1 Sistema de gestión de base de datos

Un sistema de gestión de bases de datos (*SGDB*, en inglés *DataBase Management System* o *DBMS*), es un software que permiten a los usuarios crear, organizar, mantener y proteger los datos (Law *et al.*, 1987).

Un sistema de gestión de base de datos debe tener unas características como lo menciona Montes (2011), que a continuación se describen.

- I. Debe proporcionar a los usuarios la capacidad de almacenar datos en la base de datos, acceder a ellos y actualizarlos.
- II. Debe proporcionar un catálogo en el que se almacenen las descripciones de los datos y que sea accesible por los usuarios.
- III. Debe proporcionar un mecanismo que garantice que sólo los usuarios autorizados pueden acceder a la base de datos.
- IV. Debe ser capaz de integrarse con algún software de comunicación.

- V. Debe proporcionar los medios necesarios para garantizar que tanto los datos de la base de datos, como los cambios que se realizan sobre estos datos, sigan ciertas reglas.
- VI. Debe permitir que se mantenga la independencia entre los programas y la estructura de la base de datos.

El tiempo de respuesta debe ser el mínimo en darnos la información solicitada y en almacenar los cambios realizados

6.8.2 MariaDB

Dentro de los sistemas de gestión de base de datos encontramos a *MariaDB*, que es la continuación mejorada de *MySQL*, creado por Michael Widenius y lanzada por primera vez al público en el año 2009 (Bartholomew, 2013).

MySQL surgió en el año 1990 para una base de datos rápida y flexible para su uso en aplicaciones basadas en la web. De código abierto y con un lenguaje de programación de base de datos llamado *SQL*. MySQL fue desarrollado por la empresa MySQL Ab, donde posteriormente la compañía fue adquirida por Sun Microsystems en el año 2008 y esta a su vez por Oracle Corporation en el 2009 (Bartholomew, 2012).

El proceso y los componentes de MariaDB desde el punto de vista de un usuario según Razzoli (2014) consisten en lo siguiente:

- I. Cuando un cliente se conecta a MariaDB, se realiza una autenticación basada en el nombre de host, nombre de usuario y contraseña del cliente. La autenticación se puede delegar opcionalmente a un complemento.
- II. Si el inicio de sesión tiene éxito, el cliente puede enviar una consulta SQL al servidor.
- III. El analizador entiende la cadena SQL.
- IV. El servidor verifica si el cliente tiene los permisos necesarios para la acción solicitada.
- V. Si la consulta se almacena en el caché de consultas, los resultados se devuelven inmediatamente al cliente.
- VI. El optimizador intentará encontrar la estrategia de ejecución más rápida o el plan de consulta.
- VII. Los administradores o “motores” de almacenamiento leen y escriben los datos y los archivos de índice y cualquier caché que puedan usar para acelerar las operaciones.

A continuación en la Figura 6.5 se presenta la arquitectura de MariaDB.

Se puede acceder de este gestor de datos desde el siguiente links: <https://mariadb.org/> . Para mayor detalle de MYQSL y MariaDB el libro de Dyer (2015) y Bartholomew (2013).

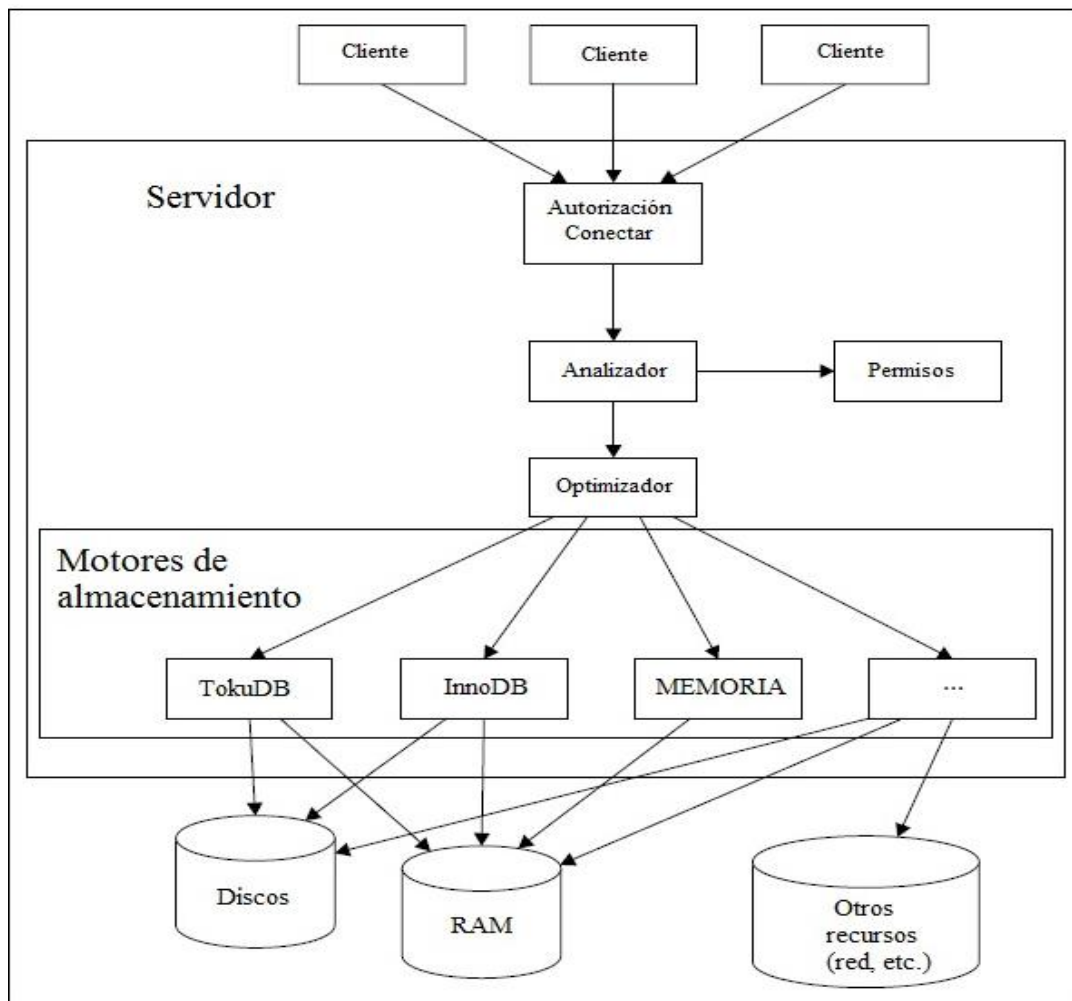


Figura 6.5. Arquitectura de MariaDB

Fuente: Tomado de Razzoli (2014)

6.9 Lenguaje de programación Java

El lenguaje de programación de Java fue creado por la compañía Sun Microsystems Inc. en 1990, como un proyecto para desarrollar un sistema que controlara electrodomésticos, específicamente televisión interactiva, este programa se llamó *Oak* que tenía características como: pequeño, robusto, independiente de la máquina y orientados a objetos. El proyecto finalizó en 1992 debido a su alto costo en relación con otros proyectos existentes. En el año 1995 el proyecto se retomó gracias a distribuir el lenguaje libremente por internet, bajo el lema “*La red es la computadora*”, donde se popularizó y programadores lo depuraron y terminaron perfilar según lo que ellos necesitaban. Se añadieron numerosas clases y posteriormente le cambiaron el nombre por *Java* (Alegre, 2003; López, 2008).

Elementos básicos de Java.

En java, todo prácticamente son clases (objetos), entiéndase por clase “*abstracción que define un tipo de objeto especificando qué propiedades y operaciones disponibles va a tener*” es decir que un objeto tiene ciertas características que los conforman y es conocido

con el nombre de atributos. Toda la programación es orientada a objetos, por esta razón un programa estará formado por uno o varios archivos fuente donde cada uno tendrá definido una o varias clases (López, 2008).

Java es un lenguaje de alto nivel muy potente y versátil, multiplataforma lo que implica que se puede correr en cualquier sistema operativo como Windows, Mac OS y Linux. Esta portabilidad se debe a su entorno de ejecución llamado *Java Runtime Environment* (JRE), es el encargado de proporcionar unas librerías básicas a una máquina virtual Java (JVM) (Alegre, 2003). Java es de libre acceso y está disponible para los principales sistemas operativos en <http://www.oracle.com/technetwork/java/index.html>.

Funcionamiento de Java.

El funcionamiento de java consiste en 4 pasos fundamentales que incluyen: crear el código en java, que es el archivo utilizado durante la fase programación; compilar el código de Java, que es verificar la estructura de las clases, su escritura, su funcionamiento, y chequear posibles errores; y luego pasa al Byte Codes (.Class), es el encargado de convertir todo el código de Java en lenguaje de máquina; Posteriormente la máquina virtual Java, interpreta el código de java convirtiéndolo en un lenguaje entendible para las computadoras. El proceso de funcionamiento de Java se resume en la Figura 6.6.

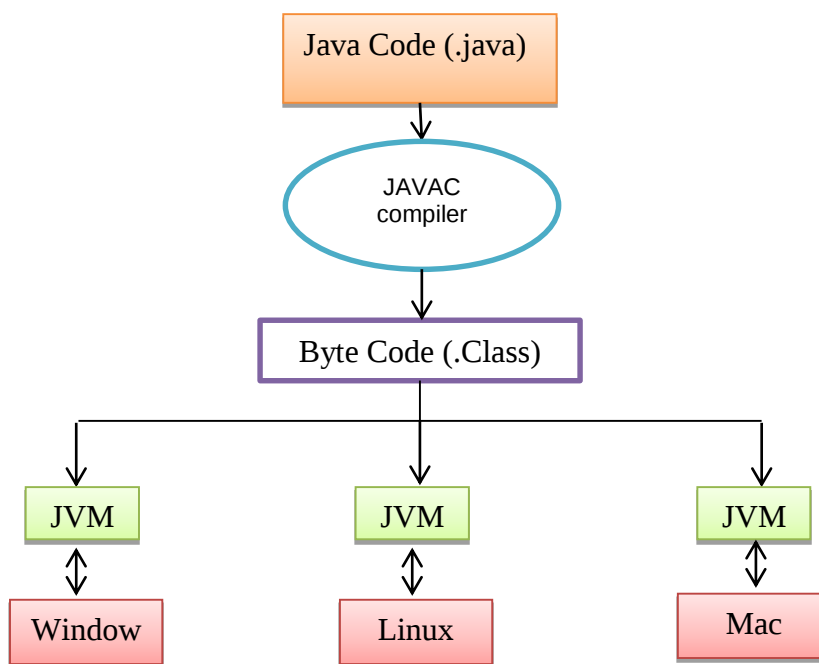


Figura 6.6. Funcionamiento de Java
FUENTE: TOMADO DE LÓPEZ, 2008 & JAVA.COM

Java permite conectarse con un gestor de almacenamiento, para gestionar la respectiva información que se requiera almacenar. Para mayor información de cómo hacer las respectivas conexiones entre el lenguaje de programación Java y el sistema de gestor de datos MariaDB el libro de Reese *et al.* (2000).

7 METODOLOGÍA

7.1 Descripción del área de estudio

El Sistema de Drenaje de la ciudad de Cali por sus condiciones topográficas está dividido en tres partes: el Sistema de drenaje Noroccidental, Sistema de drenaje Suroriental y Sistema de Drenaje Sur. Este último incluye las áreas de drenaje altas de los ríos Lili, Meléndez y Cañaveralejo. El Río Meléndez hace parte como cauce principal de la cuenca hidrográfica Meléndez que se localiza en la zona sur occidental de la ciudad de Cali.

La cuenca del Río Meléndez está ubicada en la zona sur-occidental de Cali, en el departamento del Valle del Cauca (Figura 7.1). El Río Meléndez nace en la Cordillera Occidental en la cota 2.800 m.s.n.m. dentro del Parque Nacional Natural Los Farallones de Cali, tiene una longitud aproximadamente de 25 km. La cuenca tiene aproximadamente un área de 3.832 ha que se divide en tres zonas o áreas debido a su sus pendientes y características en tres unidades geomorfológicas, como se observa en la Figura 7.1 (UNIVALLE & DAGMA, 2004).

La cuenca del Río Meléndez limita al norte con la cuenca del Río Pichindé y Cañaveralejo, al sur con las microcuencas del Río Pance y Lili, al oriente con la divisora de aguas de la cuenca del Río Cañaveralejo y con el casco urbano de la ciudad de Cali y al occidente con las divisoras de la cuenca del Río Pance y Pichindé.

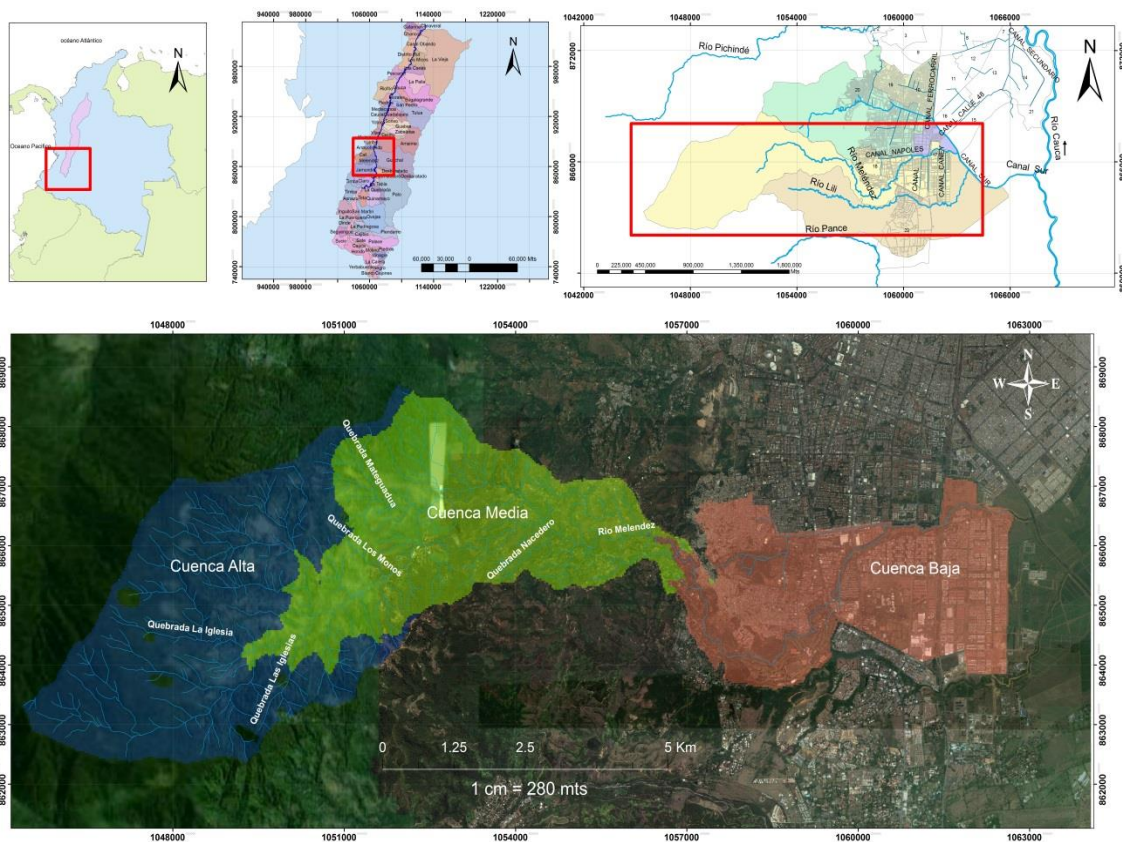


Figura 7.1. Cuenca del Río Meléndez

La cuenca alta corresponde desde el nacimiento del Río en el corregimiento de Villa Carmelo aproximadamente a la altura de la cota 2.800, hasta la cota 1.800 m.s.n.m, en este tramo del Río se caracteriza por tener pendientes fuertes (superiores al 75%). La cuenca media comprendida desde la altura de 1.800 m.s.n.m hasta la entrada a la ciudad en las cercanías al Club Campestre de Cali, aproximadamente en la cota 994 m.s.n.m, presenta pendientes entre 15 y 50%. La cuenca baja comprende el sector ubicado desde el Club Campestre de Cali hasta la desembocadura del Río Meléndez en el Canal Interceptor Sur y corresponde al lugar en donde se inicia la zona plana denominada como el cono del Río Meléndez (UNIVALLE & DAGMA, 2004).

La red de monitoreo de la cuenca del Río Meléndez está conformada por estaciones del Ideam (Univalle), la CVC (Corea, Alto Iglesias, La Fonda y Calle 5) y DAGMA (Estación automática de precipitación de Nápoles y Meléndez-PTAR). En la Tabla 7.1 se presenta información adicional de estas estaciones.

Tabla 7.1. Estaciones de monitoreo en la cuenca del Río Meléndez

Nombre de la estación	Tipo	Altitud	Fecha de instalación	Fecha de suspensión	Entidad
Corea	Pluviométrica	2.580	01/12/1964	01/03/1986	CVC
Alto Iglesias	Pluviográfica	1.705	01/02/1981	-----	CVC
La Fonda	Pluviométrica	1.298	01/12/1964	-----	CVC
Nápoles	Est. Automática	990	2014	-----	DAGMA
Meléndez-PTAR	Est. Automática	958	2014	-----	DAGMA
Universidad del Valle	Climatológica	985	1965	-----	IDEAM
Calle 5	Limnigrafica	987,56	01/11/1982	2006	CVC

Est. Automática: Miden oxígeno disuelto, conductividad, pH, turbiedad, temperatura, nivel y precipitación.

Fuente: Tomado de (Castrillon, 2014; CVC, 2011; DAGMA, 2016)

La cuenca del Río Meléndez presenta un régimen de lluvias bimodal, donde los periodos lluviosos ocurren entre marzo-mayo y septiembre-noviembre, como se ilustra en la Figura 7.2 de algunas estaciones.

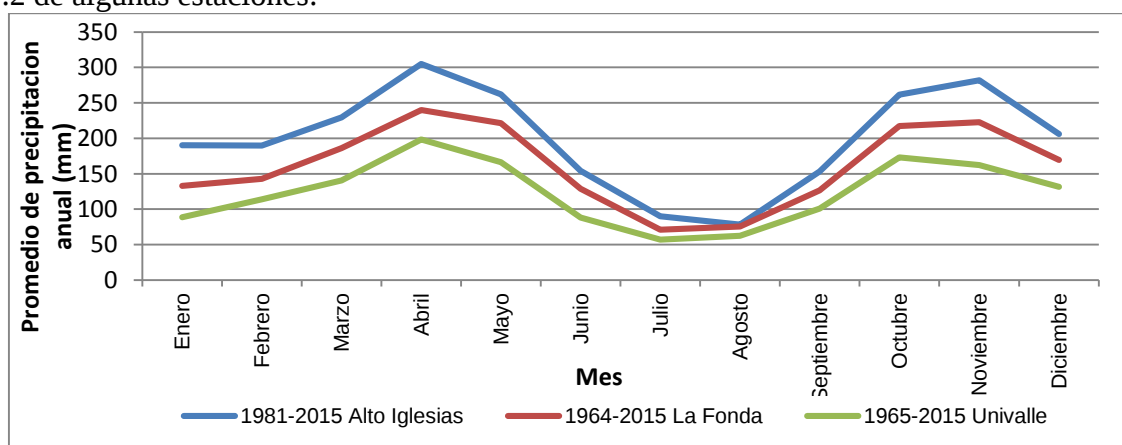


Figura 7.2. Precipitaciones promedio de la cuenca del río Meléndez

Fuente: (CVC, 2015; IDEAM, 2015)

7.2 Metodología y técnicas de calibración en modelos determinísticos.

Se utilizó la metodología de gestión de información de temas científicos propuesta por Gómez *et al.* (2014) para identificar los métodos y técnicas más utilizadas en la calibración de modelos determinísticos en drenaje urbano. Dicha metodología se compone de cuatro fases: *Definición del problema*; ii. *Búsqueda de la información*; iii. *Organización de la información*; y iv. *Análisis de la información*.

Para la definición del problema, se partió de los conceptos calibración e incertidumbre en modelos hidrológicos; para la búsqueda de información se utilizó la base de datos *Scopus*, empleando las palabras clave: “calibración”, “modelos hidrológicos”, y “modelos drenaje urbanos”. El periodo de observación fue desde 1978 hasta febrero de 2018.

Las ecuaciones de búsqueda empleadas fueron: “*calibration*” AND “*Hydrological models*” OR “*urban drainage models*”.

Para organizar la información y seleccionar los artículos más relevantes, se empleó el programa Gephi 0.9.2 (<https://gephi.org/>) de código gratuito, el cual puede hacer estudios bibliométricos. La información obtenida se organiza de forma descendiente en número de citaciones, donde las mayores citaciones tiene los círculos más grandes (Figura 7.3), posteriormente se utiliza una distribución de *Yifan Hu*, para encontrar los vínculos que existen entre los diferentes autores, como se observa en la líneas salientes de cada círculo de la Figura 7.3. Y por último en este paso, se organiza la información correspondiente al número artículos por año, siendo el año 2017 con el mayor porcentaje de artículos publicados con un 60,17% respectivamente.

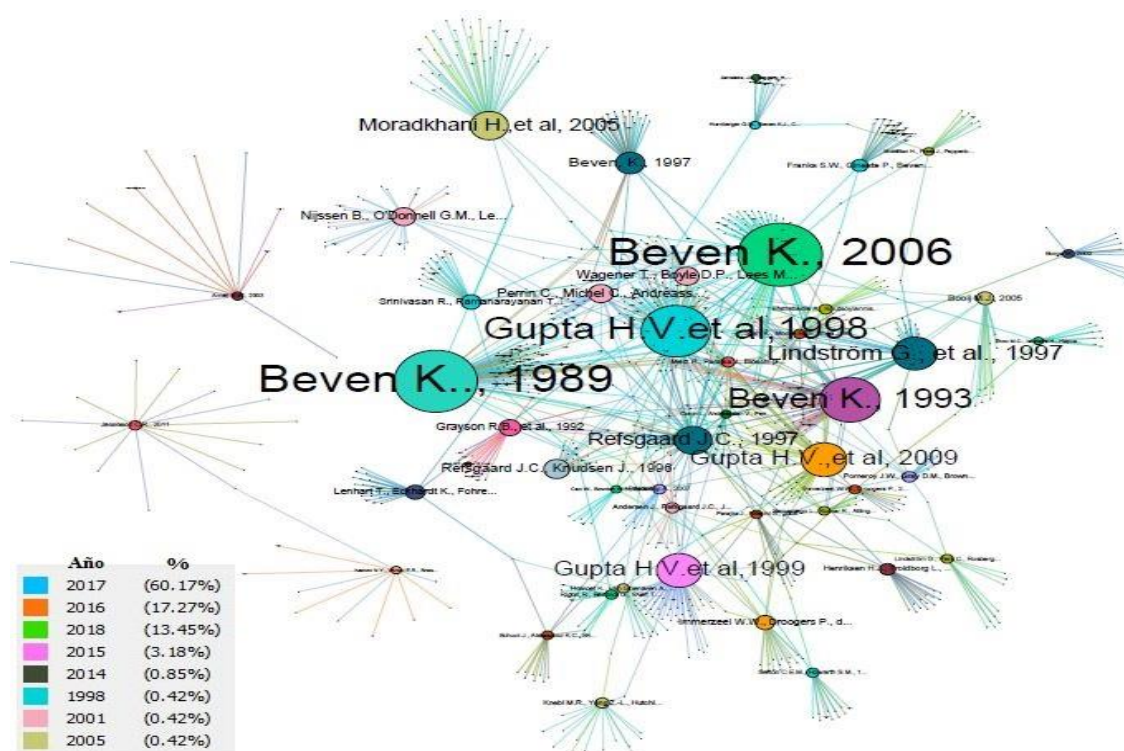


Figura 7.3. Organización de artículos por número de citaciones, interacción entre ellos y año de publicación

Con la información organizada, se seleccionaron los documentos y autores a revisar (círculos más grandes, Figura 7.3) y mediante la lectura de los resúmenes y conclusiones de dichos artículos, se tomaron los principales artículos con las ideas más importantes y los aspectos más relevantes para el tema de estudio.

Los documentos filtrados fueron estudiados con mayor detalle, para de esta manera seleccionar los de verdadera relevancia para la investigación. De este modo se seleccionaron en total 7 métodos y técnicas de calibración en modelos determinísticos drenaje urbano.

7.3 Desarrollo de la metodología de calibración/validación en modelos determinístico

7.3.1 Descripción general de la metodología de calibración/validación

En la Figura 7.4 se ilustra la metodología que se utilizó para la calibración/validación en modelo determinístico donde incluye tres bloques: el primer bloque corresponde almacenamiento y comparación de códigos únicos normalizados, que específicamente es la creación de intensidades y parámetros, simulación, almacenamientos, conversión a códigos únicos normalizados y comparación de las intensidades de precipitación, caudales y sus respectivas razones tanto para los datos simulados como observados (recuadro azul Figura 7.4); el segundo bloque corresponde en encontrar distribuciones o tablas de frecuencias para hallar la frecuencias de clase (recuadro rojo Figura 7.4) de los resultados del primer bloque; y el último bloque es la combinación de la marca de clases de los parámetros más influyente o sensibles (recuadro morado Figura 7.4) que se encontraron en el segundo bloque. Todo lo anterior marcado dentro de un rango de incertidumbre, como se observa en la Figura 7.4 (recuadro verde).

7.3.2 Bloque 1. Almacenamientos y comparación de códigos únicos normalizados

Principios del modelado determinístico de drenaje urbano y eventos únicos

Uno de los principales fundamentos del Bloque 1, consiste en el principio del modelo determinístico o abstractos que representa una “realidad” de forma simplificada expresada matemáticamente, donde busca simular las condiciones reales a través de las relaciones causa y efecto. Es decir que, si se tiene la estructura correcta del modelo, los parámetros apropiados con las respectivas condiciones de contornos limitadas y condiciones iniciales de la zona de estudio se podrán determinar los respectivos hidrogramas de una sub-cuenca (efectos). Por ello se utiliza un modelo determinístico para poder simular miles de eventos de lluvias y parámetros aleatoriamente dentro de un límite, así poder comparar los resultados obtenidos del modelo con los datos observados (caudales) en una zona de estudio delimitada, encontrando los mejores resultados que coincidan tanto lo simulado vs lo observado y asociar los respectivos parámetros (causa).

El segundo fundamento del Bloque 1 se basa las entradas que tiene un modelo determinístico, como son las precipitaciones que son distribuciones probabilísticas o aleatorias que no tiene un valor fijo en un determinado punto del espacio y tiempo. Lo que conlleva a deducir que cada evento de lluvia es único e irrepetible por las mismas condiciones dinámicas que existen en el ambiente e igualmente podríamos decir de la escorrentía que se formar a partir de estas lluvias. Es decir que las precipitaciones y los

caudales formados por estas lluvias solo se podrían presentar una sola vez en el sistema como eventos únicos. Donde cada evento se convierte en códigos únicos normalizados que es la representación numérica de una gráfica.

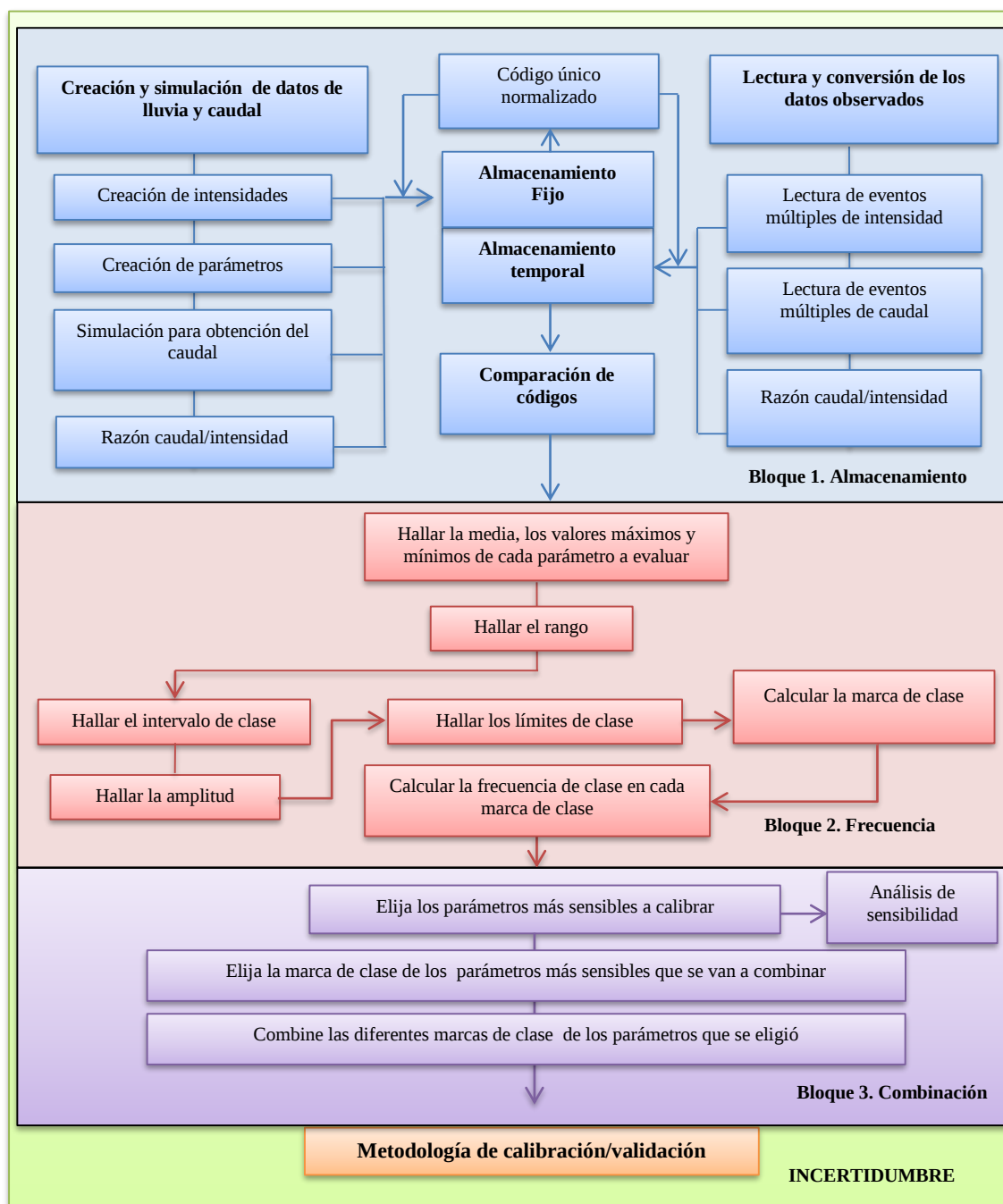


Figura 7.4. Esquema general de la metodología de calibración/validación en modelos determinísticos

Con los fundamentos descritos anteriormente se procede primero a crear las intensidades de lluvias y parámetros aleatoriamente, para luego poder simularlos en el modelo determinístico SWMM y así obtener los hidrogramas respectivos y posteriormente realizar la razón entre el caudal y lluvia para obtener otra comparación alterna al caudal. Todo lo

anterior se almacena en un sistema de gestor de base de datos (almacenamiento fijo), con el propósito de ganar precisión y optimizar tiempo en las respectivas búsquedas de caudal o razón (caudal/intensidad). Pero para que exista una comparación se debe también almacenar temporalmente los datos de eventos observados, tanto intensidades como caudales, e igualmente hacer el respectivo proceso de razón caudal/intensidad, como se observa en la Figura 7.4 (recuadro azul).

Con el almacenamiento de las series de intensidad de lluvia, caudales, razón caudal/intensidad (creadas y observadas) y los parámetros, se procede a convertirlas en códigos únicos normalizados (excepto los parámetros), con el propósito de poner a la misma escala los valores obtenidos en cada serie y facilitar su uso posteriormente, como su comparación. Igualmente dichas series convertidas en códigos únicos se almacena en el gestor de datos como almacenamiento fijo o temporal según los datos observados o creados (Figura 7.4 recuadro azul).

Creación de datos de las series de intensidad de precipitación y parámetros

Se requiere miles de series de intensidad de precipitación y parámetros creados aleatoriamente, como insumos básicos para la obtención de los hidrogramas en el modelo, para posteriormente guardarlos en el gestor de almacenamiento MariaDB. Para ello se requiere que los datos de las intensidades de precipitación como los parámetros tengan un rango de valores mínimos y máximos que puedan tener, para delimitar la aleatoriedad de la creación de los datos. Teniendo en cuenta que solo se va calibrar en el modelo SWMM los parámetros del Bloque Runoff, ya que son los encargados de la generación de escorrentía superficial de una sub-cuenca. Con relación a los valores máximos y mínimos que pueden tomar los datos de las intensidades de precipitación, se puede utilizar datos históricos de cualesquiera estaciones pluviográficas como referencia.

Con cada generación de una serie de intensidad de precipitación se crea igualmente un conjunto de parámetros, que evalúa la intensidad para obtener una serie de caudales o un hidrograma, lo que en el presente trabajo se llama una corrida, a la creación de una serie de intensidad, conjunto de parámetros, un hidrograma y razón caudal/intensidad.

Creación de intensidades de precipitaciones para el modelo determinístico SWMM

Para los eventos de lluvia creados aleatoriamente se tuvo como mínimo y máximo un registro de 6 y 25 datos respectivamente, como conformación de una serie de intensidad de precipitación. En el cual se utilizó como criterio para las distribuciones temporales de los diferentes eventos de lluvia, valores totalmente aleatorios, donde cada valor de la serie de intensidad puede ser un dato de intensidad máximo, ver Ecuación 7.1. Sin embargo, también se podría utilizar los registros históricos de las estaciones pluviográficas que se tenga información o del lugar que se quiere estudiar.

$$\text{Intensidad} = (\partial * \text{Intmax}) \quad \text{Ec. 7.1}$$

Donde

∂ = valor aleatorio entre 0 y 1

Intmax= intensidad máxima para cada intervalo de tiempo

Los tiempos utilizados para la creación de los registro de intensidad correspondieron a 5, 10 y 20 minutos, ya que son los más típicos que se encontraron en las estaciones pluviográficas que se tiene información, como el Edificio CVC, Alto Iglesias y Cañaveralejo (CVC, 2015) y que el modelo SWMM tiene entre sus opciones para registrar. Igualmente se utilizó la información de las estaciones para delimitar los valores máximos que pueden tomar cada intervalo, donde se encontró lo máximos históricos correspondieron a 28, 50 y 65 mm/hora para 5,10 y 20 minutos respectivamente.

Creación de los parámetros aleatorios para el modelo determinístico SWMM

Para la creación de los parámetros se tiene en cuenta límites de valores mínimos y máximos que pueden tomar una sub-cuenca en general según las respectivas referencias bibliográficas como se visualiza en la Tabla 7.2, igualmente se presenta las respectivas ecuaciones que se utilizaron para la creación aleatoria de los valores de los parámetros.

Tabla 7.2. Valores mínimos y máximos de las condiciones iniciales y los límites de una sub-cuenca general

Parámetros sub-cuenca	Valor Mínimo	Valor Máximo	Unidades	Ecuación
Área de la sub-cuenca*	0,5	240	ha	
Ancho de la cuenca (Width)	0	1549	m	$Area=Aw*La$ Ec.7.2
Pendiente de la cuenca (Slope)	0	100	%	$Slope=\sigma*100$ Ec.7.3
Porcentaje de área impermeable de la cuenca (% Imperv)	0	100	%	$\% Imperv=\sigma*100$ Ec.7.4
Rugosidad de la zona impermeable (N-imperv) ^a	0,01	0,020	---	$N-Imper=(\sigma*0,01)+0,01$ Ec.7.5
Rugosidad de la zona permeable (N-Perv) ^a	0,021	0,8	---	$N-Perv=(\sigma*0,779)+0,021$ Ec.7.6
Profundidad de almacenamiento para zonas impermeables (Dstore-Imperv) ^b	0	50	mm	$S-Imperv=\sigma*50$ Ec.7.7
Profundidad de almacenamiento para zonas permeables (Dstore-Perv) ^b	0	150	mm	$S-Perv=\sigma*150$ Ec.7.8
Porcentaje de suelo impermeable que no presenta almacenamiento en depresión (% Zero-Imperv)	0	100	%	$PctZero=\sigma*100$ Ec.7.9
Tasa mínima de infiltración en la curva de Horton (Min. Infil. Rate) ^c	0	200	mm/h	$MinRate=\sigma*200$ Ec.7.10
Tasa máxima de infiltración en la curva de Horton (Max. Infil. Rate) ^c	10	450	mm/h	$MaxRate=(\sigma*440)+10$ Ec.7.11
Constante de decaimiento del índice de infiltración para la curva de Horton (Decay Coeficient) ^c	0	32	1/h	$Decay=\sigma*32$ Ec.7.12

Fuente: a) (Crawford & Linsley, 1966; Engman, 1986; Yen, 2001), b) (M. Gómez, 2007; Rossman, 2005), c) (Pitt et al., 1999; Rawls et al., 1976; Rossman, 2005).

*el área no es un parámetro de calibración, pero se utiliza para la calibración del ancho

Área

El área no corresponde a un parámetro de calibración, pero específicamente para el modelo SWMM ayuda a calibrar el ancho, como se presenta a continuación en el siguiente ítem. Por ello es importante tener en cuenta el criterio de limitar el área de la sub-cuenca, ya que a mayor área mayor el rango a evaluar el ancho, otro punto es que las área debe ser los más homogéneas posibles como describe autores como Bathurst (1986), teniendo en cuenta la

instrumentalización de la sub-cuenca, es decir cuántas estaciones meteorológicas tiene la zona a evaluar. Por lo anterior se utiliza como máximo una sub-cuenca de 240 hectáreas.

Ancho

Como se tiene un área definida máxima de 240 hectáreas y SWMM representa la sub-cuenca como un rectángulo, donde área es igual a largo por ancho. Se define un máximo de ancho de 1.549 metros que corresponde a la raíz cuadrada de 2.400.000 metros cuadrados. El ancho y el largo se crean valores aleatorios, donde posteriormente se multiplican para hallar el área, dicha área luego se comprueba con el dato que el usuario ingresa. La Ecuación 7.2 utilizada para calcular el ancho de la sub-cuenca.

Dónde:

Área= es el área fijada por el usuario (≤ 240 hectáreas)

Aw= ancho del área, creado aleatoriamente

La= es el largo del área, creado aleatoriamente

Pendiente

Para los valores de la pendiente se utilizó la Ecuación 7.3, poniendo un límite de 45° como máximo de pendiente.

Dónde:

Slope= pendiente

σ = valor aleatorio entre el rango de 0 y 1

Porcentaje de área impermeable de la cuenca

Se utilizó la Ecuación 7.4 para calcular los valores aleatorios del porcentaje de área impermeable.

Dónde:

%Imperv= porcentaje de área impermeable

σ = valor aleatorio entre el rango de 0 y 1

Coeficiente de rugosidad de la zona impermeable

Para el coeficiente de rugosidad de la zona impermeable se utilizó la Ecuación 7.5, teniendo en cuenta el límite que se presenta en la Tabla 7.2.

Dónde:

N-Imperv= Coeficiente de rugosidad de la zona impermeable

σ = valor aleatorio entre el rango de 0 y 1

Coeficiente de rugosidad de la zona permeable

Para el coeficiente de rugosidad de la zona permeable se utilizó la Ecuación 7.6, teniendo en cuenta el límite que se presenta en la Tabla 7.2.

Dónde:

N-Perv= Coeficiente de rugosidad de la zona permeable

σ = valor aleatorio entre el rango de 0 y 1

Profundidad de almacenamiento para zonas impermeables

Para crear valores aleatorios de la profundidad de almacenamiento de las zonas impermeables se utilizó la Ecuación 7.7.

Dónde:

S-Imperv= Profundidad de almacenamiento para zonas impermeables

σ = valor aleatorio entre el rango de 0 y 1

Profundidad de almacenamiento para zonas permeables

Para la creación de los valores aleatorios de la profundidad de almacenamiento de las zonas permeables se utilizó la Ecuación 7.8.

Dónde:

S-Perv= Profundidad de almacenamiento para zonas permeables

σ = valor aleatorio entre el rango de 0 y 1

Porcentaje de suelo impermeable que no presenta almacenamiento en depresión

Este porcentaje se da más sobre las superficies que escurren inmediatamente, como los techos. Para representar dichos valores aleatorios se utilizó la Ecuación 7.9.

Dónde:

PctZero= Profundidad de almacenamiento para zonas permeables

σ = valor aleatorio entre el rango de 0 y 1

Tasa mínima de infiltración

Para la tasa mínima de infiltración de la curva de Horton se utilizó la Ecuación 7.10, con el criterio de que la tasa siempre debe ser menor o igual que la tasa máxima de infiltración.

Dónde:

MinRate= Tasa de infiltración mínima de Horton

σ = valor aleatorio entre el rango de 0 y 1

Tasa máxima de infiltración

Para la tasa de máxima de infiltración se utilizó la Ecuación 7.11, con el criterio que esta siempre es mayor o igual que la tasa mínima.

Dónde:

MaxRate= Tasa de infiltración máxima de Horton

σ = valor aleatorio entre el rango de 0 y 1

Constante de decaimiento

Para la constante de decaimiento del índice de infiltración para la curva de Horton se utilizó la Ecuación 7.12.

Dónde:

Decay= Constante de decaimiento del índice de infiltración para la curva de Horton

σ = valor aleatorio entre el rango de 0 y 1.

Los parámetros creados aleatoriamente se guardan en el gestor de la base de datos MariaDB, como se observa en la Figura 7.4.

Simulación del modelo SWMM para obtención de los caudales

Con los eventos de intensidad de precipitación y parámetros creados aleatoriamente se obtiene el caudal simulado después de ejecutarlo en el modelo SWMM. El caudal posteriormente se guarda en la base de datos como almacenamiento fijo, para luego convertirlos en códigos normalizados únicos.

Creación de la razón caudal/intensidad- simulados

Para la creación de la serie razón caudal/intensidad, el caudal simulado se divide por su respectiva serie de intensidad de precipitación que se ha creado anticipadamente, con el objetivo de ser un referente más de búsqueda. Al dividir cada dato de una serie de caudal sobre cada dato de una serie de intensidad se puede observar como el caudal varía con respecto a la intensidad y encontrar un vínculo directo como cambia el caudal con los parámetros.

Un punto a tener en cuenta es que los datos de los caudales simulados son mayores en gran porcentaje que los datos de intensidades de precipitación creados y la división se puede presentar una indeterminación al querer dividir por una intensidad cero, por ello se utiliza la Ecuación 7.13, donde a cada dato de la intensidad se le agrega una constante que en este caso es de 1. Las unidades del resultado de la razón son adimensionales.

$$\text{Razon} = \text{Caudal} / (\text{Intensidad} + 1) \quad \text{Ec. 7.13}$$

Almacenamiento permanente de las series en el sistema de gestor de datos MariaDB

Las 3 series creadas (intensidad de precipitación, caudal simulado y razón caudal/intensidad) se guardan en el sistema de gestor de datos MariaDB como almacenamiento permanente. Igualmente se guardan los parámetros creados aleatoriamente con un número de identificación único, el número de identificación es igual tanto para la intensidad, caudal simulado y la razón (caudal/intensidad), que se hayan realizado en una corrida. El número de identificación (Id) ayuda a identificar que parámetros y datos de intensidad se utilizaron para obtener un caudal o razón (caudal/intensidad) en específico, cuando se realice la respectiva búsqueda. A continuación en la Tabla 7.3 se ilustra un ejemplo del número de identificación (120) que se tiene para las 3 series y parámetros que se generó aleatoriamente y posteriormente se almaceno.

Creación de códigos únicos normalizados de las series generadas

Cada serie que se ha generado aleatoriamente y almacenado permanentemente en el gestor de la base de datos MariaDB, se procede a convertirlas en códigos únicos normalizados, con el fin de facilitar la búsqueda de la curva de caudal, de la razón caudal/intensidad y también de comparar las respectivas lluvias con las observadas, ya que al convertirlas en

códigos únicos normalizados la curva que se ha generado como el histograma y la razón (caudal/intensidad) se puede representar como una serie de números que identifique la forma de esa curva.

Tabla 7.3. Ejemplo ilustrativo del número identificación para una corrida creada aleatoriamente, donde se almacena en la base de datos

Datos de intensidad (mm/h)											
Id	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
120	0	1,8	3,6	5,8	16,4	12,4	8,5	5,2	3,4	0,7	0
Parámetros de calibración											
Id	Width (m)	Slope (%)	% Imper (%)	N-Imper	N-perm	Dstore Imper (mm)	Dstore Perv (mm)	%Zero-Imper (%)	Min, Infil, Rate (mm/h)	Max, Infil, Rate (mm/h)	Decay Coeficien (1/h)
120	540,9	25,5	63,4	0,018	0,58	7,02	33,1	29,2	50,4	70,8	8,7
Caudal simulado (l/s)											
Id	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
120	0	0	5,19	30,18	89,1	338,12	451,89	526,7	574,69	545,5	399,62
Razón caudal/intensidad+1 (adimensional)											
Id	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
120	0,00	0,00	1,13	4,44	5,12	25,23	47,57	84,95	130,61	320,88	399,62

El proceso consiste en cada serie creada de intensidad de precipitación, caudales y razón caudal/intensidad, se normaliza. Para ello sus valores se dividen por el valor más alto obtenido en cada serie.

Almacenamiento permanente de los códigos únicos normalizados de las series creadas y parámetros

Con las series convertidas en códigos únicos normalizados se proceden almacenarlos permanentemente en el sistema gestor de base de datos MariaDB. En total se tendría 6 series almacenadas para las series creadas: la de intensidad de precipitación, la de caudal simulado y la de razón caudal/intensidad, cada una con su serie de código único normalizado. Igualmente se almacena permanente los respectivos parámetros que se generaron aleatoriamente.

Lectura y conversión de las series de intensidad y caudal observados

Teniendo en la base de datos miles de series creadas y almacenadas permanentemente se procede a compararlas con las series observadas tanto de intensidad como de caudal y su razón (caudal/intensidad), para ello se requiere el mismo proceso de conversión en códigos únicos normalizados.

Pero para que el proceso sea exitoso se requiere de utilizar cientos de eventos observados tanto de intensidad como de caudal, para poder hallar o encontrar parámetros que sean determinísticos, es decir que no varíen en el espacio y tiempo a excepción de que se produzca un cambio abrupto que lo haga cambiar. Un ejemplo de parámetros determinístico en una sub-cuenca podría ser el ancho, así como la pendiente y el porcentaje de

impermeabilidad. Ya que si se encuentra un conjunto de parámetros diferentes para cada evento evaluado de intensidad y caudal se tendría una incertidumbre paramétrica y el modelo determinístico no haría pronósticos. Por ello es fundamental utilizar todos los datos observados para encontrar patrones en común en los parámetros e implícitamente se estaría validando ya que se encuentra la confianza de los resultados en hallar parámetros determinísticos en una sub-cuenca.

Para el proceso de lectura de los cientos eventos observados se utiliza un algoritmo creado en lenguaje de programación de Java, en el cual lee los diferentes eventos en un archivo .txt que se ha guardado, para posteriormente calcular la razón caudal/intensidad observada.

Creación de códigos únicos normalizados de las series observadas

El proceso de creación de códigos únicos normalizados es igual para las series observadas, para facilitar la comparación con respecto a los códigos únicos normalizados de las series creadas.

Almacenamiento temporal de las series de intensidad y caudal observados

Las series observadas de intensidad, caudal y la respectiva razón (caudal/intensidad) se almacena temporalmente en una matriz de vectores en Java, para tener los datos en memoria RAM y facilitar su comparación más rápido con relación a la base de datos.

Comparación de códigos únicos normalizados

Para la comparación de los códigos únicos normalizados de las series almacenadas en el gestor de base datos como permanente con las series observadas guardadas temporalmente, se utiliza tres criterios como filtro de búsqueda. El primero consiste en búsqueda por intervalos o porcentaje de error, donde se asigna un rango de error (+/-) que puede tener los códigos únicos normalizados en la base de datos con relación a los códigos únicos normalizados observados, dentro de una serie. El segundo criterio es el número de aceptación de datos que puede tener la serie con relación al porcentaje de búsqueda. Y el tercer criterio consiste en aceptar un número de errores dentro de la serie de aceptación por fuera del intervalo de búsqueda. Estos tres criterios se aplican para las 3 series (intensidad de precipitación, caudal y razón) que se han guardado en la base de datos MariaDB. A continuación en la Tabla 7.4 un ejemplo ilustrativo de códigos únicos normalizados y los tres criterios.

En la Tabla 7.4 se ilustra la primera columna el número de datos, que para el ejemplo son 13, pero una serie está conformada por 25 datos, ya sea para la intensidad de precipitación, caudal o razón (caudal/intensidad). Si los datos de intensidad son menores, la serie se agrega ceros para completar el número total y para quitar la indeterminación cuando se realiza la razón y se utiliza la Ecuación 7.13. En la siguiente columna se presenta el código único normalizado del caudal observado, si el caudal observado contiene menor información que la serie, se complementa la serie con ceros, pero dichos ceros no se tienen en cuenta para la comparación posterior; pero si tiene más datos que lo admitido por la serie, se toma los 25 primeros.

Tabla 7.4. Ilustración de los 3 criterios de búsqueda

Datos	Código normalizado único caudal observado	Rango de % de error búsqueda: 10	Numero de datos de la serie aceptados: 10	Numero de error aceptado en serie: 2	Código normalizado único base de datos del caudal
1	0,31605	0,3476-0,2844	Aceptado		0,3342
2	0,68002	0,7480-0,6120	Aceptado		0,6816
3	1	1,1-0,9	Aceptado		0,9854
4	0,86882	0,9557-0,7819	Error	1	0,9935
5	0,27828	0,3061-0,2504	Aceptado		0,2812
6	0,12764	0,1404-0,1148	Aceptado		0,1283
7	0,07052	0,0775-0,0634	Aceptado		0,0713
8	0,04367	0,0480-0,0393	Aceptado		0,4420
9	0,02922	0,0321-0,0263	Error	2	0,0158
10	0,02067	0,0227-0,0186	Aceptado		0,0205
11	0,01525	0,0167-0,0137	Aceptado		0,0153
12	0,01163	0,0128-0,0104	Aceptado		0,0120
13	0,00910	0,0100-0,0081	Descartado		0,0089

En la tercera columna se presenta el porcentaje de error (+/-) o los intervalos que pueden aceptarse en las soluciones de la búsqueda en la base de datos de los códigos únicos normalizados del caudal. En la cuarta columna consiste en aceptar un número de datos en la serie de búsqueda que cumplan con el porcentaje de error, en el ejemplo se debe cumplir con 10 datos, los restantes se descartan, independientemente si cumplen con el umbral del intervalo o error de búsqueda, teniendo en cuenta que la búsqueda es con relación a los códigos únicos normalizados de la base de datos. En la penúltima columna corresponde al número de error de los datos en la serie de aceptación del código único normalizado que se almacena en la base de datos, es decir que no pertenece al intervalo de búsqueda. La última columna son todos los códigos únicos normalizados de la base de datos que cumple con los criterios mencionados, en el ejemplo que aparece en la Tabla 7.4 corresponde a un código único encontrado en la base de datos que cumple con dichas condiciones creadas hipotéticamente para la ilustración.

7.3.3 Bloque 2. Aplicación de distribuciones de frecuencia

Agrupación de los parámetros en distribuciones de frecuencia

El segundo Bloque de la metodología corresponde aplicar tablas o distribuciones de frecuencia a los parámetros que están asociados o directamente relacionados a los códigos únicos normalizados que pasaron el filtro de búsqueda en el Bloque 1, específicamente después del proceso de comparación de los códigos normalizados. Con el objetivo de agrupar, condensar y sintetizar de una manera más compacta todos los parámetros obtenidos del Bloque 1 y poder encontrar los valores de los parámetros que se repiten con alguna frecuencia.

El poder encontrar diferentes valores de alguno parámetro en específico pero que se puedan agrupar en un solo intervalo y que se repitan con alguna frecuencia con cada comparación de los códigos únicos (simulado vs observado) se traduce en una validación determinística. Por ello la importancia de evaluar con cientos de eventos observados. Sin embargo los intervalos deben ser un punto de análisis en la distribución de datos ya que algunos autores recomiendan intervalos entre 5-15 (Fernández *et al.*, 2002), 5-20 (Spiegel & Stephens, 2008), la regla de Sturges (Sturges, 1926) o la regla de Scott (Scott, 1979). Pero González

(2005) hace referencia a que la elección de número de intervalos en una tabla de frecuencia no puede ser arbitraria si no que corresponde a cierto criterio de optimalidad.

En términos estadísticos aplicados a la metodología, la población o universo corresponde a la base de datos y la muestra sería los parámetros de los códigos únicos que pasaron el primer bloque, los valores de los parámetros se clasificarían como variables continuas.

Descripción del proceso de la creación de tablas de frecuencia

El proceso consiste en formar una distribución de frecuencias con los parámetros que pasaron el primer bloque. Los pasos son los siguientes: (1) el conjunto de datos en bruto, se organiza de tal manera que se halla la media aritmética, el valor máximo y mínimo de cada parámetro a evaluar; (2) se procede hallar el rango, que es la diferencia entre los valores de mayor y menor; (3) se halla el intervalo de clase; (4) se divide el rango entre el intervalo de clase para hallar la amplitud; (5) se halla los límites de clase, inferior y superior; (6) se calcula la marca de clase o puntos medios de clase, que por lo general es la media aritmética de los límites del intervalo; y (7) se calcula la frecuencia en cada marca de clase.

7.3.4 Bloque 3. Combinación de las marcas de clase de los parámetros más influyentes

Combinación de los parámetros más sensibles

El Bloque 3 corresponde a combinar las marcas de clases de los parámetros obtenidos en el segundo Bloque. Es decir que los grupos de marca de clase que se tiene para cada parámetro evaluado se combinan entre ellos. Sin embargo, existen parámetros que no son influyentes en la generación de la escorrentía superficial o que no son sensibles por lo cual se debe determinar con anticipación que parámetros se va combinar, según los resultados obtenidos previamente de un análisis de sensibilidad o de lo contrario si se quiere evaluar todos los respectivos parámetros. Teniendo en cuenta que entre mayor número de marcas de clases a evaluar y parámetros a combinar será mayor el número de combinaciones, lo que implicaría un mayor recurso computacional y de tiempo.

Para saber cuáles son los mejores resultados de las combinaciones de los parámetros elegidos a combinar se puede utilizar una función objetivo que compare el caudal observado vs simulado. En la presente la metodología se utiliza el criterio de Nash-Sutcliffe (NSE).

Descripción del proceso de la combinación de los parámetros más influyentes

El tercer bloque consiste en los siguientes pasos: (1) Elija los parámetros más sensibles, para el modelo, para este caso en específico es del modelo SWMM; (2) elija las marcas de clases de los parámetros más sensibles que se va combinar, que puede corresponder al mayor número de frecuencia; (3) combine las diferentes marcas de clases de los parámetros que se eligió en el paso 1; (4) para los parámetros que no se eligieron como sensibles o influyentes se puede tomar valores como un promedio o un valor predeterminado según la experiencia o conocimiento del área.

El número de combinaciones se puede describir matemáticamente según la Ecuación 7.14.

$$C=F^P \quad \text{Ec. 7.14.}$$

Donde

C= número de combinaciones

F= número de marcar de clases a evaluar en cada parámetro

P=parámetros a calibrar

La anterior Ecuación (Ec.7.14) se utiliza siempre y cuando se tenga las mismas opciones de marca de clases para todos los parámetros de lo contrario se utiliza la Ecuación 7.15.

$$C=\prod_{k=1}^n F_k \quad \text{Ec.7.15.}$$

Donde

F= posibilidades del parámetro k

7.3.5 Validación de la metodología desarrollada

Información de las sub-cuencas en la cuenca del Río Meléndez

Para probar la metodología de calibración/validación desarrollada se tomaron 3 sub-cuencas de la cuenca del Río Meléndez (Figura 7.5), específicamente en la cuenca media (Figura 7.1, color verde), que cumplieran con los valores mínimos y máximos establecidos de una sub-cuenca general (ver Tabla 7.2). En la Figura 7.5 se presenta las 3 sub-cuencas con su respectiva área, pendiente y ancho.

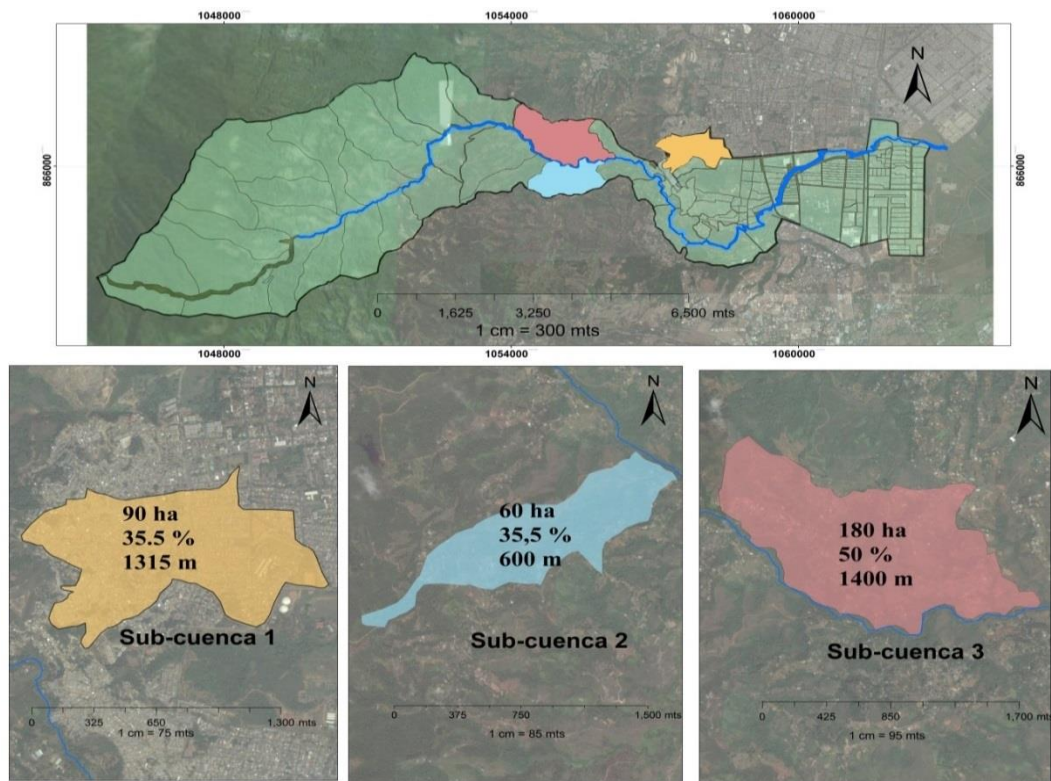


Figura 7.5. Localización de las 3 sub-cuencas de estudio de la cuenca del Río Meléndez

Para la obtención de los caudales observados de las 3 sub-cuencas se tomó los resultados de un modelo de SWMM de la cuenca del Río Meléndez, previamente calibrado y validado por Castrillon (2014) y Franco (2013). Debido a que no se tenía la información requerida de los caudales observados en las sub-cuencas. Donde se utilizó los parámetros (ver Tabla 7.5) estipulados por los autores en la zona de estudio para obtener los hidrogramas después de ingresar 45 hietogramas para la sub-cuenca 1 y 50 para la sub-cuenca 2 y 3, que correspondían a la información de las estaciones pluviográficas de la zona (CVC, 2015). Es decir que se utilizó 45 series de caudales para la sub-cuenca 1 y 50 para la sub-cuenca 2 y 3 respectivamente, como caudales observados. En el presente trabajo se nombra como caudales observados, teniendo en cuenta lo descrito anteriormente, para evitar confusión con los caudales simulados que contiene la base de datos.

Tabla 7.5. Parámetros de las sub-cuencas 1, 2 y 3 de la cuenca del Río Meléndez

Parámetros de calibración	Sub-cuenca 1	Sub-cuenca 2	Sub-cuenca 3
Porcentaje de área impermeable de la cuenca (%)	80	40	35
Coeficiente de rugosidad de la zona impermeable	0,016	0,015	0,018
Coeficiente de rugosidad de la zona permeable	0,25	0,4	0,5
Profundidad de almacenamiento para zonas impermeables (mm)	10	6	15
Profundidad de almacenamiento para zonas permeables (mm)	20	30	35
Porcentaje de suelo impermeable que no presenta almacenamiento en depresión (%)	25	5	12
Tasa máxima de infiltración (mm/h)	80	150	200
Tasa mínima de infiltración (mm/h)	50	70	80
Constante de decaimiento (1/h)	7	7	10

Fuente: (Castrillon, 2014; Franco, 2013)

Criterios para evaluar la metodología de calibración/validación

Se tomaron 3 criterios para evaluar la metodología desarrollada de calibración/validación en la zona de estudio, el primero y fundamental corresponde al coeficiente de determinación de Nash-Sutcliffe (NSE), para clasificar los resultados en excelentes ($> 0,8$), muy buenos (0,6-0,8), buenos (0,4-0,6), satisfactorio (0,2-0,4) e insuficiente ($< 0,2$), según la metodología de Molnar (2011). El segundo criterio corresponde al tiempo que dura el proceso de calibración/validación. Y el tercer criterio corresponde al porcentaje de error relativo que se tiene con relación a un parámetro en específico. Teniendo en cuenta que el error relativo es una medida para encontrar la precisión de la metodología desarrollada, ya que muchos parámetros de una cuenca son inciertos que no se puede establecer con mediciones directas realizadas al lugar de estudio.

Filtros de búsqueda en los Bloques

Para los filtros de búsqueda del primer Bloque se centró en la búsqueda del caudal como principal referente de comparación. Se utilizó un porcentaje de error del 10% en la búsqueda del caudal, el número de aceptación correspondió a 9 y el número de errores dentro de la serie de aceptación fue 2. Para el segundo Bloque se utilizó la regla de Sturges en la búsqueda de intervalos de clase. Para el tercer Bloque se utilizaron todas las frecuencias de las marcas de clases obtenidas de los parámetros más influyentes en las sub-cuencas 1 y 3, para la sub-cuenca 2 se utilizó las 5 primeras frecuencias. Para saber que parámetros se requieren combinar se realizó un análisis de sensibilidad local para hallar los parámetros más sensibles, variando un 10% un caudal aleatorio en las 3 sub-cuencas y se

evalúa con la raíz cuadrada del error cuadrático medio los resultados. Se generó 110.000 corridas del modelo para la generación y almacenamiento de las 6 series y los parámetros en la base de datos, con tiempos de 5 y 10 minutos, de 6 hasta 25 datos para conformación de una serie y con 11 parámetros para el almacenamiento de la base de datos.

Se evalúa los resultados con los 3 criterios descritos anteriormente. Para el criterio NSE se toma 5 caudales observados de los 45 y 50 que se tiene en las sub-cuencas, donde se saca un promedio de los NSE evaluados y para el criterio de porcentaje de error relativo, se elige el conjunto de parámetros que mejor ajuste de NSE obtuvo.

7.4 Desarrollo de herramienta para calibración/validación del modelo SWMM

Para el desarrollo de la herramienta de calibración/validación se utilizaron los flujogramas que se presenta en la Figura 7.6 y 7.7 para describir el proceso de almacenamiento de la información en la base de datos y de calibración/validación en modelos determinísticos.

La herramienta se desarrolló en el entorno de NetBeans un integrador para el lenguaje de programación Java, con un gestor de almacenamiento o base de datos que es MariaDB y un controlador que se llama MYSQL. La ventaja de utilizar este tipo de gestor de almacenamiento es que pueden almacenar gran cantidad de información, entre ellos tenemos datos de simulaciones o incluso datos observados en eventos de lluvia.

El procesos consiste en lo siguientes pasos que a continuación se enumera (Figura 7.6), pero antes se debe acceder a la base de datos mediante un usuario “login” y una clave “password”, para representar la forma de activar, acceder, almacenar y modificar la base de datos con registros de eventos lluvia y caudales.

- I. Activar base de datos MariaDB, administrador MySQL y el servidor Web Apache. Esto permite utilizar de forma efectiva la base de datos y si requiere poder “subirla” en un servidor Web de tal manera que se pueda acceder desde cualquier parte si tiene acceso a internet, para el caso de estudio se utilizó un servidor local.
- II. Definir el intervalo de tiempo en el cual se tomarán los datos de lluvia, caudal y el número máximo de datos que se conforma la serie que se leerán.
- III. Generar los parámetros de calibración de la sub-cuenca aleatoriamente dentro de un rango definido.
- IV. Generar eventos de intensidades de lluvias aleatoriamente dentro de un rango definido.
- V. Simular eventos de intensidades de lluvia en EPA-SWMM. Para lo cual se requiere que los parámetros y la intensidad generada aleatoriamente se modifiquen en el archivo. INP, donde luego se ejecuta el modelo con el evento generado, para posteriormente leer el histograma que se genera (el caudal).
- VI. Se procede a generar los códigos únicos para el caudal, la lluvia y la razón de caudal/(lluvia+1), en decir es pasar la curva generada en el histograma a una serie de números que identifica la forma de esa curva.
- VII. Cuando se tienen todos los datos de los parámetros, la lluvia, el caudal, la razón caudal/(lluvia+1) y sus respectivos códigos únicos de identificación se procede a guardar la información en la base de datos.

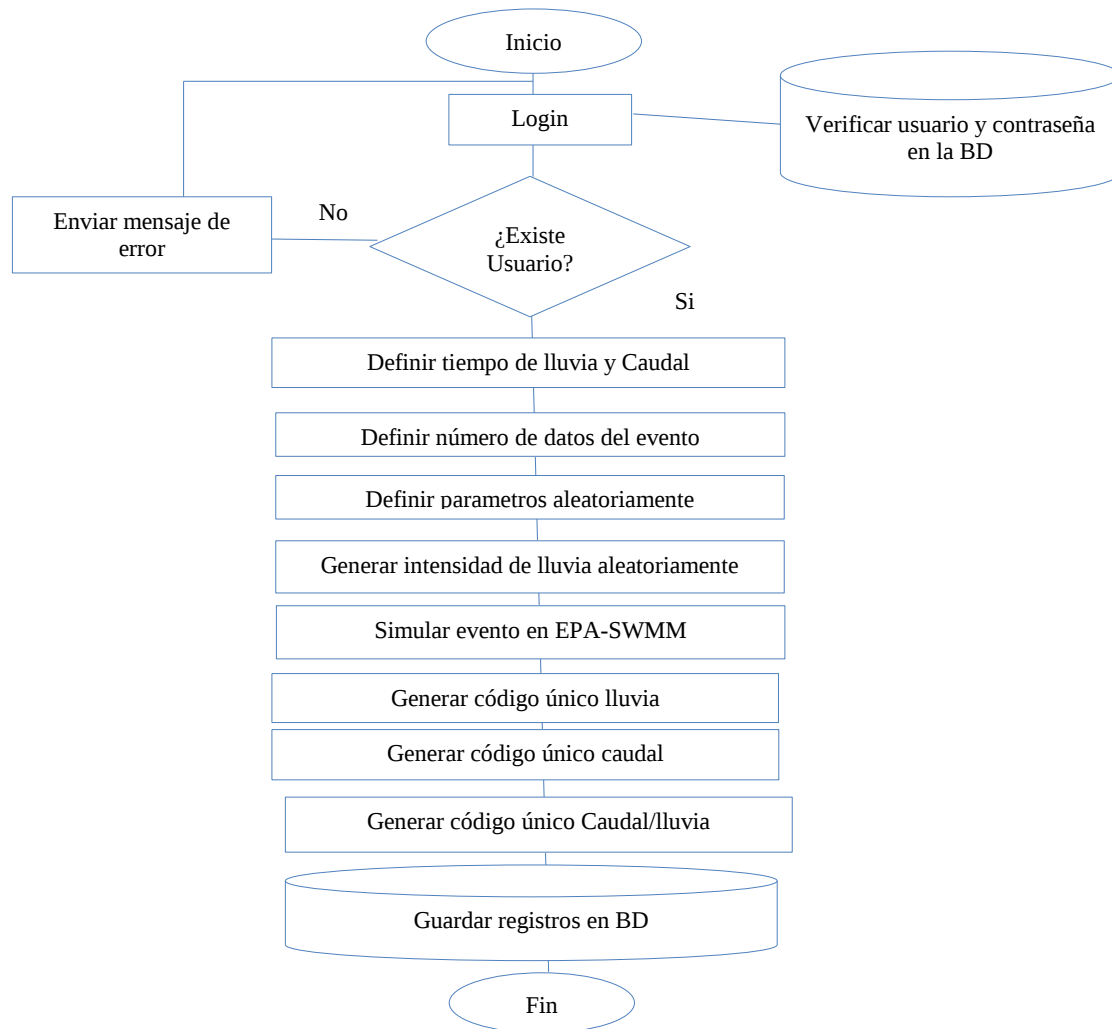


Figura 7.6. Flujograma de la base de datos

A continuación se presenta los pasos utilizado para la herramienta de calibración/validación en los modelos determinísticos en este caso SWMM, e igualmente el flujograma (Figura 7.7). Donde se debe tener previamente llena la base de datos con un buen número de registros de eventos lluvia con sus respectivos caudales (corridas), el éxito de este proceso está directamente relacionado con la variedad y el número de registros de la base de datos.

- I. Conectarse a la base de datos, con usuario y contraseña.
- II. Extraer la base de datos una matriz o “array” de vectores en java, para tener los datos en memoria RAM y de esta forma realizar la búsqueda de manera más ágil.
- III. Leer el archivo de texto que contiene los datos de lluvia y caudal de la sub-cuenca a calibrar/validar.
- IV. Cada evento observado se convierte en código único de identificación tanto para la intensidad, el caudal y la razón caudal/lluvia, con el fin de poder comparar con los otros códigos guardados en la base de datos y encontrar los más parecidos. Solamente los registros que cumplan pasaran al siguiente bloque.
- V. Se procede a hallar el promedio, los máximos, mínimos y rango de la información obtenida del procedimiento anterior.

- VI. El usuario debe definir el intervalo de clase de lo contrario el proceso no continuo o se devuelve un paso atrás.
- VII. Posteriormente se calcula la amplitud, los respectivos límites inferiores y superiores, las marcas y las frecuencias de clases.
- VIII. El usuario debe definir los parámetros a combinar de lo contrario el proceso no continuo o se devuelve un paso atrás.
- IX. El proceso sigue con la evaluación de cada combinación de los parámetros con la función del coeficiente de determinación de Nash-Sutcliffe.
- X. El proceso termina cuando se ha evaluado todas las combinaciones y muestra las soluciones.

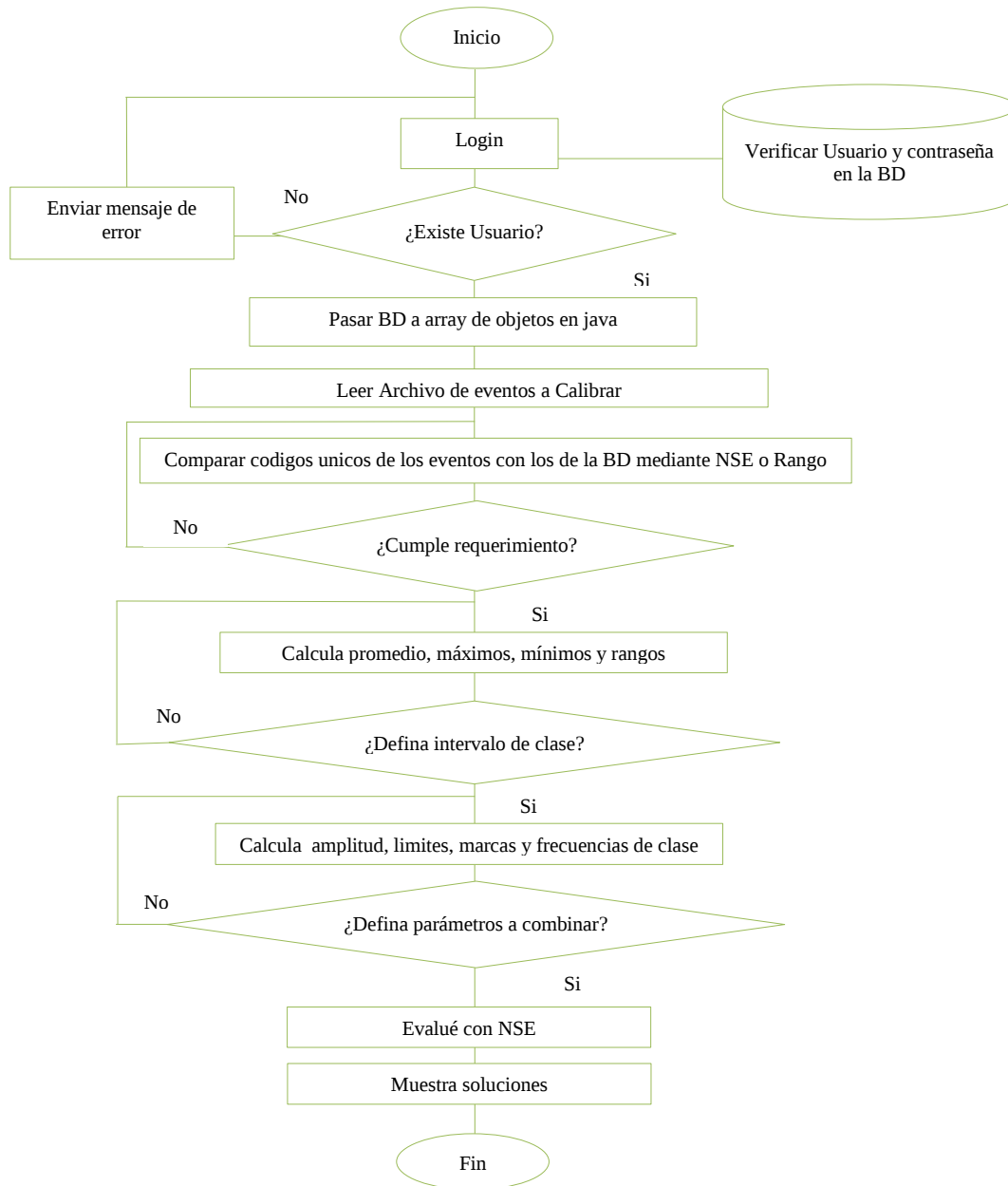


Figura 7.7 . Flujograma de la herramienta de calibracion en el modelo SWMM

8 RESULTADOS Y DISCUSIÓN

8.1 Metodologías y técnicas de calibración en modelos determinísticos

8.1.1 Clasificación de las metodologías y técnicas de calibración en modelos determinísticos

Se clasifico los métodos y técnicas utilizados para la calibración en dos categorías: manuales y automáticos (Wheater *et al.*, 2008), pero autores como Gallagher y Doherty (2007) y Deletic *et al.* (2012) lo llaman problema “directo” e “inverso” respectivamente, como se observa en la Figura 8.1.

En los métodos manuales (o directos) el modelador busca llegar al valor de los parámetros del modelo que mejor coincidan con los datos observados, basándose en conocimientos de expertos, literatura o valores predeterminados (ver Figura 8.1). Este tipo de método tiene la ventaja que es un punto de partida, para poder analizar la sensibilidad del modelo y de explorar la experiencia acumulada del modelador, contribuyendo a la eficiencia del modelo. El problema de este tipo de método es que es subjetivo por lo que los resultados pueden variar y los parámetros derivados pueden ser propensos a sesgo. En estos casos no hay un punto claro en el que se pueda decir que el proceso de calibración esté completo, además de ser laboriosa y puede consumir un tiempo significativo (Wheater *et al.*, 2008; Zhang *et al.*, 2015).

En los métodos y técnicas automáticas (problema inverso) se agruparon en dos categorías: búsqueda directa y distribución probabilística (Figura 8.1).

Dentro de la búsqueda directa se utiliza una o más funciones objetivo, que minimiza o maximiza una superficie de respuesta, con el propósito de encontrar un conjunto óptimo de parámetros. En este grupo se encuentra los métodos clásicos de optimización: el algoritmo de gradientes de Levenberg-Marquardt (Levenberg, 1944; Marquardt, 1963), algoritmos genéticos (Liong *et al.*, 1995), el método multialgorithm genetically adaptive multi-objective (AMALGAM) de (Vrugt & Robinson, 2007), algoritmo Simplex de (Nelder & Mead, 1965) y una mezcla de este último con algoritmo genético que se llama Shuffled Complex Evolution (Duan *et al.*, 1992).

En contraste con el enfoque de búsqueda directa, la estimación probabilística trata los parámetros del modelo como variables aleatorias, las técnicas y métodos se desarrollan para hallar una distribución de probabilidad conjunta de los parámetros. En el procedimiento, la estimación de parámetros no se realiza en un solo punto sino con descripciones probabilísticas de incertidumbre sobre el dominio del parámetro (Chu *et al.*, 2010), por ello se utiliza una función de verosimilitud. Dentro de estos métodos encontramos: la metodología *Generalized Likelihood Uncertainty Estimation* (GLUE) de (Beven & Binley, 1992), el enfoque Bayesiano (Kavetski *et al.*, 2006) y la simulaciones de Monte-Carlo de la cadena de Markov (Kleidorfer, 2009). Adicional a lo anterior estas metodologías analizan las diferentes fuentes de incertidumbre.

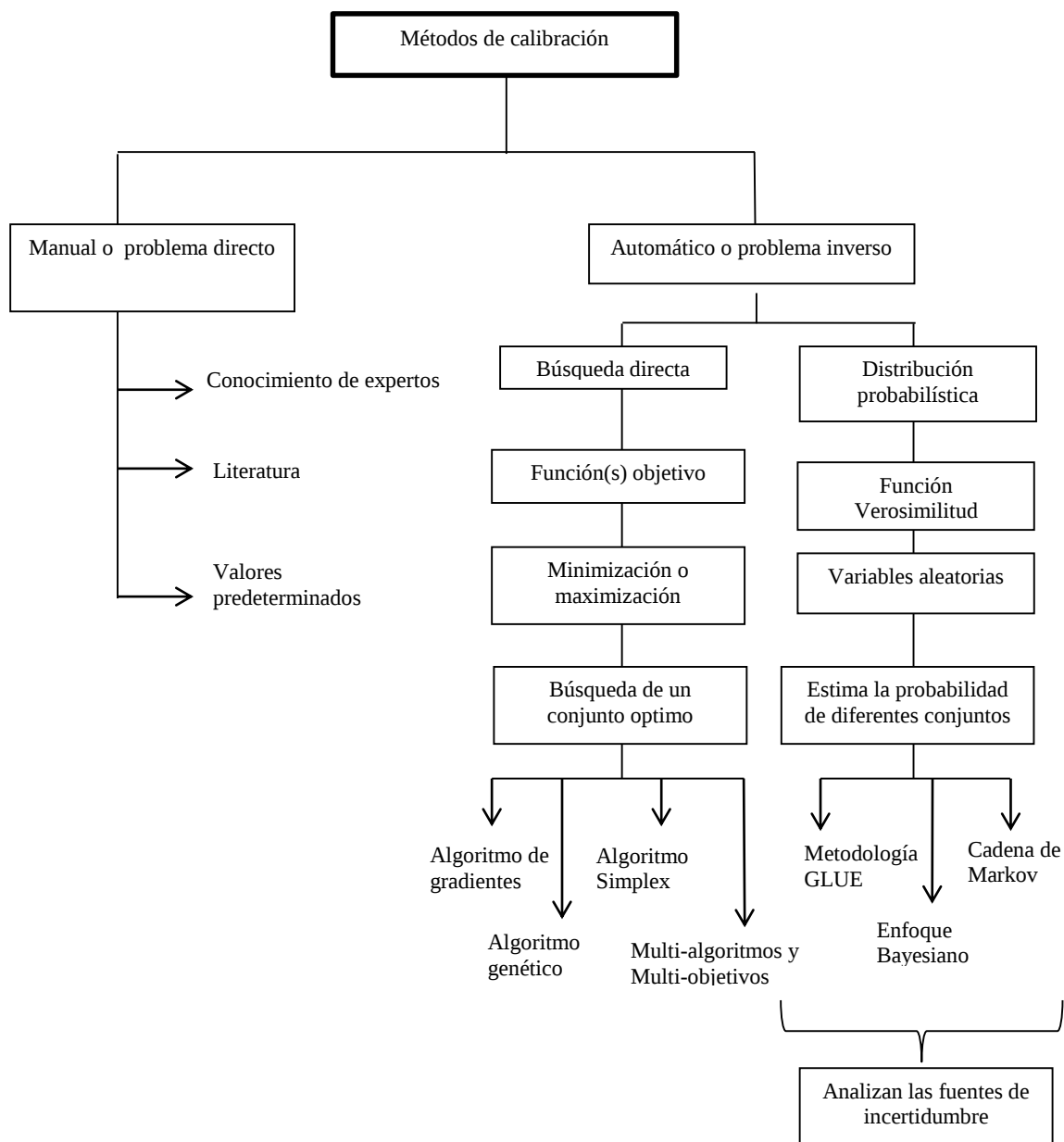


Figura 8.1. Metodologías y técnicas de calibración en modelos determinísticos de drenaje urbano

Fuente: Adaptado de (Gallagher & Doherty, 2007; Wheeler et al., 2008; Zhang et al., 2015)

8.1.2 Metodología Generalized Likelihood Uncertainty Estimation (GLUE)

La metodología *Generalized Likelihood Uncertainty Estimation* (GLUE) ha sido utilizada en áreas de hidrología e hidráulica, para la calibración de modelos y en la estimación de la incertidumbre asociada a ellos (Cárdenas, 2008; Mirzaei *et al.*, 2015).

Conceptualmente la base de GLUE se puede resumir en una serie de decisiones (paso I-IV) y procesos (V-VIII) de la siguiente manera:

- I. Decidir sobre una función de verosimilitud a utilizar, en la ejecución de cada modelo, incluido los criterios de rechazo. Donde el término “comportamentales” se utiliza para significar modelos que se consideran “aceptables” (Beven, 2009; Blasone *et al.*, 2008).
- II. Decida que parámetros del modelo y variables de entrada se deben considerar inciertas (Beven, 2009).
- III. Decida las distribuciones previas de las cuales se pueden muestrear esos parámetros y variables inciertas (Beven, 2009).
- IV. Decida sobre un método para generar aleatoriamente ejecuciones o corridas para un modelo en particular con diferentes combinaciones de los valores de los parámetros (Beven, 2009; Blasone *et al.*, 2008).
- V. Posteriormente se compara las respuestas simulada vs observadas, para cuantificar cuan bien esa combinación, donde valores más altos de la función de verosimilitud típicamente indican una mejor correspondencia (Blasone *et al.*, 2008).
- VI. Basándose en un umbral de corte, la muestra total de simulaciones se divide en combinaciones de parámetros “comportamentales” y “no comportamentales”.
- VII. Los valores de verosimilitud de las soluciones retenidas se vuelven a escalar para obtener la función de distribución acumulativa de la predicción de salida (Blasone *et al.*, 2008).
- VIII. La predicción del modelo determinista es dada por la mediana de la distribución de la salida y la incertidumbre asociada se deriva de la distribución acumulativa (Blasone *et al.*, 2008).

La popularidad de GLUE se debe a su simplicidad conceptual, relativa facilidad de implementación y uso y su capacidad para manejar diferentes estructuras de error y modelos sin grandes modificaciones al método mismo (Blasone *et al.*, 2008). 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 (Blasone *et al.*, 2008; Dotto *et al.*, 2012).

Otro punto de discusión de la metodología GLUE es 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 (equifinalidad). Esto es especialmente cierto para modelos que requieran muchos parámetros de calibración y con correlaciones entre algunos de ellos, donde solo la forma del terreno, sin pruebas adicionales, podría ser difícil en identificar en un conjunto en particular de causas o diferenciar diferentes causas factibles, por consiguiente es complejo encontrar un solo punto en el espacio de parámetros asociados con buenas simulaciones (Beven, 2006; Vrugt *et al.*, 2003).

8.1.3 Enfoque Bayesiano

La metodología de inferencia Bayesiano se basa en el conocimiento existente sobre los valores de los parámetros antes de la medición de nuevos datos, donde la distribución de los parámetros está dada por el teorema de Bayes (Makowski *et al.*, 2002).

En términos de modelado, el teorema de Bayes se puede escribir como la ecuación (8.1):

$$P(\theta|D) = \frac{P(D|\theta).P(\theta)}{P(D)} \quad \text{Ec.8.1}$$

Con $P(\theta)$ como distribución previa de un conjunto de parámetros de modelo θ , $P(D)$ como distribución de observaciones (datos) y $P(D|\theta)$ como probabilidad condicional de observar datos D para un determinado conjunto de parámetros θ (función de verosimilitud). Por lo tanto $P(\theta|D)$ es la distribución de probabilidad para los conjuntos de parámetros θ para los datos D observados (llamada distribución posterior) (Kleidorfer, 2009).

La inferencia Bayesiana puede ser un enfoque eficiente para obtener estimaciones validas de las distribuciones de probabilidad conjuntas de los parámetros y las de los modelos residuales, pero siempre y cuando los componentes se puedan definir de manera adecuada (Beven, 2009). Sin embargo la metodología tiene dos puntos de crítica que son: (1) demasiado casual porque permite el conocimiento previo subjetivo y (2) es estricta porque requiere una función formal de verosimilitud (Kleidorfer, 2009). No obstante Beven (2009), describe que a medida que se agrega más datos informativos al análisis y se actualice la distribución posterior, se reducirá el efecto de la distribución previa (crítica 1) y se aproximará a la distribución verdadera de los conjuntos de parámetros, al menos en los casos ideales, donde se crea que son los parámetros “verdaderos”.

De las anteriores críticas descritas se le suma un problema ¿Cómo definir el conocimiento previo? (distribución previa). Implícitamente cualquier elección de conocimiento experto o análisis de datos introduce subjetividad a la estadística Bayesiana. Aunque algunos autores como Berger (2006) plantea como desarrollar métodos de “Bayes objetivos”, sin embargo otros autores como (Beven, 2009), cree que es factible utilizar el conocimiento experto como una manera de hallar la distribución previa.

8.1.4 Markov Chain Monte Carlo (MCMC)

Las técnicas de Markov Chain Monte Carlo (MCMC) son métodos para tomar muestras de distribuciones de probabilidad utilizando cadenas de Markov. Estos métodos son utilizados en el modelado de datos para la inferencia Bayesiana, ya que se requiere una integración multidimensional de la función de verosimilitud.

Para resolver la Ecuación 8.1, se requiere técnicas numéricas y una de ellas es la MCMC, donde extrae las muestras de las distribuciones posteriores y sus respectivas propiedades, utilizando el algoritmo de Metropolis-Hasting. El objetivo de utilizar las técnicas de Markov Chain Monte Carlo con la inferencia Bayesiana es la identificación eficiente de la superficie de verosimilitud, haciendo énfasis en los parámetros del modelo de muestreo principalmente en áreas de alta probabilidad, pero también muestreando zonas de baja probabilidad para evitar perder óptimos (Beven, 2009; Kleidorfer, 2009).

Una ventaja con simulación de (MCMC) es que no se requieren supuestos de linealidad del modelo de los resultados del modelo con respecto a los valores de los parámetros (Gallagher & Doherty, 2007). Es decir que permite caracterizar una distribución sin conocer todas las propiedades matemáticas de dicha distribución al muestrear aleatoriamente los valores fuera de la distribución. Con relación a las limitaciones de MCMC viene dado cuando se aplica la inferencia Bayesiana, los valores calculados deben ser probabilidades posteriores, o al menos ser proporcionales a la probabilidad posterior (es decir, la relación de las probabilidades calculadas entre sí debe ser correcta), otra desventaja corresponde a las suposiciones iniciales podrían ser muy incorrecta la primera

parte de la cadena de Markov debería ignorarse; estas primeras muestras no se pueden garantizar que se extraigan de la distribución objetivo (Ravenzwaaij *et al.*, 2018).

8.1.5 *Metodo Shuffled Complex Evolution (SCE-UA)*

El método *Shuffled Complex Evolution* (SCE-UA) es una estrategia de optimización global cuyo objetivo es encontrar un solo conjunto de parámetros establecido en el espacio de búsqueda. El método comienza con una muestra aleatoria de puntos distribuidos a lo largo de espacio de parámetros factibles, y utiliza una adaptación de la estrategia de búsqueda de simplex descendientes para evolucionar continuamente a la población hacia mejores soluciones en el espacio de búsqueda, descartando progresivamente a la ocupación de regiones con menor probabilidad posterior. Básicamente la metodología se basa en el principio de los algoritmos evolutivos (Mariani & Coelho, 2011).

SCE-UA se basa en una síntesis de cuatro conceptos: (1) combinación de enfoques deterministas y probabilísticos; (2) evolución sistemática de un complejo de puntos que abarca el espacio de parámetros, en la dirección de la mejora global; (3) evolución competitiva; y (4) mezcla de valores de parámetros. La síntesis de estos elementos hace que el método SCE-UA sea efectivo y robusto, y también flexible y eficiente (Duan *et al.*, 1994).

El algoritmo SCE-UA consiste en 7 pasos que son los siguientes:

- I. Genera aleatoriamente puntos de muestras, S , en el espacio de las posibles soluciones factibles y calcule el valor criterio de cada punto con una función objetivo. En ausencia de información previa de donde se ubica aproximadamente el óptimo global, utilice una distribución uniforme para generar una muestra.
- II. Clasifique los puntos de muestras S según la función objetivo. Si la función objetivo es minimizar el valor, el primero punto debe representar el valor del criterio más pequeño y el último punto representa el valor más grande.
- III. Divida los puntos de muestras en P grupos llamado *Complexes*, cada uno con M puntos. Los grupos se dividen de manera que el primero grupo contiene $P(k-1) + 1$ puntos clasificados, el segundo grupo contiene cada $P(k-1) + 2$ puntos clasificados, y así sucesivamente, donde $k = 1, 2, \dots, M$.
- IV. Desarrolle cada grupo de acuerdo con el algoritmo de *Competitive Complex Evolution* (CCE) ver ítem 8.1.6.
- V. Combina los grupos evolucionados en una sola población de muestra, es decir una todos los P grupos; clasifique la población en orden creciente del valor criterio; aplique el “*shuffle*” (repartición) de la población de muestra en P grupos de acuerdo con el paso 3.
- VI. Comprobar la convergencia de la función objetivo según el criterio establecido; como el número de generaciones o un valor mínimo de la función objetivo, entonces el procedimiento se detiene, de lo contrario continua.
- VII. Revisión del número de grupos. Si el número de grupos es menor P_{min} que P (predeterminado), elimine grupos con los puntos clasificados más bajos (peor ajuste). Ajustar P a $P-1$ y S a Pm ; Devolverse al paso 4. Si $P_{min} = P$ entonces regrese al paso 4.

El algoritmo SCE-UA es uno de los más utilizados para la calibración de sistemas de drenaje urbano, desde sus orígenes en 1992 se ha realizado modificaciones al código o implementándolos con otras metodologías. Es el caso de los autores Lee y Kang (2016), que implementa el algoritmo SCE-UA con restricciones. En otros estudios el algoritmo se ha modificado para hallar las distribuciones posteriores de los parámetros del modelo hidrológico (Vrugt *et al.*, 2003). Sin embargo, a pesar de la robustez del algoritmo, se enfrenta con el problema de que los modelos hidrológicos no siempre son lineales, lo que implica una mayor dimensión del espacio paramétrico a medida que se aumenta los parámetros, donde se puede encontrar con diferentes mínimos locales, lo que se ve reflejado en mayores recursos computacionales para encontrar el óptimo global.

8.1.6 Algoritmo de Competitive Complex Evolution (CCE)

El algoritmo *Competitive Complex Evolution* (CCE) es una sub-ruta en el algoritmo SCE. El algoritmo CCE emplea el método de descenso *Simplex* de (Nelder & Mead, 1965) en la generación de descendientes. El método *Simplex* facilita la evolución de cada grupo de forma independiente en una dirección de mejora. A continuación, se presenta el procedimiento.

- I. Construcción de un subgrupo q muestras, seleccionado aleatoriamente según una distribución de probabilidad trapezoidal. Donde se especifica que el mejor valor (un punto con el mejor valor de la función) tiene la mayor probabilidad de ser elegido en el subgrupo, y el peor valor tiene menor posibilidad.
- II. Identifique el peor punto o valor del subgrupo y calcule el centroide del subgrupo sin incluir el peor punto.
- III. El paso del reflejo. El peor valor encontrado de la función es reflejado en el centroide, si el valor reflejado se encuentra dentro de la condición de búsqueda se pasa a la siguiente instrucción. De lo contrario genere aleatoriamente un valor dentro del espacio factible o condición de búsqueda y salte a la instrucción VI.
- IV. Si el nuevo valor generado recientemente (en el paso III) es mejor que el peor punto, se reemplaza el peor por el mejor y se pasa a la instrucción VII, de lo contrario va al siguiente paso V.
- V. El paso de la reducción. Se calcula un punto o valor en la mitad desde el centroide hasta el peor valor (nuevo punto reducido). Si el punto de reducción es mejor que el peor punto, se reemplaza al peor punto por el nuevo punto reducido y se continúa con el paso VII, de lo contrario diríjase al paso VI.
- VI. Genere aleatoriamente un valor dentro del espacio de búsqueda. Reemplace el peor punto por el punto generado aleatoriamente (proceso de mutación).
- VII. Repetir los pasos de II a VI α veces, donde $\alpha \geq 1$ es el número de descendientes consecutivos generados por el mismo subgrupo.
- VIII. Repetir los pasos I a VII β veces, donde $\beta \geq 1$ es el número de pasos evolucionados que cada grupo hace antes que sean combinados.

Cada punto o valor en el grupo es un potencial “padre” con la capacidad para participar en el proceso de reproducción de la descendencia (los términos padres y descendencia corresponde al método genético de optimización). La idea de competitividad se introduce en la formación de subgrupos, basados en la idea de que el más fuerte sobrevive mejor y genera descendencia más apta que el más débil. El esquema de búsqueda en declive Nelder-Mead *Simplex* se utiliza para generar descendencia. Este esquema es insensible a la falta de

suavidad de la superficie de respuesta y permite que el algoritmo utilice la información de superficie para guiar la búsqueda hacia la dirección de mejora (Duan *et al.*, 1994).

8.1.7 Método Levenberg-Marquardt (LM)

El método Levenberg-Marquardt (LM) de estimación de parámetros basada en computadora o también conocida como el método de los *mínimos cuadrados amortiguados* (*damped least-squares solution*) se usa para resolver problemas cuadrados no líneas. Marquardt (1963) modificó el método de Levenberg (Levenberg, 1944) que es una mezcla de la pendiente de gradiente y los métodos de estimación de parámetros de Newton, para acomodar mejor la información de Hesse (Matriz) en el vector de actualización de parámetros (Skahill *et al.*, 2009).

Según autores como Doherty y Skahill (2006) el método LM tiene características que lo hacen “atractivo” para utilizarlo en la calibración de los modelos hidrológicos, las cuales son:

- I. En contexto de calibración donde no exista óptimos locales, el método es eficiente en términos de los requisitos de ejecución del modelo.
- II. Capacidad para informar fácilmente las estimaciones de la incertidumbre del parámetro, la correlación y en la sensibilidad como un subproducto de uso durante y después de la estimación del parámetro.
- III. Se adapta fácilmente para incluir dispositivos de regularización para mantener la estabilidad numérica y la solidez frente a problemas numéricos potenciales.

En este proceso se parte de la minimización de alguna medida de la función objetivo. Designada como Φ_m esto se define como:

$$\Phi_m = [\mathcal{M}(\mathbf{p}) - \mathbf{h}]^t \mathbf{Q} [\mathcal{M}(\mathbf{p}) - \mathbf{h}] \quad \text{Ec.8.2}$$

Donde $\mathcal{M}$ sea un operador del modelo que mapea el espacio del parámetro m dimensional al espacio de la n observaciones que están disponibles para su uso en el proceso de calibración. Donde el vector m dimensional $\mathbf{p}$ representa los parámetros del modelo y el vector n dimensional $\mathbf{h}$ representa las observaciones y $\mathbf{Q}$ es una “matriz de peso”, el cual se componen principalmente de elementos diagonales cuando n es grande.

Para estimar $\mathbf{p}$ (cuando la minimización resulta en un conjunto de parámetros únicos) se calcula como

$$\mathbf{p} - \mathbf{p}_0 = (\mathbf{X}^t \mathbf{Q} \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^t \mathbf{Q} (\mathbf{h} - \mathbf{h}_0) \quad \text{Ec.8.3}$$

Donde $\mathbf{X}$ es la matriz Jacobiana modelo, cada fila de las cuales se compone de las derivadas de una salida del modelo en particular con respecto a todos los elementos de $\mathbf{p}$. Las derivadas se calculan a los valores de los parámetros actuales, representados como $\mathbf{p}_0$, para las cuales las salidas del modelo correspondiente son $\mathbf{h}_0$.

En la práctica la matriz $\mathbf{X}^t \mathbf{Q} \mathbf{X}$ de la Ec. (8.3) se complementa con la adición de un término diagonal llamado “Marquardt lambda” por lo tanto la Ec. (8.3) se convierte en:

$$\mathbf{p} - \mathbf{p}_0 = (\mathbf{X}^t \mathbf{Q} \mathbf{X} + \lambda \mathbf{I})^{-1} \mathbf{X}^t \mathbf{Q} (\mathbf{h} - \mathbf{h}_0) \quad \text{Ec.8.4}$$

Donde, λ se ajusta durante cada iteración del proceso de estimación de parámetros de modo que su valor actual dé como resultado una mejora máxima del parámetro durante esa iteración. Además el *Marquardt lambda* tiene un papel secundario que es un dispositivo de regulación, para evitar la inestabilidad en el cálculo del vector de actualización de parámetros $\mathbf{p} - \mathbf{p}_0$ (Doherty & Skahill, 2006).

Un problema de este tipo de métodos de gradientes es que puede converger a un conjunto de parámetros $\mathbf{p}$ que corresponde a un mínimo local en lugar de global, cuando se hace el cálculo interactivo $\mathbf{p} - \mathbf{p}_0$ en la Ec.8.4, además de que de ejecuciones del modelo aumenta drásticamente a medida que aumenta el número de parámetros que requieren estimación (Doherty & Skahill, 2006).

Para aplicar el método se puede mediante el software llamado PEST (*Model-Independent Parameter Estimation*) (Doherty, 2007), basado en el algoritmo de LM.

8.1.8 Algoritmos genéticos (AG)

El algoritmo genético es un procedimiento de búsqueda basado en la mecánica de la selección y la genética natural, que combina una supervivencia artificial del más apto con genes genéticos, abstraídos de la naturaleza (Holland, 1992). Este tipo de algoritmos se ha aplicado a una serie de problemas que incluyen búsqueda, optimización y aprendizaje automático (Wang, 1991).

Las características de un algoritmo genético son: población de individuos, operadores genéticos y función de bondad (fitness).

La población la conforma una muestra aleatoria de individuos que representan las posibles soluciones. Los operadores genéticos básicamente son tres; **selección** que elige un par de individuos para conformar la población de forma natural. El **cruce** que simula la evolución genética, y **mutación** que simula los cambios que se van presentando en las especies. Con respecto a la función de bondad representa las soluciones más acertadas según la función objetivo a evaluar.

Para la aplicación de este tipo de algoritmos en la calibración se requiere inicialmente una población aleatoria llamada “*Cromosomas*” que pueda contener las primeras soluciones en el espacio de parámetros factibles. Si no se encuentra la solución que se requiere, gracias a una función que evalúe la “calidad” (función objetivo) de cada resultado, se selecciona una nueva muestra a partir de la anterior es decir “individuos padres”, para producir nuevos “individuos hijos”, estos últimos se obtienen a partir de aplicar los operadores de cruzamiento y mutación a los individuos padres. El proceso continuo hasta que se alcance el máximo evaluaciones del modelo (número máximo de generaciones).

Este tipo de algoritmos se han utilizado en la calibración de modelos hidrológicos en la optimización de parámetros, siendo uno de los más utilizados con el algoritmo SCE-UA (Chlumecký *et al.*, 2017; Wang, 1991). La ventaja de los AG es que son robustos y puede encontrar los parámetros más óptimos y difiere de otros métodos de búsqueda en que busca entre una población de puntos y trabaja con una codificación del conjunto de parámetros en lugar de los valores de los parámetros en sí mismo, sin embargo, esa misma ventaja es proporcional al tiempo computacional, ya que se requiere un mayor número de generaciones para mapear o escanear todo el universo de posibles soluciones.

8.2 Metodología propuesta de calibración/validación en modelos determinísticos de drenaje urbano

8.2.1 Sub-cuenca 1 en la cuenca del Río Meléndez

Primer Bloque.

Para la sub-cuenca 1 se encontraron en la base de datos 34 códigos únicos normalizados de caudales que pasaron el primer filtro del Bloque 1, con relación a la comparación de las series de caudales observados, donde contiene sus respectivos parámetros como se visualiza en la Tabla 8.1.

Tabla 8.1. Códigos únicos normalizados con sus parámetros obtenidos en el primer Bloque de la sub-cuenca 1 en la cuenca del Río Meléndez

idc	id	Width (m)	Slope (%)	%_Imp (%)	N_Imper	N_Perv	S_Imp (mm)	S_Pe (mm)	PctZe (%)	MaxR (mm/h)	MinR (mm/h)	Dec (1/h)
1	60009	797	12,9	72,9	0,0154	0,2028	42,2	72,7	70,4	414,2	3,7	9,6
1	60134	1528	3,6	42,3	0,0117	0,4400	6,9	119,1	71,3	251,6	187,3	15,2
27	2249	223	3,6	63,8	0,0133	0,7608	8,4	61,3	5,7	383,2	193,4	13,9
27	2385	444	15,3	85,5	0,0165	0,4779	5,8	150,0	11,2	277,3	190,3	19,0
27	5742	404	6,2	63,1	0,0149	0,3152	19,7	95,2	72,6	60	14,6	1,3
27	60532	1327	4,5	50,1	0,0176	0,7554	3,1	44,0	97	62,6	7,6	0,9
27	61081	1413	0,7	91,6	0,0123	0,7059	6,0	103,1	95,1	320,4	49,5	20,2
29	70	1242	2,1	25,2	0,0194	0,5733	29,7	67,1	69,4	37,5	31,9	4,4
29	299	901	5,9	86,9	0,0101	0,5846	34,1	19,2	39,8	91,5	13,1	20,2
29	540	1333	5,4	97,1	0,0199	0,4422	22,2	25,3	19	98	7,8	29,5
29	769	434	6,6	57,9	0,0174	0,1544	34,7	128,0	44,1	124,1	86	14,8
29	878	1505	6,7	62,8	0,0158	0,2695	43,3	36,8	31,8	447,1	141,6	9,7
29	933	1155	2,3	36	0,0138	0,2537	40,2	7,4	52,2	408,9	80,7	24,6
29	953	81	19,9	77,6	0,0176	0,4927	5,6	15,3	25,2	389,8	87,6	10,3
29	2147	568	6,1	99,9	0,0123	0,6408	47,3	49,7	70,0	47,6	35,6	26,3
29	2322	1029	8,5	90,2	0,0173	0,1407	36,5	33,6	21,3	66,7	61,2	13,7
29	2538	114	4,2	40,8	0,0148	0,5845	44,1	124,6	93,7	21,5	12,6	25,1
29	2817	637	10,0	79,0	0,0132	0,2036	37,2	75,4	10,3	78,9	66	27,1
29	60146	946	5,8	86,9	0,0156	0,7556	42,4	13	26,6	50,4	29,5	10,8
29	60234	429	25,4	98,8	0,0180	0,6269	1,8	124,2	53,5	434,7	73,4	29,1
29	60335	1412	13,8	61,3	0,0154	0,6072	19,1	36,8	79,8	47,7	42,2	29,5
29	60404	796	1,6	19,8	0,0197	0,7435	6,7	72,9	25,6	31,7	23,8	31,5
29	60423	1103	2,6	65	0,0154	0,1409	22,3	110,8	10,9	169,6	5,9	9,3
29	60434	420	10,4	84,3	0,0175	0,3506	25,3	120	91,8	139,3	62,5	12,2
29	60728	636	8,5	81,4	0,0140	0,7759	30,3	139,7	48,3	274,0	174,4	0,1
29	62137	988	1,2	35	0,0124	0,2391	23,4	140,2	95,6	290,6	116,4	8,9
29	64565	139	14,7	94,2	0,0146	0,6914	1,3	23,7	17,8	306,9	84,3	25,8
32	7109	1215	19	73,4	0,0187	0,6095	13,6	114,2	32,6	73,0	39,9	2,1
33	60270	945	0,2	10,5	0,0104	0,7453	48,7	48,8	48	272,9	195,7	28,8
33	61821	703	7,5	85,4	0,0108	0,0736	21,6	135,5	41,8	121	54,9	20,6
34	2803	522	0,9	90,2	0,0112	0,5811	34,0	92,7	95,3	292,2	194,7	24,4
34	60085	606	18,5	81,7	0,0158	0,1889	4,5	2,6	40,2	131,2	102,8	3,6
35	63088	965	40,4	60,8	0,0149	0,4113	46,5	150	42,7	147,4	114,4	18,2
43	22698	725	24,5	6,3	0,0132	0,1060	42,3	6,2	90,8	241,4	83,9	25,9

idc: identificador del caudal observado; id: número de identificación en la base de datos; Width: ancho; Slope: pendiente; %_Imper: porcentaje impermeable; N_Imper: coeficiente de rugosidad zonas impermeables; N_Perv: coeficiente de rugosidad para la zona permeable; S_Imp: profundidad de almacenamiento para zonas impermeables; S_Pe: profundidad de almacenamiento para zonas permeables; PctZe: porcentaje de suelo impermeable que no presenta almacenamiento en depresión; MaxR: tasa máxima de infiltración; MinR: tasa mínima de infiltración; Dec: constante de decaimiento.

De las 45 series de caudales observados que se utilizaron para el proceso de calibración de la sub-cuenca 1, solo se encontraron 8 series en la base de datos que cumplieron el primer filtro. Donde 6 de las 8 series tiene una solución diferente, como se visualiza en el identificador de caudal observado (idc) en la Tabla 8.1. 2 conjuntos de parámetros para el caudal de identificación 1, 5 conjuntos para el caudal 27, 20 para el caudal observado 29, 2 para el caudal 33 y 34 respectivamente y 1 conjunto de parámetros para el caudal observado de identificación 35 y 43.

Segundo bloque

De la Tabla 8.1 se obtiene la media aritmética, el máximo y mínimo, rango, intervalo y amplitud, para cada parámetro como se observa en la Tabla 8.2, como un paso previo para la obtención de las frecuencias de los parámetros a calibrar.

Tabla 8.2. Indicadores de los parámetros de la primera sub-cuenca en la cuenca del Río Meléndez

Indicador	Width (m)	Slope (%)	%_Imper (%)	N_Imper	N_Perv	S_Imp (mm)	S_Pe (mm)	PctZe (%)	MaxR (mm/h)	MinR (mm/h)	Dec (1/h)
Media	814,3	9,4	66,39	0,0150	0,460	25,02	75,27	51,21	194,27	78,50	16,6
Máximo	1528	40,4	99,9	0,01995	0,7759	48,7	150,0	96,99	447,1	195,7	31,5
Mínimo	81	0,153	6,285	0,01010	0,0735	1,31	2,63	5,67	21,53	3,68	0,07
Rango	1447	40,28	93,63	0,00984	0,7023	47,39	147,3	91,32	425,6	192,0	31,4
Intervalo	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6
Amplitud	206,7	5,75	13,38	0,00140	0,1003	6,77	21,05	13,05	60,80	27,44	4,49

Un punto crítico para la creación de las tablas de frecuencias es la elección del intervalo, ya que define directamente la marca de clase y esta a su vez representa el punto medio de todos los valores de un parámetro que están en su categoría. Con la regla de Sturges (Sturges, 1926) dio como resultado 6 (ver Tabla 8.2), pero se debe tener en cuenta otros valores, si se ajusta a lo deseado. Posteriormente con la Tabla 8.1 y 8.2, se utiliza para crear la tabla de frecuencias como se visualiza en la Tabla 8.3.

Teóricamente entre mayor número de frecuencia que se obtenga en una marca de clase de un parámetro representa una mayor la probabilidad de ser una solución, donde ayuda a minimizar la ambigüedad de diferentes soluciones que puede tener varios conjuntos de parámetros e igualmente sirve para validar, ya que en el proceso se encuentra un valor común para los diferentes eventos de lluvias utilizados en la calibración. Por ello se debe hablar de un concepto de dualidad de calibración/validación.

Tercer bloque

Para la implementación de la combinación de las marcas de clases obtenido en la tabla de frecuencia de los parámetros (ver Tabla 8.3) se debe conocer primero los parámetros más sensibles o influyentes, ya sean por los métodos descritos anteriormente (ver ítem 6.6.4). A continuación en la Tabla 8.4 y Figura 8.2 se presentan los resultados de la variación de un caudal aleatorio en un 10% para los diferentes parámetros.

Los resultados obtenidos son válidos para cualquier sub-cuenca del modelo EPA –SWMM versión 5.1, para un análisis de sensibilidad local donde se varíe un solo parámetro y por evento. Sin embargo, se debe mirar otro tipo de análisis ya que muchos parámetros se activan conjuntamente

Tabla 8.3. Frecuencia de los parámetros a calibrar de la primera sub-cuenca en la cuenca del Río Meléndez

Nº Registro	Límite inferior	Límite superior	Marca de clase	Frecuencias	Nº Registro	Límite inferior	Límite superior	Marca de clase	Frecuencias
Frecuencia del parámetro ancho					Frecuencia del parámetro porcentaje de impermeable				
1	81	322,17	201,58	4	1	6,28	21,89	14,09	3
2	322,18	563,33	442,75	6	2	21,9	37,49	29,69	3
3	563,34	804,50	683,92	8	3	37,5	53,10	45,3	3
4	804,51	1045,67	925,08	6	4	53,11	68,70	60,9	7
5	1045,68	1286,83	1166,25	4	5	68,71	84,31	76,5	7
6	1286,84	1528	1407,42	6	6	84,32	99,91	92,11	11
Frecuencia del parámetro pendiente					Frecuencia del parámetro coeficiente de rugosidad de la zona impermeable				
1	0,15	6,87	3,51	19	1	0,01010	0,01174	0,01092	5
2	6,88	13,58	10,22	6	2	0,01175	0,01338	0,01256	6
3	13,59	20,29	16,94	6	3	0,01339	0,01502	0,01420	6
4	20,3	27,01	23,65	2	4	0,01503	0,01667	0,01585	7
5	27,02	33,72	30,37	0	5	0,01668	0,01831	0,01749	6
6	33,73	40,44	37,08	1	6	0,01832	0,01995	0,01913	4
Frecuencia del parámetro coeficiente de rugosidad de la zona permeable					Frecuencias del parámetro profundidad de almacenamiento para zonas permeables				
1	0,0736	0,1906	0,1321	6	1	2,63	27,2	14,91	8
2	0,1907	0,3077	0,2492	5	2	27,21	51,76	39,48	6
3	0,3078	0,4247	0,3662	3	3	51,77	76,32	64,04	5
4	0,4248	0,5418	0,4833	4	4	76,33	100,88	88,60	2
5	0,5419	0,6589	0,6003	8	5	100,89	125,44	113,16	7
6	0,6590	0,7759	0,7174	8	6	125,45	150	137,72	6
Frecuencias del parámetro profundidad de almacenamiento para zonas impermeables					Porcentaje de suelo impermeable que no presenta almacenamiento en depresión				
1	1,31	9,21	5,26	10	1	5,67	20,89	13,28	6
2	9,22	17,11	13,16	1	2	20,90	36,11	28,5	6
3	17,12	25,01	21,06	6	3	36,12	51,33	43,72	7
4	25,02	32,91	28,96	3	4	51,34	66,55	58,94	2
5	32,92	40,81	36,86	6	5	66,56	81,77	74,16	6
6	40,82	48,70	44,75	8	6	81,78	96,99	89,38	7
Frecuencia del parámetro tasa máxima de infiltración					Frecuencia del parámetro constante de decaimiento				
1	21,53	92,47	57	12	1	0,08	5,32	2,7	6
2	92,48	163,40	127,93	6	2	5,33	10,56	7,94	5
3	163,41	234,33	198,87	1	3	10,57	15,8	13,18	6
4	234,34	305,27	269,8	7	4	15,81	21,04	18,42	5
5	305,28	376,20	340,73	2	5	21,05	26,28	23,66	5
6	376,21	447,14	411,67	6	6	26,29	31,52	28,90	7
Frecuencia del parámetro tasa mínima de infiltración									
1	3,68	35,69	19,69	11					
2	35,7	67,7	51,7	7					
3	67,71	99,71	83,7	6					
4	99,72	131,72	115,71	3					
5	131,73	163,72	147,72	1					
6	163,73	195,73	179,73	6					

Tabla 8.4. Caudales obtenidos con la variación del 10% con respecto a un caudal aleatorio de los diferentes parámetros evaluados para una sub-cuenca general

Caudal aleatorio (l/s)	Width (l/s)	Slope (l/s)	%_Imp (l/s)	N_Imper (l/s)	N_Per (l/s)	S_Imp (l/s)	S_Pe (l/s)	PctZe (l/s)	MaxR (l/s)	MinR (l/s)	Dec (l/s)
0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
39,1	41,1	40,1	40,8	37,0	39,1	39,1	39,1	43,0	39,1	39,1	39,1
126,9	128,7	127,9	137,2	124,7	126,9	126,9	126,9	139,6	126,9	126,9	126,9
113,9	112,7	113,4	126,3	114,8	113,9	113,9	113,9	125,3	113,9	113,9	113,9
79,9	78,0	79,0	89,9	81,7	79,9	79,9	79,9	87,9	79,9	79,9	79,9
65,9	64,4	65,2	74,2	67,4	65,9	65,9	65,9	72,5	65,9	65,9	65,9
83,5	82,7	83,1	92,8	84,3	83,5	83,5	83,5	91,9	83,5	83,5	83,5
238,3	246,4	242,3	253,2	230,2	238,3	93,5	238,3	244,6	238,3	238,3	238,3
181,3	182,8	182,1	197,2	179,3	181,3	78,8	181,3	183,7	181,3	181,3	181,3
159,4	158,9	159,2	175,3	159,4	159,4	94,5	159,4	160,4	159,4	159,4	159,4
91,4	88,7	90,1	103,4	94,0	91,4	58,4	91,4	91,9	91,4	91,4	91,4
58,1	55,3	56,7	66,9	60,8	58,1	39,3	58,1	58,4	58,1	58,1	58,1
39,6	37,2	38,4	46,3	42,0	39,6	28,0	39,6	39,8	39,6	39,6	39,6
28,5	26,5	27,4	33,5	30,5	28,5	20,8	28,5	28,5	28,5	28,5	28,5
21,2	19,6	20,4	25,2	22,9	21,2	16,0	21,2	21,3	21,2	21,2	21,2
16,3	15,0	15,7	19,5	17,8	16,3	12,6	16,3	16,4	16,3	16,3	16,3
12,9	11,8	12,3	15,5	14,1	12,9	10,2	12,9	12,9	12,9	12,9	12,9
10,4	9,4	9,9	12,5	11,4	10,4	8,3	10,4	10,4	10,4	10,4	10,4
8,5	7,7	8,1	10,3	9,4	8,5	6,9	8,5	8,5	8,5	8,5	8,5
7,1	6,4	6,7	8,6	7,8	7,1	5,8	7,1	7,1	7,1	7,1	7,1
6,0	5,4	5,7	7,3	6,6	6,0	5,0	6,0	6,0	6,0	6,0	6,0
5,1	4,6	4,8	6,2	5,6	5,1	4,3	5,1	5,1	5,1	5,1	5,1
4,4	3,9	4,1	5,3	4,9	4,4	3,7	4,4	4,4	4,4	4,4	4,4
3,8	3,4	3,6	4,6	4,2	3,8	3,3	3,8	3,8	3,8	3,8	3,8
3,3	3,0	3,1	4,1	3,7	3,3	2,9	3,3	3,3	3,3	3,3	3,3
2,9	2,6	2,8	3,6	3,3	2,9	2,5	2,9	2,9	2,9	2,9	2,9
2,6	2,3	2,4	3,2	2,9	2,6	2,3	2,6	2,6	2,6	2,6	2,6
2,3	2,0	2,2	2,8	2,6	2,3	2,0	2,3	2,3	2,3	2,3	2,3
2,1	1,8	1,9	2,5	2,3	2,1	1,8	2,1	2,1	2,1	2,1	2,1
1,8	1,6	1,7	2,3	2,1	1,8	1,6	1,8	1,9	1,8	1,8	1,8
1,7	1,5	1,6	2,1	1,9	1,7	1,5	1,7	1,7	1,7	1,7	1,7
1,5	1,3	1,4	1,9	1,7	1,5	1,4	1,5	1,5	1,5	1,5	1,5
1,4	1,2	1,3	1,7	1,6	1,4	1,2	1,4	1,4	1,4	1,4	1,4
1,3	1,1	1,2	1,6	1,4	1,3	1,1	1,3	1,3	1,3	1,3	1,3
1,2	1,0	1,1	1,4	1,3	1,2	1,0	1,2	1,2	1,2	1,2	1,2
RMSE	1,84	0,92	6,73	1,85	0	32,67	0	3,89	0	0	0

La Tabla 8.4 presenta que la raíz cuadrada del error cuadrático medio (RMSE) más alta corresponde al parámetro de profundidad de almacenamiento para zonas impermeables (S_Imp), lo cual indica que es el parámetro más sensible o influyente, como se visualiza en la Figura 8.2 a partir de la hora 01:10, cambia el pico y la forma. Le sigue en ese orden: el porcentaje de impermeabilidad (%_Imp), el porcentaje de suelo impermeable que no presenta almacenamiento en depresión (PctZe), el coeficiente de impermeabilidad (N_imper), el ancho (Widt) y la pendiente (Slope).

Para la combinación de las marcas de clase se eligieron los 5 parámetros más sensibles según los resultados obtenidos que correspondieron a: profundidad de almacenamiento para zonas impermeables, porcentaje de impermeabilidad, el porcentaje de suelo impermeable que no presenta almacenamiento en depresión, el ancho y la pendiente. Se excluyó el coeficiente de impermeabilidad por el ancho y la pendiente ya que estos dos últimos dan la forma de la gráfica como lo sustenta Rossman y Huber (2015).

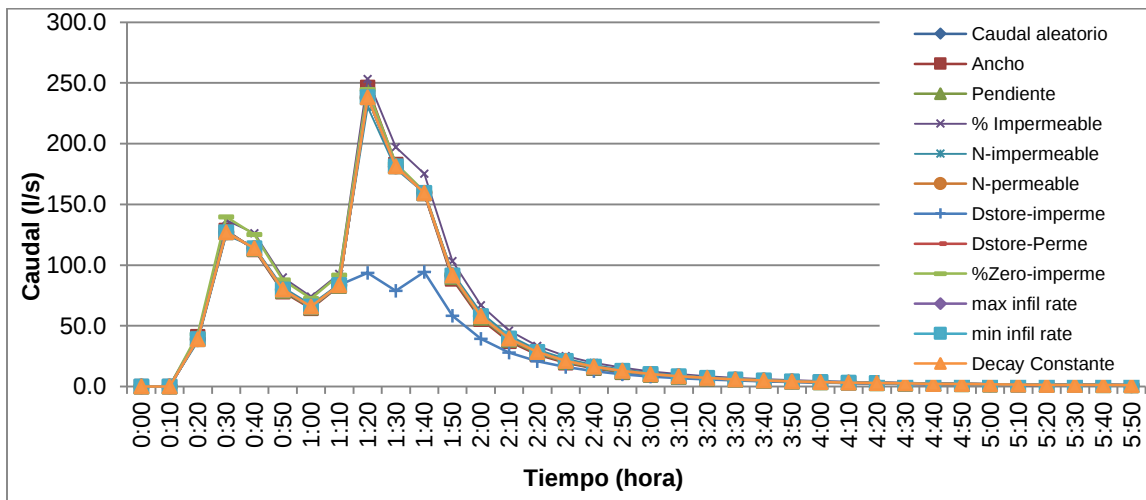


Figura 8.2. Curva de variación de un caudal aleatorio para los diferentes parámetros evaluados.

Los restantes parámetros como el coeficiente de rugosidad de la zona impermeable y permeable, profundidad de almacenamiento para zonas permeables, las tasas máximas y mínimas de infiltración, como su constante de decaimiento, se pueden calcular con un promedio de las frecuencias obtenidas en la Tabla 8.3.

En la Tabla 8.5 se ilustra las 32 mejores combinaciones de las marcas de clases de los 5 parámetros elegidos para combinar, de las 6.480 posibles (ver Ec.7.15), según el coeficiente de determinación de Nash-Sutcliffe (NSE), para los 5 eventos de lluvias con sus respectivos caudales observados escogidos aleatoriamente, e igualmente se visualiza el promedio obtenido de los NSE evaluados.

El mejor promedio obtenido de NSE correspondió en la combinación N° 4 con 0,859, le sigue la combinación N° 20 con 0,856 y tercer lugar corresponde a la combinación N° 12 con 0,853. Lo cual indica que a nivel general los resultados obtenidos de las 3 primeras mejores combinaciones de los parámetros de calibración más influyentes tuvieron unos excelentes resultados según la propuesta de Molnar (2011) para clasificar los valores de NSE (ver ítem 7.3.5).

Para la mejor combinación obtenida en promedio (N° 4), su NSE más bajo lo obtiene en el evento de lluvia 5 con 0,673 e igualmente para las combinaciones N° 20 y 12 que le siguen con 0,666 y 0,663 respectivamente como se observa en la Tabla 8.5. Pero sus valores más altos de NSE están por encima de 0,75 para las 3 mejores combinaciones en promedio para los restantes eventos (1, 2, 3 y 4), el proceso es similar en las combinaciones N° 2, 10, 13, 18, 21, 22, 26, 29 y 30 donde se tienen valores negativos de NSE en algún evento ya sea para el evento 1 y/o 5, sin embargo, esas mismas combinaciones están por encima de 0,6 para los eventos restantes (2,3 y 4).

Tabla 8.5. Combinaciones de los parámetros más influyentes con sus coeficientes de determinación de Nash-Sutcliffe para 5 registros de lluvia y caudales como su promedio para la sub-cuenca 1 en la cuenca del Río Meléndez

N°	Width (m)	Slope (%)	%_Imper (%)	S_Imp (mm)	PctZe (%)	NSE-1	NSE-2	NSE-3	NSE-4	NSE-5	Promedio NSE
1	1166,2	10,22	76,5	5,26	13,2	-1,082	0,435	0,884	0,619	0,443	0,260
2	1166,2	10,22	76,5	5,26	28,5	-1,355	0,983	0,848	0,989	0,232	0,339
3	1166,2	10,22	76,5	13,16	13,2	0,194	0,435	0,759	0,619	0,275	0,456
4	1166,2	10,22	76,5	13,16	28,5	0,79	0,983	0,863	0,989	0,673	0,859
5	1166,2	10,22	92,11	5,26	13,2	-2,574	0,601	0,734	0,714	-0,121	-0,129
6	1166,2	10,22	92,11	5,26	28,5	-3,174	0,823	0,666	0,902	-0,484	-0,253
7	1166,2	10,22	92,11	13,16	13,2	0,365	0,601	0,807	0,714	0,397	0,577
8	1166,2	10,22	92,11	13,16	28,5	0,840	0,823	0,898	0,902	0,773	0,847
9	1166,2	16,94	76,50	5,26	13,2	-1,206	0,465	0,869	0,654	0,359	0,228
10	1166,2	16,94	76,50	5,26	28,5	-1,466	0,980	0,830	0,986	0,136	0,293
11	1166,2	16,94	76,50	13,16	13,2	0,179	0,465	0,794	0,654	0,295	0,477
12	1166,2	16,94	76,5	13,16	28,5	0,751	0,980	0,884	0,986	0,663	0,853
13	1166,2	16,94	92,11	5,26	13,2	-2,840	0,648	0,718	0,763	-0,255	-0,193
14	1166,2	16,94	92,11	5,26	28,5	-3,422	0,802	0,645	0,881	-0,640	-0,347
15	1166,2	16,94	92,11	13,16	13,2	0,355	0,648	0,850	0,763	0,423	0,608
16	1166,2	16,94	92,11	13,16	28,5	0,792	0,802	0,924	0,881	0,759	0,832
17	1407,4	10,22	76,50	5,26	13,2	-1,180	0,459	0,873	0,647	0,379	0,236
18	1407,4	10,22	76,50	5,26	28,5	-1,443	0,982	0,835	0,989	0,158	0,304
19	1407,4	10,22	76,50	13,16	13,2	0,184	0,459	0,786	0,647	0,291	0,473
20	1407,4	10,22	76,5	13,16	28,5	0,762	0,982	0,88	0,989	0,666	0,856
21	1407,4	10,22	92,11	5,26	13,2	-2,780	0,639	0,722	0,752	-0,223	-0,178
22	1407,4	10,22	92,11	5,26	28,5	-3,368	0,809	0,650	0,889	-0,604	-0,325
23	1407,4	10,22	92,11	13,16	13,2	0,359	0,639	0,840	0,752	0,417	0,601
24	1407,4	10,22	92,11	13,16	28,5	0,805	0,809	0,919	0,889	0,763	0,837
25	1407,4	16,94	76,50	5,26	13,2	-1,260	0,474	0,856	0,669	0,306	0,209
26	1407,4	16,94	76,50	5,26	28,5	-1,504	0,965	0,817	0,967	0,082	0,265
27	1407,4	16,94	76,50	13,16	13,2	0,162	0,474	0,810	0,669	0,304	0,484
28	1407,4	16,94	76,50	13,16	28,5	0,718	0,965	0,893	0,967	0,651	0,839
29	1407,4	16,94	92,11	5,26	13,2	-2,976	0,668	0,706	0,787	-0,339	-0,231
30	1407,4	16,94	92,11	5,26	28,5	-3,537	0,774	0,631	0,848	-0,730	-0,403
31	1407,4	16,94	92,11	13,16	13,2	0,340	0,668	0,873	0,787	0,435	0,620
32	1407,4	16,94	92,11	13,16	28,5	0,754	0,774	0,937	0,848	0,746	0,812

Y comparando dos conjuntos de parámetros como la combinación N° 4 y 2, se observa que la única diferencia radica en el parámetro profundidad de almacenamiento para zonas impermeables, una con un valor de 13,16 mm (N°4) y la otra con 5,26 mm (N° 2), lo que indica lo sensible que es el parámetro como se visualizó en la Tabla 8.4, donde por 8 unidades cambia de obtener un NSE negativo (-1,3) en el evento 1 a obtener NSE por encima de 0,77 para el mismo evento.

Otro punto a destacar es que las 3 mejores combinaciones promedio (N° 4, 20 y 12) contiene los mismos valores de los 3 parámetros más sensibles (% imper, S-Impe y PctZe), lo que quiere decir, que se puede encontrar un conjunto único de parámetros que satisface los diferentes registros de lluvia en la sub-cuenca e implícitamente se está validando al encontrado parámetros determinísticos de la zona de estudio. A continuación en la Figura 8.3 se ilustra el caudal observado vs el caudal simulado para los 5 eventos de lluvias utilizados en calcular los NSE, utilizando los parámetros obtenidos de las 3 mejores combinaciones la N° 4, 20 y 12.

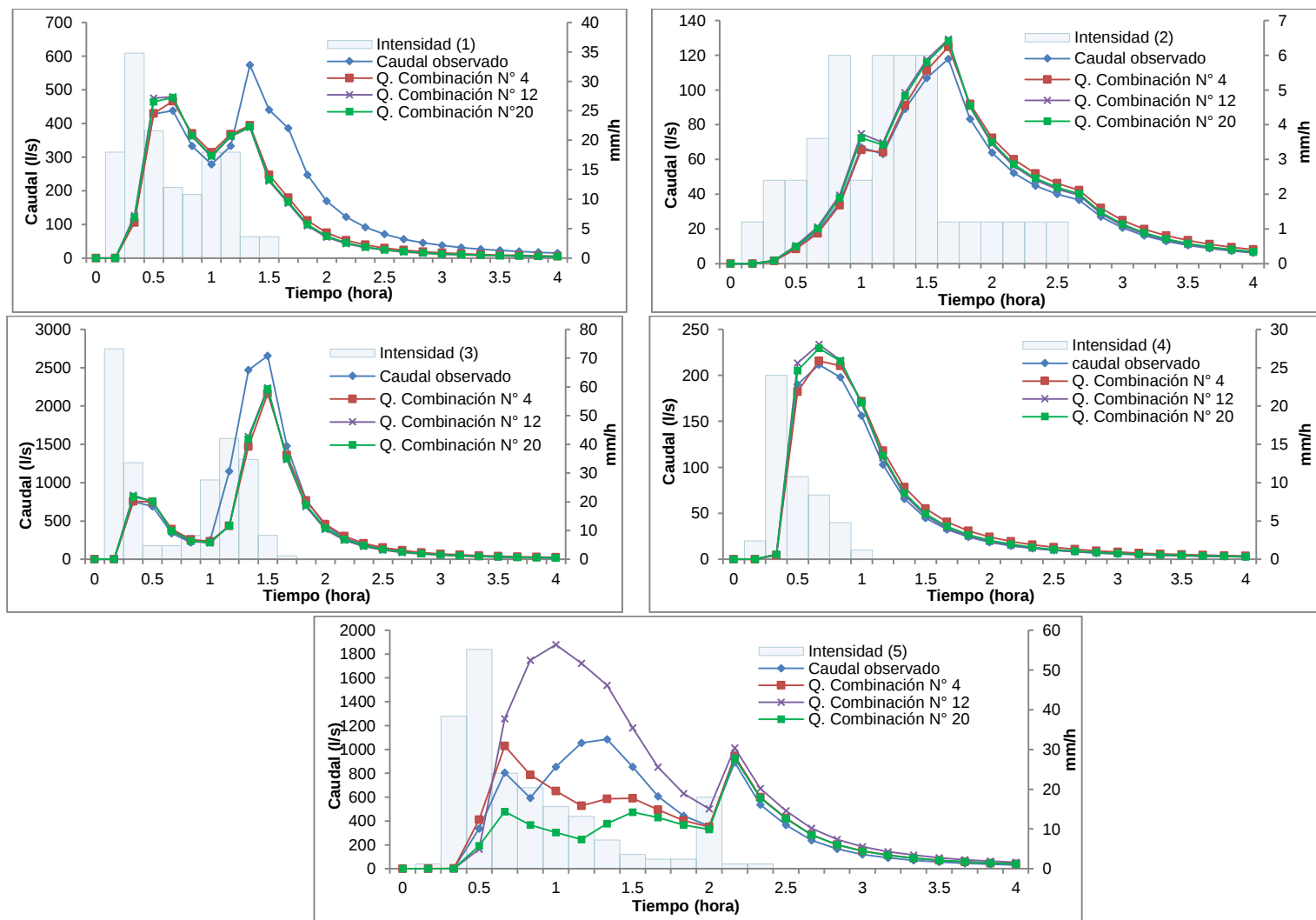


Figura 8.3. Caudal observado vs simulado para los eventos 1, 2, 3, 4 y 5 con los parámetros de la combinación N°4, 12 y 20 para la sub-cuenca 1

En la Tabla 8.6 se ilustra los parámetros observados (ver ítem 7.3.5) para la sub-cuenca 1 (SC1) vs las 3 mejores combinaciones hallados con la nueva metodología desarrollada y el porcentaje del error relativo para la combinación N°4 de los 5 parámetros combinados en el tercer Bloque, donde se evidencia que el mayor porcentaje de error se obtuvo en el parámetro pendiente con 31,87 %, seguido de profundidad de almacenamiento para zonas impermeables con 31,60 %, siendo un error relativamente alto para este último parámetro por ser tan sensible, como se ven en los resultados obtenidos para el evento 1 en las 3 mejores combinaciones promedio.

Otro criterio de evaluación de la metodología desarrollada corresponde al tiempo de ejecución que tarda el PC para calibrar y validar. Para la generación y almacenamiento de las 110.000 corridas tardó 48 horas para un PC de procesamiento de 2,6 GHz y 3 de memoria RAM, sin embargo, para el proceso de calibración/validación, específicamente de las 6.480 combinaciones posibles el tiempo fue de 5,4 horas. Teniendo en cuenta que las corridas guardadas en la base de datos quedan permanentemente y sirven para la calibración/validación de las otras sub-cuencas.

Tabla 8.6. Comparación de los parámetros observados y los obtenidos con la nueva metodología para la sub-cuenca 1 en la cuenca del Río Meléndez

Parámetros de calibración	Sub-cuenca 1	Combinación N° 4	Combinación N° 20	Combinación N° 12	% Error relativo N°4
Ancho (m)	1315	1166,2	1407,4	1166,2	11,32
Pendiente (%)	15	10,22		16,94	31,87
Porcentaje de área impermeable de la cuenca (%)	80	76,50			4,38
Coefficiente de rugosidad de la zona impermeable	0,016	0,015			---
Coefficiente de rugosidad de la zona permeable	0,25	0,42			---
Profundidad de almacenamiento para zonas impermeables (mm)	10	13,16			31,60
Profundidad de almacenamiento para zonas permeables (mm)	20	76,3			---
Porcentaje de suelo impermeable que no presenta almacenamiento en depresión (%)	25	28,5			14
Tasa máxima de infiltración (mm/h)	80	234,3			---
Tasa mínima de infiltración (mm/h)	50	99,7			---
Constante de decaimiento (1/h)	7	15,7			---

8.2.2 Sub-cuenca 2 en la cuenca del Río Meléndez

Primer bloque

Para la sub-cuenca 2 en el primer filtro del Bloque 1 se encuentran en la base de datos 69 códigos únicos normalizados de caudales con sus respectivos parámetros como se observa en la Tabla 8.7, donde contiene un número de identificación en la base de datos (id) que se asemejan a uno o varios caudales observados de los 50 registrados, divididos de la siguiente manera: 43 conjuntos de parámetros para el caudal observado de identificación 30, 15 conjuntos para el caudal 28, 4 para el caudal observado 18, 3 conjuntos de parámetros para

el caudal 34 , 1 conjunto para los caudales 19, 33, 39 y 41 respectivamente, como se visualiza en la Tabla 8.7.

Tabla 8.7. Códigos normalizados únicos con sus parámetros obtenidos en el primer bloque de la sub-cuenca 2 en la cuenca del Río Meléndez

idc	id	Width (m)	Slope (%)	%_Imper (%)	N_Imper	N_Perv	S_Imp (mm)	S_Pe (mm)	PctZe (%)	MaxR (mm/h)	MinR (mm/h)	Dec (1/h)
18	60979	81,3	1318	40,5	83,82	0,0142	0,54	5,4	15,9	25,1	77,6	54,9
18	62051	41,4	467	20,4	62,72	0,0144	0,75	16,5	27,6	91,2	104,5	90,2
18	62613	87	959	70,8	78,49	0,0168	0,79	11,1	119,9	29,3	34,3	33,2
18	62673	81,5	600	61,4	78,37	0,0107	0,33	8,4	125,1	12,8	419	126,7
19	61047	94,4	1494	4,6	98,01	0,0135	0,33	5,9	120,8	2,8	144,8	142,3
28	76	27,1	208	91,9	84,63	0,017	0,51	8,2	47,7	20,3	127,7	7,6
28	154	113,8	1106	11,8	44,36	0,0173	0,15	3,4	54,9	43,1	231,5	89,7
28	289	97,4	705	90,6	74,89	0,0192	0,42	3,4	30,4	52,1	313,4	138,7
28	633	134,5	1277	47,6	80,36	0,0141	0,47	7,8	136,3	0,6	386,2	112
28	666	41,1	1331	2,1	92,61	0,0108	0,43	6,5	16,1	89,9	13,7	4,8
28	916	71,5	1297	6,5	55,11	0,0187	0,13	26,3	124,2	44,8	329,1	75,4
28	1306	82,2	781	57,1	97,88	0,0161	0,11	26,5	137,1	23,6	19,8	8,7
28	1402	70,4	931	63,1	89,86	0,016	0,26	12,1	40,6	4,3	185,3	82,2
28	1714	41,4	300	24,3	35,03	0,0188	0,59	8,7	143,8	24,8	69,7	24
28	2766	109,6	835	88,1	61,71	0,0193	0,11	13,6	18	48,8	231,1	105,2
28	2850	60,3	1078	5,4	34,16	0,0179	0,4	11,8	74,6	11	175,1	59,8
28	4761	166,7	1323	11,9	51,11	0,0131	0,51	19,8	110,8	75,4	124,3	114,9
28	61449	189,4	1585	44,5	62,07	0,0186	0,07	22	121,6	77	186,3	32,9
28	62436	13	474	3,8	99,53	0,0168	0,49	11,5	54,5	97,9	162,1	25,2
28	62906	88,2	1139	12,7	48,73	0,019	0,22	18,5	3,5	56	386,9	174,2
30	35	17,7	736	0,6	47,3	0,0129	0,21	43,8	44,1	45,9	54,6	15,1
30	86	33,5	421	31	98,79	0,0175	0,2	44,3	64,9	51,9	118,3	67,8
30	136	43,8	542	30,4	91,45	0,0164	0,21	41,6	31,1	59,7	154	72,9
30	191	13,6	122	44,5	64,78	0,0187	0,54	44,4	43,1	66,6	129,4	50,7
30	262	42,8	273	58,7	78,29	0,0162	0,16	7,5	85	61,2	102,4	14,5
30	553	38,6	317	11,2	31,65	0,0171	0,31	0,8	79,3	5,2	118,2	87,7
30	567	191,4	1405	64,7	97,41	0,0156	0,15	22,7	70,3	96,1	370	44,2
30	579	101,8	1173	16,3	61,77	0,0191	0,02	6,4	66,5	82,2	132,5	97,8
30	686	165,4	1319	38,1	58,73	0,0184	0,13	24,5	91,1	86,2	341,5	33,7
30	779	64,9	623	39,5	79,29	0,0174	0,03	44,6	92,9	97,7	415,4	149,3
30	1041	125,2	923	22,4	88,94	0,011	0,75	43	68,7	21,7	164,9	36,8
30	1052	158,1	1039	27,9	42,87	0,0186	0,37	16,2	70,3	14,9	46,9	13,5
30	1135	177,8	1412	18,3	62,18	0,0113	0,6	14,2	87,4	69,5	405,4	167
30	1155	187,5	1168	71,3	80,42	0,0159	0,41	29,7	33,1	40,1	351,5	163,1
30	1234	61,5	453	37,5	84,34	0,0106	0,13	6	55,2	76,9	126,4	108,9
30	1417	218,4	1369	2,5	14,16	0,0169	0,43	49,3	72,7	60,4	163,5	126,6
30	1514	50,2	478	31,8	66,93	0,0183	0,24	15	78,5	89,9	372,4	186,4
30	1677	54	1136	1,4	46,4	0,0117	0,58	26	141,3	17,4	131	57,7
30	1773	95,2	631	27,3	39,78	0,0198	0,28	49,9	18,6	37,1	220,4	5,5
30	1925	66,4	937	14,3	70,55	0,0169	0,71	34,9	58,8	65,3	205,7	95,6
30	1933	217,9	1414	65,2	83,17	0,0152	0,78	21,2	41,2	79,2	122,3	86,3
30	1943	105,4	1023	12,7	55,99	0,0173	0,57	29	29,5	33,3	210	49,6
30	1952	203,5	1260	33,1	50,81	0,0181	0,08	17,3	12,1	88,6	413,8	58
30	2135	42,6	758	2,8	54,61	0,013	0,17	30,6	46,8	80,1	79,2	15,5
30	2208	32,7	263	1,4	13,38	0,0166	0,42	35,5	64	48,5	349,3	43,9
30	2258	175,9	1509	47,4	99,55	0,0143	0,73	5	53,2	0,1	80,7	72,8
30	2342	180,3	1478	37,9	70,55	0,0149	0,3	25,8	53,6	70	371,2	172,2
30	2476	110,8	1088	48,3	98,08	0,0184	0,79	48,4	9,3	33,6	35,6	12
30	2513	73,4	504	69,1	67,51	0,0177	0,21	49,3	106,6	33,5	63,4	24,8
30	2610	231,7	1462	4,3	19,3	0,0162	0,29	37	77,7	78,9	209,7	97,8
30	2743	14,9	107	19,4	56,77	0,0142	0,58	25,4	114,4	88,7	316,8	18,3
30	2776	8,6	277	3,5	94,25	0,0174	0,22	32,7	4,9	70,8	75,6	44,9

30	2813	120,4	1266	16	90,27	0,011	0,6	33,2	131,1	47,2	414,9	124,2
30	2876	67,4	482	58,2	77,26	0,0148	0,2	47,7	22,8	9,1	218,5	161,4
30	60207	140	1374	11,3	66,08	0,0141	0,8	30,9	1	82,2	162,2	108,1
30	61009	210,1	1398	58,3	99,41	0,0106	0,67	5,8	73,9	46,8	78,5	36,8
30	61553	28,1	222	40,5	69,28	0,0108	0,35	24,7	107,6	36,2	435,4	109,8
30	62101	111,6	1035	60,3	92,57	0,0174	0,76	6,1	24,5	3,6	244,2	19,5
30	62531	30,9	261	18,6	40,83	0,0194	0,71	38,6	17,3	24,9	199,7	30
30	62629	79,5	864	24,8	93,14	0,0111	0,66	43,3	76,1	11,1	107	45,4
30	62633	113,3	1105	31,1	78,88	0,0169	0,37	43,8	132,5	67,2	149,7	11,5
30	62970	13,4	132	51,9	98,55	0,0184	0,75	9,7	51,4	17,9	33,3	27,4
30	64633	168,2	1153	36	63,14	0,0174	0,27	29,7	16,5	66,2	224,4	102,6
33	7401	16	118	31,5	63,09	0,0195	0,28	31,8	73,9	56,1	415,5	151
34	2109	33,5	299	37,8	99,87	0,0181	0,12	23,4	131,2	59,4	416,9	97,1
34	61389	179	1215	21,8	83,26	0,0104	0,75	35,3	147,4	79,8	27,3	24,3
34	61709	93,1	648	98,7	96,27	0,0184	0,79	13,8	94,3	77,8	133,3	18,3
39	10358	80,9	536	5,3	73,83	0,0194	0,6	37,4	121,5	73,8	420,8	148
41	79446	30,9	500	0	5,39	0,0144	0,23	34	34,2	0,4	124,3	117

idc: identificador del caudal observado; id: número de identificación en la base de datos; Widt: ancho; Slope: pendiente; %_Imper: porcentaje impermeable; N_Imper: coeficiente de rugosidad zonas impermeables; N_Perv: coeficiente de rugosidad para la zona permeable; S_Imp: profundidad de almacenamiento para zonas impermeables; S_Pe: profundidad de almacenamiento para zonas permeables; PctZe: porcentaje de suelo impermeable que no presenta almacenamiento en depresión; MaxR: tasa máxima de infiltración; MinR: tasa mínima de infiltración; Dec: constante de decaimiento.

Segundo bloque

En la Tabla 8.8 se presenta la media aritmética, el máximo y mínimo, rango, intervalo que correspondió a 7 (regla de Sturges) y amplitud, para cada parámetro, donde posteriormente se utiliza para crear la tabla de frecuencias para la segunda sub-cuenca (ver Tabla 8.9) en la cuenca del Río Meléndez.

Tabla 8.8. Indicadores de los parámetros de la segunda sub-cuenca en la cuenca del Río Meléndez

Indicador	Width (m)	Slope (%)	%_Imper (%)	N_Imper	N_Perv	S_Imp (mm)	S_Pe (mm)	PctZe (%)	MaxR (mm/h)	MinR (mm/h)	Dec (1/h)
Media	861,39	33,27	69,20	0,0159	0,41	24,04	68,80	49,87	202,61	74,29	15, 47
Máximo	1585	98,7	99,9	0,02	0,8	49,9	147,4	97,9	435,4	186,4	30,8
Mínimo	107	0,006	5	0,01	0,025	0,82	0,995	0,14	13,7	4,8	0,72
Rango	1478	98,7	94,5	0,009	0,77	49,1	146,4	97,8	421,6	181,7	30,1
Intervalo	7	7	7	7	7	7	7	7	7	7	7
Amplitud	211,1	14,1	13,5	0,001	0,11	7,0	20,9	14,0	60,2	26,0	4,3

Tercer bloque

Para la combinación de las marcas de clases obtenidas en la Tabla 8.9 se eligieron lo mismo parámetros anteriormente de la sub-cuenca 1, que correspondían a: profundidad de almacenamiento para zonas impermeables, porcentaje de impermeabilidad, el porcentaje de suelo impermeable que no presenta almacenamiento en depresión, el ancho y la pendiente.

En la Tabla 8.10 se presenta las 32 mejores combinaciones de las 6.300 posibles (Ver Ec. 7.14), según su NSE para 5 eventos de lluvias con su respectivo series de caudales elegidos al azar de las 50 series de caudales observados que se utilizaron.

Tabla 8.9. Frecuencia de los parámetros a calibrar de la segunda sub-cuenca en la cuenca del Río Meléndez

N° Registro	Límite inferior	Límite superior	Marca de clase	Frecuencias	N° Registro	Límite inferior	Límite superior	Marca de clase	Frecuencias
Frecuencia del parámetro ancho					Frecuencia del parámetro porcentaje de impermeable				
1	107	318,14	212,57	13	1	5,39	18,89	12,14	3
2	318,14	529,29	423,71	8	2	18,89	32,38	25,63	2
3	529,29	740,43	634,86	8	3	32,38	45,88	39,13	6
4	740,43	951,57	846	7	4	45,88	59,38	52,63	10
5	951,57	1162,71	1057,14	11	5	59,38	72,87	66,13	14
6	1162,71	1373,86	1268,29	12	6	72,87	86,37	79,62	15
7	1373,86	1585	1479,43	10	7	86,37	99,87	93,12	19
Frecuencia del parámetro pendiente					Frecuencia del parámetro coeficiente de rugosidad de la zona impermeable				
1	0,0063	14,11	7,06	20	1	0,0104	0,0117	0,0110	11
2	14,11	28,21	21,16	13	2	0,0117	0,0131	0,0124	3
3	28,21	42,31	35,26	14	3	0,0131	0,0144	0,0138	7
4	42,31	56,41	49,36	6	4	0,0144	0,0158	0,0151	5
5	56,41	70,51	63,46	10	5	0,0158	0,0171	0,0165	14
6	70,51	84,61	77,56	2	6	0,0171	0,0185	0,0178	16
7	84,61	98,71	91,66	4	7	0,0185	0,0198	0,0192	13
Frecuencia del parámetro coeficiente de rugosidad de la zona permeable					Frecuencias del parámetro profundidad de almacenamiento para zonas permeables				
1	0,025	0,135	0,080	10	1	0,995	21,91	11,45	11
2	0,135	0,245	0,190	13	2	21,91	42,83	32,37	10
3	0,245	0,356	0,301	10	3	42,83	63,75	53,29	11
4	0,356	0,466	0,411	9	4	63,75	84,66	74,21	14
5	0,466	0,576	0,521	6	5	84,66	105,58	95,12	5
6	0,576	0,687	0,631	8	6	105,58	126,50	116,04	10
7	0,687	0,797	0,742	13	7	126,50	147,42	136,96	8
Frecuencias del parámetro profundidad de almacenamiento para zonas impermeables					Porcentaje de suelo impermeable que no presenta almacenamiento en depresión				
1	0,82	7,83	4,32	13	1	0,136	14,10	7,12	11
2	7,83	14,85	11,34	11	2	14,10	28,07	21,09	9
3	14,85	21,86	18,36	7	3	28,07	42,03	35,05	7
4	21,86	28,88	25,37	10	4	42,03	56,00	49,02	9
5	28,88	35,89	32,39	12	5	56,00	69,97	62,98	11
6	35,89	42,91	39,4	4	6	69,97	83,93	76,95	13
7	42,91	49,93	46,42	12	7	83,93	97,90	90,91	9
Frecuencia del parámetro tasa máxima de infiltración					Frecuencia del parámetro constante de decaimiento				
1	13,74	73,97	43,86	10	1	0,72	5,02	2,87	13
2	73,97	134,20	104,09	19	2	5,02	9,32	7,17	7
3	134,20	194,43	164,32	10	3	9,32	13,63	11,48	11
4	194,43	254,67	224,55	10	4	13,63	17,93	15,78	10
5	254,67	314,90	284,78	1	5	17,93	22,24	20,09	7
6	314,90	375,13	345,01	8	6	22,24	26,54	24,39	10
7	375,13	435,36	405,24	11	7	26,54	30,85	28,69	11
Frecuencia del parámetro tasa mínima de infiltración									
1	4,77	30,72	17,75	19					
2	30,72	56,68	43,7	12					
3	56,68	82,63	69,65	8					
4	82,63	108,58	95,6	11					
5	108,58	134,53	121,55	8					
6	134,53	160,48	147,51	5					
7	160,48	186,43	173,46	6					

Así mismo se presenta el respectivo promedio obtenido de los eventos evaluados, donde se evidencia que para este caso en particular el mejor promedio de los NSE no corresponde siempre a las mejores soluciones de los diferentes eventos.

Tabla 8.10. Combinaciones de los parámetros más influyentes con sus coeficientes de determinación de Nash-Sutcliffe para 5 registros de lluvia y caudales como su promedio para la sub-cuenca 2 en la cuenca del Río Meléndez.

N°	Width (m)	Slope (%)	%_Imper (%)	S_Imp (mm)	PctZe (%)	NSE-1	NSE-2	NSE-3	NSE-4	NSE-5	Promedio NSE
1	423,7	35,26	39,13	4,32	7,12	0,89	0,98	0,87	0,70	-44,22	-8,15
2	423,7	35,26	39,13	4,32	21,09	0,82	0,97	0,78	-18,52	-61,35	-15,46
3	423,7	35,26	39,13	11,34	7,12	0,21	0,68	0,15	0,70	0,75	0,49
4	423,7	35,26	39,13	11,34	21,09	0,53	0,80	0,43	-18,52	-14,94	-6,34
5	423,7	35,26	52,63	4,32	7,12	0,37	0,62	0,49	-0,38	-72,83	-14,34
6	423,7	35,26	52,63	4,32	21,09	0,21	0,58	0,30	-37,61	-107,42	-28,78
7	423,7	35,26	52,63	11,34	7,12	0,26	0,62	0,23	-0,38	-0,17	0,11
8	423,7	35,26	52,63	11,34	21,09	0,63	0,74	0,58	-37,61	-30,95	-13,32
9	423,7	49,36	39,13	4,32	7,12	0,87	0,99	0,85	0,69	-47,46	-8,81
10	423,7	49,36	39,13	4,32	21,09	0,80	0,97	0,77	-19,14	-64,47	-16,21
11	423,7	49,36	39,13	11,34	7,12	0,23	0,69	0,15	0,69	0,74	0,5
12	423,7	49,36	39,13	11,34	21,09	0,52	0,80	0,43	-19,14	-15,28	-6,54
13	423,7	49,36	52,63	4,32	7,12	0,36	0,66	0,47	-0,44	-79,38	-15,67
14	423,7	49,36	52,63	4,32	21,09	0,20	0,62	0,28	-39,34	-114,17	-30,48
15	423,7	49,36	52,63	11,34	7,12	0,27	0,65	0,24	-0,44	-0,21	0,10
16	423,7	49,36	52,63	11,34	21,09	0,63	0,76	0,57	-39,34	-32,10	-13,89
17	634,9	35,26	39,13	4,32	7,12	0,85	0,98	0,83	0,67	-51,48	-9,63
18	634,9	35,26	39,13	4,32	21,09	0,79	0,97	0,74	-19,78	-68,08	-17,07
19	634,9	35,26	39,13	11,34	7,12	0,23	0,69	0,16	0,67	0,74	0,49
20	634,9	35,26	39,13	11,34	21,09	0,50	0,79	0,41	-19,78	-15,45	-6,70
21	634,9	35,26	52,63	4,32	7,12	0,34	0,71	0,44	-0,53	-88,15	-17,43
22	634,9	35,26	52,63	4,32	21,09	0,18	0,68	0,25	-41,32	-122,85	-32,61
23	634,9	35,26	52,63	11,34	7,12	0,29	0,67	0,25	-0,53	-0,26	0,08
24	634,9	35,26	52,63	11,34	21,09	0,62	0,79	0,56	-41,32	-33,29	-14,53
25	634,9	49,36	39,13	4,32	7,12	0,83	0,98	0,81	0,65	-53,80	-10,11
26	634,9	49,36	39,13	4,32	21,09	0,78	0,97	0,72	-20,06	-69,92	-17,50
27	634,9	49,36	39,13	11,34	7,12	0,22	0,68	0,16	0,65	0,74	0,49
28	634,9	49,36	39,13	11,34	21,09	0,49	0,78	0,40	-20,06	-15,33	-6,74
29	634,9	49,36	52,63	4,32	7,12	0,34	0,75	0,43	-0,59	-93,83	-18,57
30	634,9	49,36	52,63	4,32	21,09	0,19	0,72	0,25	-42,37	-128,16	-33,87
31	634,9	49,36	52,63	11,34	7,12	0,29	0,69	0,25	-0,59	-0,28	0,07
32	634,9	49,36	52,63	11,34	21,09	0,61	0,80	0,55	-42,37	-33,75	-14,83

El mejor promedio de NSE de los 5 eventos evaluados correspondió a la N° 11 con un NSE de 0,5, seguido de la N° 3 con 0,498. Pero observando en la Tabla 8.10 se ilustra que hasta el 4 evento los mejores NSE correspondían a la combinación N° 1 y comparando los parámetros de las combinaciones N° 1, 3 y 11 se observa que la diferencia radica principalmente en el parámetro profundidad de almacenamiento para zonas impermeables, aunque la pendiente en la combinación N° 11 sea diferente de la 1 y 3, pero se descarta que la pendiente tenga una influencia significativa en los resultados, por el análisis de sensibilidad realizado (ver Tabla 8.4 y Figura 8.2).

Lo anterior indica que el parámetro más sensible (profundidad de almacenamiento para zonas impermeables) se encuentra entre el rango 4,32-11,34 mm, ya que para eventos como el 1 y 3 se ajusta mejor con el valor de 4,32 mm, pero con eventos como el 5 se ajusta mejor

con valores de 11,34 mm. Por lo cual se puede elegir la combinación N° 1 optimizando el parámetro de profundidad de almacenamiento para zonas impermeables entre el rango establecido.

A continuación en la Figura 8.4 se ilustra el caudal observado vs el caudal simulado para los 5 eventos de lluvias utilizados en calcular los NSE, utilizando los parámetros obtenidos de la combinación N° 1, 9 y 17 para la sub-cuenca 2 (SC2).

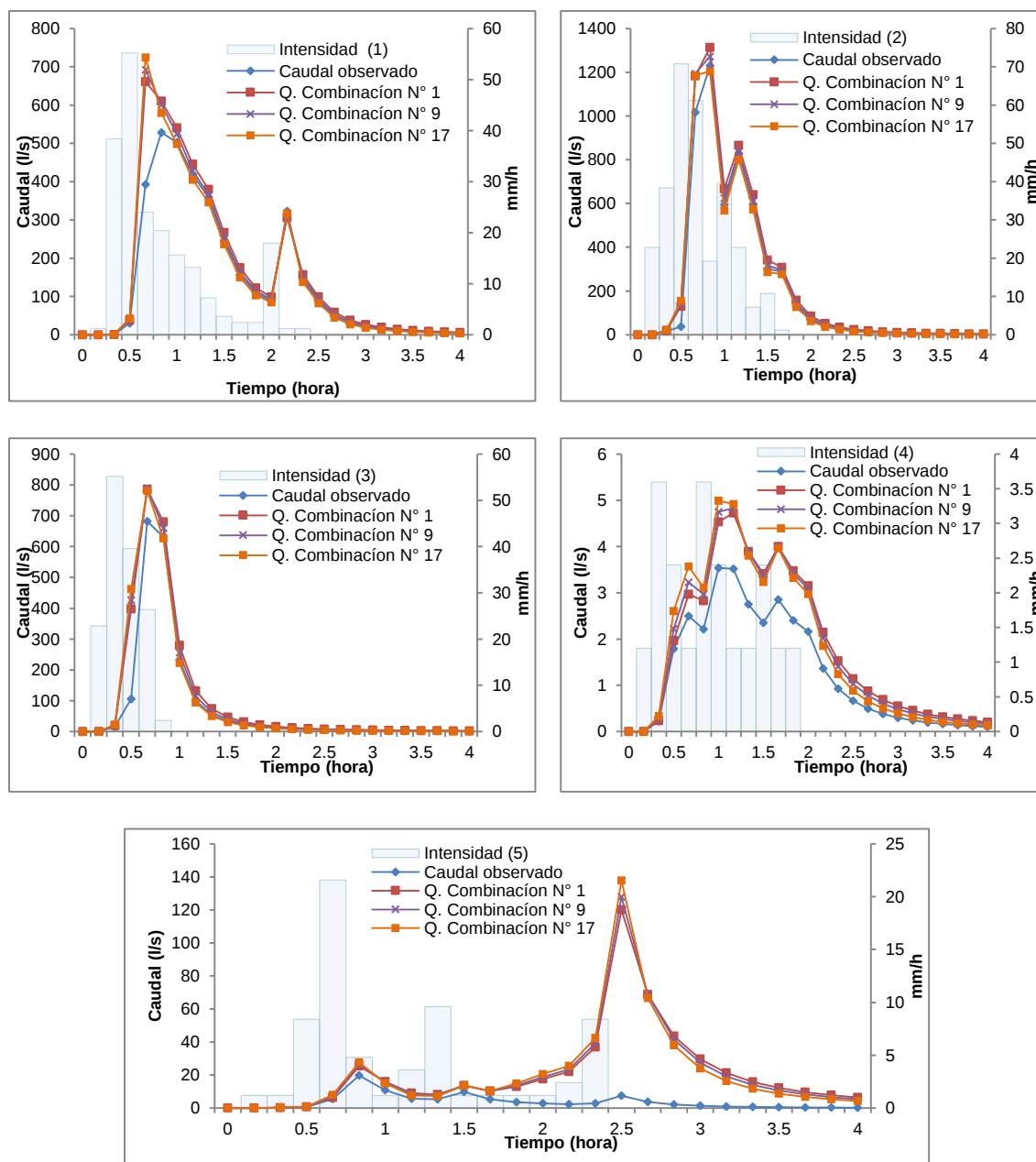


Figura 8.4. Caudal observado vs simulado para los eventos 1, 2, 3, 4 y 5 con los parámetros de la combinación N°1, 9 y 17 para la sub-cuenca 2

Para la Sub-cuenca 2 la combinación N°1 dio unos excelentes resultados del NSE, para los eventos de lluvia 1, 2 y 3 (ver Tabla 8.10 y Figura 8.4), de 0,89, 0,98 y 0,87

respectivamente, pero para los eventos 4 (0,70) y especialmente el 5 (-44,22) fueron insuficientes. Sin embargo a pesar de que el evento 2 dio muy cerca de un ajuste perfecto (1,0), esa pequeña diferencia de 0,02 no se mantuvo para los demás eventos, lo cual se podría plantear que existe un solo conjunto óptimo de parámetros, como se utilizó en este estudio (ver 7.3.5), sin embargo toca entender que los modelos son simplificaciones de una “realidad” donde puede existir un solo conjunto de parámetros óptimos durante un espacio y tiempo determinado, haciendo que el proceso de la calibración sea más complejo por involucrar un factor externo que corresponde a la cronología de los eventos en una sub-cuenca. Pero a pesar de dificultades mencionadas se puede establecer rangos de parámetros determinísticos, donde el modelo se acople a todos los registros evaluados, como se encontró en la sub-cuenca 2 con los parámetros de pendiente y porcentaje de impermeable.

A continuación en la en la Tabla 8.11 se presenta la comparación de los parámetros observados y los obtenidos de las 3 primeras combinaciones sin incluir el evento 5 con la nueva metodología para la sub-cuenca 2. Igualmente se observa el porcentaje de error relativo para la combinación N° 1, siendo porcentaje de suelo impermeable que no presenta almacenamiento en depresión con el mayor error relativo con un 42,4%, seguido del ancho con 29,38%. El parámetro que más se acercó al valor “verdadero” con la metodología desarrollada correspondió a la pendiente con un error de 0,68%. Los parámetros que no se combinaron se obtuvieron de un promedio de la Tabla 8.9.

Para el criterio de recursos computacional y de tiempo tardo en calibrar/validar la sub-cuenca 2 un tiempo de 5,2 horas con las mismas características del PC para la sub-cuenca 1, para 6.300 combinaciones posibles, donde en promedio fue de 3 segundos por combinación.

Tabla 8.11. Comparación de los parámetros observados y los obtenidos con la nueva metodología para la sub-cuenca 2 en la cuenca del Río Meléndez

Parámetros de calibración	Sub-cuenca 2	Combinación N° 1	Combinación N° 9	Combinación N° 17	% Error relativo N°1
Ancho (m)	600	423,7		634,9	29,38
Pendiente (%)	35,5	35,26	49,36	35,26	0,68
Porcentaje de área impermeable de la cuenca (%)	40	39,13			2,12
Coefficiente de rugosidad de la zona impermeable	0,015	0,0151			---
Coefficiente de rugosidad de la zona permeable	0,4	0,41			---
Profundidad de almacenamiento para zonas impermeables (mm)	6	4,32			28
Profundidad de almacenamiento para zonas permeables (mm)	30	74,2			---
Porcentaje de suelo impermeable que no presenta almacenamiento en depresión (%)	5	7,12			42,4
Tasa máxima de infiltración (mm/h)	150	224,5			---
Tasa mínima de infiltración (mm/h)	70	95,6			---
Constante de decaimiento (1/h)	7	15,7			---

8.2.3 Sub-cuenca 3 en la cuenca del Río Meléndez

Primer bloque

Para la sub-cuenca 3 en el primer filtro del Bloque 1 se obtiene 19 códigos únicos normalizados, con sus respectivos parámetros como se visualiza en la Tabla 8.12, siendo la menor sub-cuenca evaluada con códigos únicos encontrados en la base de datos. Donde se dividen de la siguiente manera: 8 conjuntos de parámetros para el caudal observado de identificación 27, 4 conjuntos para el caudal 34, 2 conjuntos para los caudales observados 29 y 33 cada uno, y un 1 conjunto de parámetros para los caudales 19, 32 y 36 respectivamente.

Tabla 8.12. Códigos normalizados únicos con sus parámetros obtenidos en el primer Bloque de la sub-cuenca 3 en la cuenca del Río Meléndez

idc	id	Width (m)	Slope (%)	%_Imper (%)	N_Imper	N_Perv	S_Imp (mm)	S_Pe (mm)	PctZe (%)	MaxR (mm/h)	MinR (mm/h)	Dec (1/h)
19	1630	384	12,7	94,8	0,0193	0,10	1,6	123,1	41,7	330,1	51,2	25,6
27	2160	1302	58,7	92,2	0,0194	0,46	14,8	85,8	49,0	316,4	157,7	18,3
27	2660	1411	47,8	41,6	0,0169	0,68	15,3	36,5	0,14	234,2	187,6	26,8
27	60003	343	49,9	89,0	0,0127	0,77	18,4	76,5	35,0	289,1	119,6	2,7
27	60619	743	19,7	50,9	0,0114	0,36	34,4	55,6	61,0	216,4	103,3	32,0
27	62733	1465	57,0	88,8	0,0170	0,30	36,2	0,5	34,5	433,8	115,7	1,1
27	63838	349	10,0	51,9	0,0169	0,20	26,3	15,9	18,6	339,9	25,4	20,4
27	63847	1494	6,0	36,7	0,0136	0,48	3,7	82,6	68,6	351,4	29,1	26,4
27	64241	113	47,1	73,3	0,0160	0,04	2,9	104,4	21,3	116,4	93,0	22,4
29	3708	1350	39,4	87,8	0,0129	0,02	3,5	79,3	75,6	52,3	0,90	1,3
29	5389	1470	20,6	69,4	0,0128	0,06	40,7	136,4	62,1	56,4	11,0	19,1
32	8017	438	58,0	72,7	0,0137	0,03	16,6	142,9	25,2	444,8	192,6	24,3
33	61455	1544	65,5	65,2	0,0190	0,03	23,2	68,0	74,3	20,4	4,5	10,3
33	62640	122	64,0	95,8	0,0141	0,61	8,6	135,7	85,3	167,7	72,2	20,7
34	289	705	90,6	74,9	0,0192	0,42	3,4	30,4	52,1	313,4	138,7	19,7
34	1686	232	7,5	94,6	0,0112	0,64	7,2	44,8	0,1	352,7	108,6	11,7
34	2769	938	43,3	44,5	0,0193	0,50	1,1	17,8	80,1	415,3	133,3	21,0
34	2848	658	85,4	99,3	0,0126	0,72	36,5	121,4	65,6	58,9	56,3	8,9
36	8692	123	70,1	65,5	0,0194	0,58	22,1	66,6	28,8	423,1	125,6	26,7

idc: identificador del caudal observado; id: número de identificación en la base de datos; Width: ancho; Slope: pendiente; %_Imper: porcentaje impermeable; N_Imper: coeficiente de rugosidad zonas impermeables; N_Perv: coeficiente de rugosidad para la zona permeable; S_Imp: profundidad de almacenamiento para zonas impermeables; S_Pe: profundidad de almacenamiento para zonas permeables; PctZe: porcentaje de suelo impermeable que no presenta almacenamiento en depresión; MaxR: tasa máxima de infiltración; MinR: tasa mínima de infiltración; Dec: constante de decaimiento.

Segundo bloque

En la Tabla 8.13 se presenta la media aritmética, el máximo y mínimo, rango, intervalo y amplitud, para cada parámetro, donde posteriormente se utiliza para crear la tabla de frecuencias para la tercera sub-cuenca que se presenta en la Tabla 8.14.

Tabla 8.13. Indicadores de los parámetros de la tercera sub-cuenca en la cuenca del Río Meléndez

Indicador	Width (m)	Slope (%)	%_Imper (%)	N_Imper	N_Perv	S_Imp (mm)	S_Pe (mm)	PctZe (%)	MaxR (mm/h)	MinR (mm/h)	Dec (1/h)
Media	799,16	44,90	73,10	0,0157	0,37	16,66	74,97	46,26	259,62	90,85	17,86
Máximo	1544	90,56	99,33	0,0194	0,77	40,74	142,88	85,28	444,79	192,55	31,99
Mínimo	133	6,03	36,74	0,0112	0,02	1,14	0,52	0,102	20,41	0,90	1,05
Rango	1431	84,53	62,59	0,0082	0,74	39,60	142,36	85,18	424,38	191,65	30,94
Intervalo	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5
Amplitud	286,2	16,91	12,52	0,0016	0,149	7,92	28,47	17,04	84,88	38,33	6,19

El intervalo utilizando la regla de Sturges correspondió a 5, siendo el menor valor obtenido de las 3 sub-cuencas, debido a que los códigos encontrados en la base de datos fueron mucho menores y la regla depende del número de datos evaluados.

Tabla 8.14. Frecuencia de los parámetros a calibrar de la tercera sub-cuenca en la cuenca del Río Meléndez

N° Registro	Límite inferior	Límite superior	Marca de clase	Frecuencias	N° Registro	Límite inferior	Límite superior	Marca de clase	Frecuencias
Frecuencia del parámetro ancho					Frecuencia del parámetro porcentaje de impermeable				
1	113	399,20	256,10	7	1	36,74	49,25	43	3
2	399,20	685,40	542,30	2	2	49,25	61,77	55,51	2
3	685,40	971,60	828,50	3	3	61,77	74,29	68,03	5
4	971,60	1257,80	1114,70	0	4	74,29	86,81	80,55	1
5	1257,8	1544,00	1400,90	7	5	86,81	99,33	93,07	8
Frecuencia del parámetro pendiente					Frecuencia del parámetro coeficiente de rugosidad de la zona impermeable				
1	6,03	22,94	14,48	6	1	0,0112	0,0129	0,0120	5
2	22,94	39,84	31,39	1	2	0,0129	0,0145	0,0137	4
3	39,84	56,75	48,29	4	3	0,0145	0,0161	0,0153	1
4	56,75	73,65	65,20	6	4	0,0161	0,0178	0,0170	3
5	73,65	90,56	82,11	2	6	0,0178	0,0194	0,0186	6
Frecuencia del parámetro coeficiente de rugosidad de la zona permeable					Frecuencias del parámetro profundidad de almacenamiento para zonas permeables				
1	0,022	0,171	0,096	6	1	0,52	28,99	14,76	3
2	0,171	0,320	0,245	2	2	28,99	57,46	43,23	4
3	0,320	0,469	0,394	3	3	57,46	85,94	71,70	6
4	0,469	0,618	0,543	4	4	85,94	114,41	100,17	1
5	0,618	0,767	0,692	4	5	114,41	142,88	128,64	5
Frecuencias del parámetro profundidad de almacenamiento para zonas impermeables					Porcentaje de suelo impermeable que no presenta almacenamiento en depresión				
1	1,14	9,06	5,10	8	1	0,10	17,14	8,62	2
2	9,06	16,98	13,02	3	2	17,14	34,17	25,65	4
3	16,98	24,90	20,94	3	3	34,17	51,21	42,69	4
4	24,90	32,82	28,86	1	4	51,21	68,24	59,72	4
5	32,82	40,74	36,78	4	5	68,24	85,28	76,76	5
Frecuencia del parámetro tasa máxima de infiltración					Frecuencia del parámetro constante de decaimiento				
1	20,41	105,28	62,84	4	1	1,05	7,24	4,14	3
2	105,28	190,16	147,72	2	2	7,24	13,43	10,33	3
3	190,16	275,04	232,60	2	3	13,43	19,62	16,52	2
4	275,04	359,91	317,47	7	4	19,62	25,81	22,71	7
5	359,91	444,79	402,35	4	5	25,81	31,99	28,90	4
Frecuencia del parámetro tasa mínima de infiltración									
1	0,90	39,23	20,07	5					
2	39,23	77,56	58,40	3					
3	77,56	115,89	96,73	4					
4	115,89	154,22	135,06	4					
5	154,22	192,55	173,39	3					

Tercer bloque

En la Tabla 8.15 se ilustra las 32 mejores combinaciones de las 2.500 posibles (aplicando Ec.7.14), del coeficiente de determinación de Nash-Sutcliffe (NSE), para 5 eventos de

lluvia elegidos aleatoriamente de los 50 evaluados y su respectivo promedio, donde se eligieron los mismos parámetros anteriormente de las sub-cuencas 1 y 2 para combinarlos.

Tabla 8.15. Combinaciones de los parámetros más influyentes con sus coeficientes de determinación de Nash-Sutcliffe para 5 registros de lluvia y su promedio para la sub-cuenca 3 en la cuenca del Río Meléndez

N°	Width (m)	Slope (%)	%_Imper (%)	S_Imp (mm)	PctZe (%)	NSE-1	NSE-2	NSE-3	NSE-4	NSE-5	Promedio NSE
1	828,5	65,2	55,51	20,94	25,65	0,67	-12,62	0,32	-10,01	-0,12	-4,35
2	828,5	65,2	55,51	20,94	8,62	0,35	0,90	0,33	0,90	0,27	0,55
3	828,5	65,2	55,51	13,02	25,65	-1,07	-12,62	-0,88	-10,01	-2,63	-5,44
4	828,5	65,2	55,51	13,02	8,62	-0,24	0,90	-0,40	0,90	-0,86	0,06
5	828,5	65,2	42,99	20,94	25,65	0,67	-5,41	0,71	-4,35	0,23	-1,63
6	828,5	65,2	42,99	20,94	8,62	0,23	0,95	0,59	0,93	0,14	0,57
7	828,5	65,2	42,99	13,02	25,65	0,18	-5,41	0,43	-4,35	-0,59	-1,95
8	828,5	65,2	42,99	13,02	8,62	0,53	0,95	0,66	0,93	0,25	0,66
9	828,5	48,3	55,51	20,94	25,65	0,68	-12,42	0,29	-9,63	-0,09	-4,23
10	828,5	48,3	55,51	20,94	8,62	0,36	0,87	0,29	0,86	0,29	0,53
11	828,5	48,3	55,51	13,02	25,65	-0,96	-12,42	-0,92	-9,63	-2,55	-5,30
12	828,5	48,3	55,51	13,02	8,62	-0,12	0,87	-0,44	0,86	-0,75	0,08
13	828,5	48,3	42,99	20,94	25,65	0,69	-5,39	0,70	-4,18	0,25	-1,59
14	828,5	48,3	42,99	20,94	8,62	0,24	0,94	0,56	0,90	0,15	0,56
15	828,5	48,3	42,99	13,02	25,65	0,21	-5,37	0,41	-4,18	-0,57	-1,90
16	828,5	48,3	42,99	13,02	8,62	0,58	0,94	0,64	0,90	0,30	0,67
17	1400,9	65,2	55,51	20,94	25,65	0,64	-12,66	0,45	-11,22	-0,14	-4,58
18	1400,9	65,2	55,51	20,94	8,62	0,32	0,95	0,47	0,96	0,20	0,58
19	1400,9	65,2	55,51	13,02	25,65	-1,30	-12,66	-0,59	-11,22	-2,64	-5,68
20	1400,9	65,2	55,51	13,02	8,62	-0,62	0,95	-0,19	0,96	-1,13	-0,01
21	1400,9	65,2	42,99	20,94	25,65	0,62	-5,12	0,77	-4,86	0,20	-1,68
22	1400,9	65,2	42,99	20,94	8,62	0,19	0,96	0,66	0,97	0,08	0,57
23	1400,9	65,2	42,99	13,02	25,65	0,16	-5,12	0,54	-4,86	-0,55	-1,97
24	1400,9	65,2	42,99	13,02	8,62	0,42	0,96	0,72	0,97	0,12	0,64
25	1400,9	48,3	55,51	20,94	25,65	0,65	-12,76	0,41	-10,91	-0,14	-4,55
26	1400,9	48,3	55,51	20,94	8,62	0,33	0,94	0,43	0,95	0,22	0,57
27	1400,9	48,3	55,51	13,02	25,65	-1,27	-12,76	-0,69	-10,91	-2,68	-5,66
28	1400,9	48,3	55,51	13,02	8,62	-0,54	0,94	-0,26	0,95	-1,08	0
29	1400,9	48,3	42,99	20,94	25,65	0,64	-5,26	0,75	-4,74	0,20	-1,68
30	1400,9	48,3	42,99	20,94	8,62	0,20	0,97	0,65	0,97	0,09	0,58
31	1400,9	48,3	42,99	13,02	25,65	0,14	-5,26	0,51	-4,74	-0,58	-1,99
32	1400,9	48,3	42,99	13,02	8,62	0,43	0,97	0,70	0,97	0,15	0,64

La mejor combinación promedio de los 5 eventos evaluados correspondió a la N°16 según la Tabla 8.15, seguido de las combinaciones N° 8 y 32 respectivamente. De las 3 combinaciones tienen 3 parámetros en común con los mismos valores que son: porcentaje de impermeable (42,99 %), profundidad de almacenamiento para zonas impermeables (13,02 mm) y porcentaje de suelo impermeable que no presenta almacenamiento en depresión (8,62 %), difieren del ancho y pendiente, lo cual indica que para los eventos evaluados no marca una diferencia significativa. Sin embargo, antes del evento 5, las mejores combinaciones correspondían a las N° 32 y 24. Igualmente que en la sub-cuenca 2 existe un evento que da resultados de NSE satisfactorio o insuficientes, porque existe un solo conjunto óptimo de parámetros como es en el presente caso de estudio.

En la Figura 8.5 se ilustra los resultados obtenidos para la combinación N° 8, 16 y 32, de los 5 eventos evaluados para la sub-cuenca 3(SC3). Y en la Tabla 8.16 se presenta la comparación de los parámetros observados y los obtenidos de las 3 primeras combinaciones según su promedio, también se presenta el porcentaje de error relativo que en este caso el error más alto correspondió al ancho con 40,82 %, seguido del porcentaje de suelo impermeable que no presenta almacenamiento en depresión con 28,17%. Los parámetros restantes que no se combinaron se obtuvieron de las tablas de frecuencias (ver Tabla 8.14) obteniendo el promedio.

Para el criterio de recurso computacional y de tiempo tardo 2,1 horas con las mismas características del PC para la sub-cuenca 2 y 3.

Tabla 8.16. Comparación de los parámetros observados y los obtenidos con la nueva metodología para la sub-cuenca 3 en la cuenca del Río Meléndez

Parámetros de calibración	Sub-cuenca 3	Combinación N° 16	Combinación N° 8	Combinación N° 32	% Error relativo N°16
Ancho (m)	1.400	828,5		1.400,9	40,82
Pendiente (%)	50	48,3	65,2	48,3	3,4
Porcentaje de área impermeable de la cuenca (%)	35	42,99			22,83
Coefficiente de rugosidad de la zona impermeable	0,018	0,0153			---
Coefficiente de rugosidad de la zona permeable	0,5	0,39			---
Profundidad de almacenamiento para zonas impermeables (mm)	15	13,02			13,20
Profundidad de almacenamiento para zonas permeables (mm)	35	71,7			---
Porcentaje de suelo impermeable que no presenta almacenamiento en depresión (%)	12	8,62			28,17
Tasa máxima de infiltración (mm/h)	200	232,6			---
Tasa mínima de infiltración (mm/h)	80	96,7			---
Constante de decaimiento (1/h)	10	16,5			---

8.3 Herramienta para la utilización de calibración/validación en modelo determinístico SWMM

Con el desarrollo de los respectivos flujogramas se creó una interface visual en NetBeans IDE como se visualiza en la Figura 8.6 para poder facilitar el proceso de calibración/validación en el modelo SWMM 5.1, en cualquiera sub-cuenca, siempre y cuando la zona de estudio cumpla los con rangos establecidos (ver 7.3.2).

La interface se compone básicamente de 3 paneles que son: BASE DE DATOS, CALIBRAR/VALIDAR y SOLUCIONES (ver Figura 8.6).

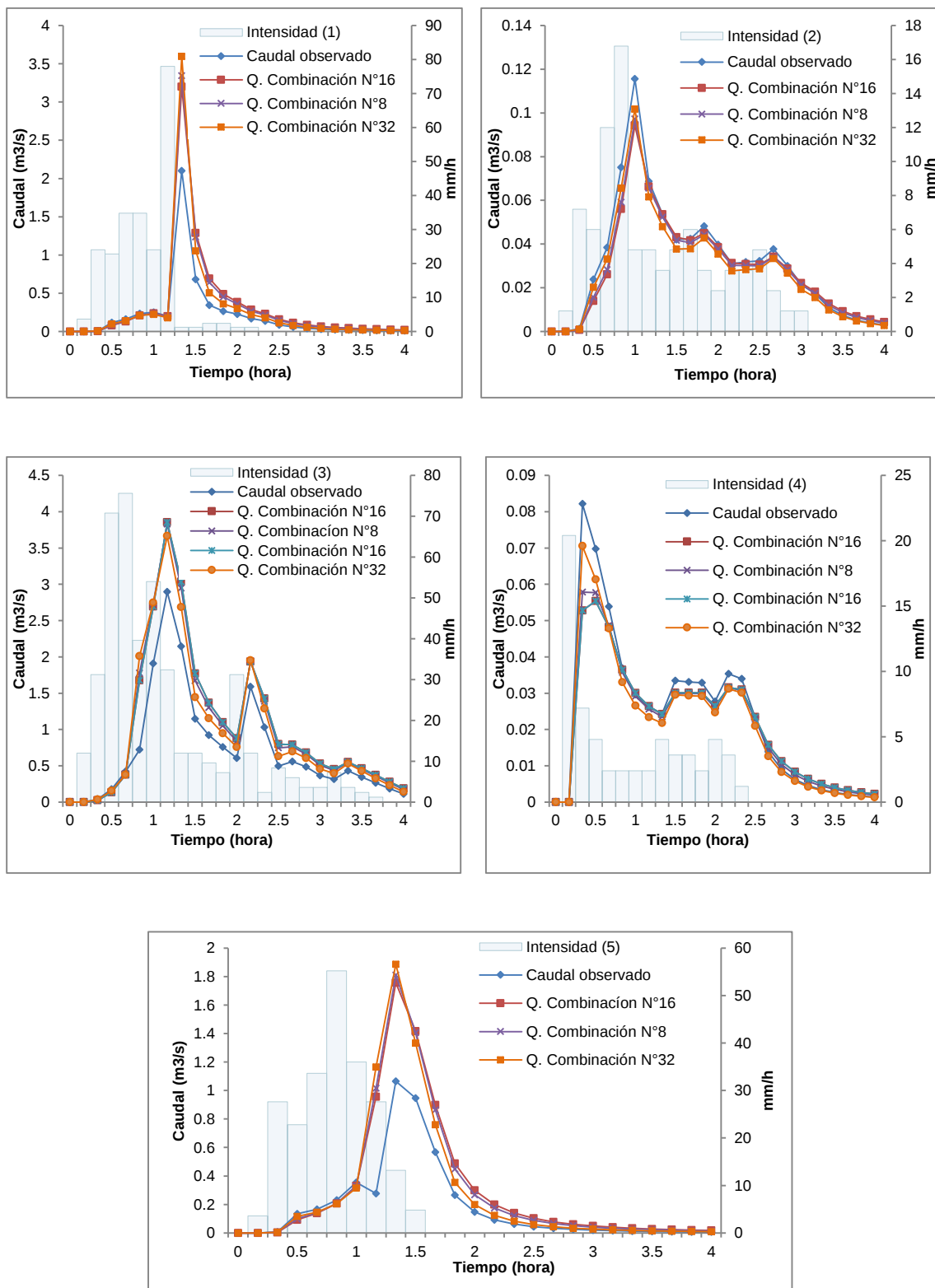


Figura 8.5. Caudal observado vs simulado para los eventos 1, 2, 3, 4 y 5 con los parámetros de la combinación N°8, 16 y 32 para la sub-cuenca 3

BASE DE DATOS

Usuario BD:

PassWord:

Tiempo Caudal:

Tiempo Lluvia:

Num de Datos:

Num de Eventos:

SWMM:

CALIBRACIÓN

% Error de Búsqueda: # de Aceptación:

Intervalos de Clase: # de Errores de Aceptación:

☐ Width ☐ N_Imper ☐ S_Perv ☐ MinR

☐ Slope ☐ N_Perv ☐ PctZer ☐ Dec

☐ %Imperv ☐ S_Impe ☐ MaxR

Datos Observados:

SOLUCIONES

No	NSE	No	NSE	No	NSE	No	NSE	No	NSE	No	NSE

Figura 8.6. Interfaz gráfica para la herramienta de calibración/validación en el modelo determinístico SWMM 5.1

El primer panel corresponde a la BASE DE DATOS es la encargada de ingresar al usuario al gestor de almacenamiento para poder “alimentarla” de la respectiva información (intensidad de lluvia, caudales y parámetros) y también de brindarle todos los datos almacenados al panel de calibración. El panel contiene 7 campos de textos que el usuario debe ingresar como son: Usuario BD, que corresponde a la identificación del cliente para MariaBD; el PassWord, que es la clave que pide para poder autenticar la identificación del cliente; Tiempo Caudal, que corresponde al tiempo que se requiere los caudales de salida según el modelo SWMM; Tiempo de Lluvia, que son los intervalos de tiempo que se ingresa cada dato de intensidad de lluvia según el modelo SWMM; Num de Datos, corresponde a la formación de una serie que puede contener un mínimo y máximo de 6 y 25 datos respectivamente tanto para los hietogramas e hidrogramas; Num de Eventos, corresponde a las corridas que se quiere generar y almacenar en el modelo; y SWMM, que corresponde al ejecutable de EPA-SWMM que el usuario debe buscar en su sistema e ingresar. Para comenzar el proceso se da en el botón Guardar BD.

El segundo panel es el de CALIBRAR/VALIDAR que es el encargado de conectarse con la base de datos, filtrar y depurar los resultados obtenidos. Se compone de 5 campos de texto y 11 de chequeo. Entre los campos de texto encontramos el % error de búsqueda, # de aceptación, intervalos de clase, # de errores de aceptación (ver Bloque 1. Almacenamientos y comparación de códigos únicos normalizados 7.3.2) y Datos observados que corresponde a ingresar en un archivo de .txt los datos de intensidad y caudales observados. Entre los

campos de chequeo encontramos los 11 parámetros de calibración que el usuario requiera calibrar y validar. El proceso inicia con el botón de CALIBRAR/VALIDAR (Figura 8.6).

El tercer panel corresponde a la SOLUCIONES que contiene una tabla donde visualiza dos columnas con el título No Y NSE, donde se muestra los registros de todas las soluciones obtenidas y su coeficiente de determinación de Nash-Sutcliffe.

La herramienta se puede utilizar en computadores con sistema operativo Windows, para ello debe tener instalado NetBeans IDE, MariaDB, EPA-SWMM y donde se puede ejecutar y correr el programa.

La herramienta de calibración/validación en modelo determinístico SWMM tiene ciertas ventajas que a continuación se describen

- I. Es una herramienta que integra el programa EPA-SWMM para su desarrollo.
- II. El proceso de calibración/validación de sub-cuencas computacionalmente y de tiempo es más rápido, claro dependiendo de otros factores como los parámetros a combinar.
- III. El proceso de calibración/validación es automático y no se requiere un nivel de programación para poder implementarlo, solo tener los datos observados.
- IV. Tiene un abanico de opciones de fácil uso en su interfaz gráfica para el usuario.
- V. Se puede utilizar en cualquier sistema operativo si se tiene los programas instalados.
- VI. Pesa aproximadamente 200 Megabyte MB.

La herramienta también presenta ciertas desventajas que a continuación se describen:

- I. Solo puede ser aplicado al modelo SWMM.
- II. Se quiere tener los programas instalados para su posterior uso.
- III. No permite calibrar/validar varias sub-cuencas simultáneamente.

Las posibles mejoras para un futuro de la herramienta son principalmente

- I. Conectar la base de datos a un servidor de internet.
- II. Ingresar datos observados a la base de datos.
- III. Compartir la base de datos con modelos que tenga similar estructura paramétrica y ecuaciones

8.4 Discusión

A partir de los resultados obtenidos en la revisión bibliográfica de calibración y validación se comprobó que las metodologías y técnicas tienen ventajas y limitaciones que no están definidas para los respectivos modeladores, como lo sostiene Dotto *et al.* (2012) al decir que la elección de una metodología se debe al nivel de conocimiento y experiencia que tenga el modelador con respecto a temas como información del método y su habilidad para los requisitos de programación.

Igualmente se evidenció en las 3 sub-cuencas de la cuenca del Río Meléndez que no existe un conjunto únicos de parámetros óptimos, que evite la consideración de otros conjuntos de parámetros factibles como lo sostiene Gupta *et al.* (1998). Donde los resultados de las diferentes combinaciones de parámetros en una sub-cuenca daban soluciones validas a un caudal específico observado, lo que Beven y Freer (2001) sostiene como la “equifinalidad” del modelo como una propiedad inherente que todos los modelos determinísticos tienen.

Sin embargo los resultados obtenidos da una guía a lo que argumentaba Sorooshian *et al.* (1983), al decir que el éxito de un procedimiento de calibración y validación depende en gran medida de la elección de la función objetivo y la naturaleza (cantidad y calidad) de los datos utilizados. Donde entre mayor coincidencia tenía los caudales simulados almacenados en la base de datos con respecto a los caudales observados, mejores resultados de NSE se tenían. Igualmente, para el proceso de la validación, el poder encontrar intervalos de parámetros similares en cada evento evaluado

Un punto importante que se corroboró es lo que Beven (2009) sosteniente que la eficiencia del muestreo se convierte en un problema, a medida que crece el número de parámetros, eso se evidencio en el almacenamiento de la base de datos, donde a medida que aumentaba los parámetros crecía el recurso computacional.

Para el proceso de sensibilidad realizado a nivel local se pudo comparar que si correspondía a los parámetros más influyentes del modelo SWMM como lo argumenta Kenneth *et al.* (2008), que el almacenamiento en depresión en zonas impermeables y el porcentaje de impermeable tiene mayor afectación en el modelo.

9 CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

9.1 Conclusiones

Las metodologías de distribuciones probabilísticas como GLUE y el enfoque Bayesiano, son más utilizadas en el proceso de la calibración de drenaje urbano, específicamente en la cuantificación de la incertidumbre, ya que cuantifica de manera implícita las diferentes fuentes de error en la modelación. Sin embargo, no son recomendadas para determinar parámetros determinísticos.

Las técnicas de optimización de búsqueda como SCE-UA y AG ayudan a mitigar la incertidumbre paramétrica de la calibración, pero ese beneficio es solo para eventos únicos según los procesos utilizados, ya que no se tiene en cuenta la disponibilidad temporal y espacial de los datos que se utilizan para la calibración. Los resultados obtenidos solo se quedarían como una práctica de encontrar valores óptimos.

Los resultados de la metodología desarrollada dependen de cómo se genere y almacene la información de intensidades, caudales y parámetros en la base de datos, e igualmente de la disponibilidad de eventos observados. Ya que implica una mayor probabilidad de comparación y agrupación de datos simulados vs observados.

La metodología desarrollada implícitamente valida, al poder encontrar un valor en cada parámetro, que agrupan las diferentes soluciones de todos los eventos evaluados y que al evaluarlas dan como satisfactorias según su función objetivo.

Para los Bloques dos y tres de la metodología desarrollada los resultados dependen exclusivamente de los intervalos, ya que define directamente la marca de clase y este a su vez me representa el punto medio de los datos agrupados de un parámetro, convirtiéndolo en un problema de optimización al encontrar el mejor ajuste.

El mapear muestras de todo el espacio modelo en una sub-cuenca y que se almacene los respectivos caudales obtenidos sirve para el proceso de calibración y validación, siempre y cuando el modelo contenga la estructura correcta.

Los códigos únicos normalizados que se aplican en el Bloque 1, específicamente en los filtros de búsqueda se convierten automáticamente en funciones objetivo eficientes, donde direcciona y restringe la búsqueda de la información con gran exactitud y precisión que se tiene en la base de datos con respecto a los datos observados.

Para las 3 sub-cuencas se encontraron parámetros comunes específicamente para los parámetros más sensibles respectivamente, lo que se traduce en que existe un conjunto único de parámetros que da resultados por encima de 0,7 en el coeficiente de determinación de Nash-Sutcliffe para el 80% de eventos evaluados.

La herramienta de calibración/validación es la compilación de la metodología desarrollada.

9.2 Recomendaciones

Se hace necesario poder evaluar la nueva metodología con datos observados en campo en una sub-cuenca que esta instrumentalizada.

Se hace necesario poder implementar la metodología en otros modelos determinísticos.

Si se conoce la variabilidad espacial de precipitaciones de un sub-cuenca se podría introducir a la base de datos, siempre y cuando se obtenga información de los caudales generados por dichas precipitaciones.

Para el segundo bloque se recomienda utilizar otro tipo de ecuaciones o metodologías para encontrar los intervalos de clases.

Para el tercer bloque de la nueva metodología elija los parámetros más influyentes, los restantes se podría manejar con un promedio o con conocimiento del modelador. Así mismo ese mismo conocimiento subjetivo sirve para delimitar la sub-cuenca entre los valores máximos y mínimos, si requiere generar y guardar en la base de datos.

Se recomienda poner la base de datos en la web para que diferentes usuarios pueda acceder a ella y principalmente alimentarla y así mejorar el proceso de calibración y validación.

10 BIBLIOGRAFIA

- Acosta, I. (2014). Discretization in Urban Watersheds *Handbook of Engineering Hydrology* (pp. 191-215): CRC Press.
- Alegre, A. (2003). *Simulación de Redes Neuronales Artificiales. Trabajo de grado para optar el título de Licenciatura en Sistemas*. Universidad Nacional del Nordeste. Argentina. Retrieved from <http://exa.unne.edu.ar/informatica/SO/SimulacionRNA.PDF> <16/04/2018>
- Ana, E. V., & Bauwens, W. (2010). Modeling the structural deterioration of urban drainage pipes: the state-of-the-art in statistical methods. *Urban Water Journal*, 7(1), 47-59. doi: 10.1080/15730620903447597
- Arrascaeta, R. (2007). El enfoque de Sistemas en las Organizaciones. Reflexiones en torno a las organizaciones. *Macro Economía*, 118(2), 21-54.
- Asociación Mundial para el Agua. (2000). comité de Consejo Técnico (TAC). Manejo Integrado de Recursos Hídricos. Santiago de Chile, 80pp.
- Bartholomew, D. (2012). "MariaDB vs. MySQL". from <http://www.odbsms.org/wp-content/uploads/2014/03/mariadb-vs-mysql.pdf>. <24/04/2018>
- Bartholomew, D. (2013). *Getting Started with MariaDB*: Packt Publishing.
- Bathurst, J. C. (1986). Sensitivity analysis of the Systeme Hydrologique Europeen for an upland catchment. *Journal of Hydrology*, 87(1), 103-123. doi: [http://dx.doi.org/10.1016/0022-1694\(86\)90117-4](http://dx.doi.org/10.1016/0022-1694(86)90117-4)
- Berger, J. (2006). The case for objective Bayesian analysis. *Bayesian Anal.*, 1(3), 385-402. doi: 10.1214/06-BA115
- Bertrand-Krajewski, J. L., Ribeiro, A. S., & Almeida, M. D. C. (2011). PREPARED Deliverable 3.1.6: Evaluation of uncertainties in measurements. doi: <https://doi.org/10.13140/rg.2.1.3637.5760>
- Beven, K. (2006). A manifesto for the equifinality thesis. *Journal of Hydrology*, 320(1-2), 18-36. doi: 10.1016/j.jhydrol.2005.07.007
- Beven, K. (2009). *Environmental Modelling: An Uncertain Future?* : Taylor & Francis.
- 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
- Beven, K., & Freer, J. (2001). Equifinality, data assimilation, and uncertainty estimation in mechanistic modelling of complex environmental systems using the GLUE methodology. *Journal of Hydrology*, 249(1-4), 11-29. doi: [http://dx.doi.org/10.1016/S0022-1694\(01\)00421-8](http://dx.doi.org/10.1016/S0022-1694(01)00421-8)
- 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
- Brundtland, C. (1987). Report of the World Commission on Environment and Development: Our Common future, United Nations.
- Burger, G., Bach, P. M., Urich, C., Leonhardt, G., Kleidorfer, M., & Rauch, W. (2016). Designing and implementing a multi-core capable integrated urban drainage modelling Toolkit: Lessons from CityDrain3. *Advances in Engineering Software*, 100, 277-289. doi: <http://dx.doi.org/10.1016/j.advengsoft.2016.08.004>

- Burns, I., Scott, S., Levick, L., Semmens, D., Miller, S., & Hernández, M. (2007). Automated Geospatial Watershed Assessment (AGWA) Documentation versión 2.0. In: USDA-ARS & UNIVERSITY OF WYOMING, R. E. A. W. M. (eds.). Tucson, Arizona: USDA. .
- Butler, D., & Davies, J. (2004). *Urban drainage*: CRC Press.
- Butts, M. B., Payne, J. T., Kristensen, M., & Madsen, H. (2004). An evaluation of the impact of model structure on hydrological modelling uncertainty for streamflow simulation. *Journal of Hydrology*, 298(1-4), 242-266. doi: 10.1016/j.jhydrol.2004.03.042
- Cárdenas, J. (2008). Comparació y análisis de metodologías de calibración del modelo lluvia-escorrentia, SWMM, en cuencas urbanas-caso ciudad de Girardot. Tesis de Maestría. Bogotá, Colombia.
- Castrillon, Y. (2014). *Estrategias para el control de inundaciones en la zona urbana de la cuenca del río Meléndez*. . Trabajo de grado para optar el título de Ingeniera Sanitaria. Facultad de Ingeniería. Universidad del Valle. Santiago de Cali.
- Chlumecký, M., Buchtele, J., & Richta, K. (2017). Application of random number generators in genetic algorithms to improve rainfall-runoff modelling. *Journal of Hydrology*, 553, 350-355. doi: <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2017.08.025>
- Chow, V. T., Maidment, D. R., & Mays, L. W. (1988). *Applied hydrology*.
- 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), n/a-n/a. doi: 10.1029/2010wr009224
- Clemens, F. H. (2001). *Hydrodynamics models in urban drainage, aplicacion and calibration. Thesis (PhD)*. Delft University. Delft, The Netherlands.
- Constanza, B. (2001). Institucionalización del tema ambiental en la Universidad Javeriana. Pontificia Universidad Javeriana, Instituto de Estudios Ambientales para el Desarrollo (IDEADE), Bogotá, p 17. .
- Crawford, N. H., & Linsley, R. K. (1966). *Digital Simulation in Hydrology: Stanford Watershed Model IV. Tech Report No. 39*: Department of Civil Engineering, Stanford University.
- CVC. (2011). Boletín Hidroclimatológico. Grupo de Sistemas de Información Ambiental. [CD Rom]. Santiago de Cali.
- CVC. (2015). Boletín Hidroclimatológico. Grupo de Sistemas de Información Ambiental. Santiago de Cali.
- DAGMA. (2016). Red de monitoreo de calidad de agua superficial en el municipio de Santiago de Cali. Grupo de Recursos Hídricos.
- 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
- Doherty, J. (2007). Addendum to the PEST Manual. Watermark Numerical Computing, Brisbane, Australia. January.
- Doherty, J., & Skahill, B. E. (2006). An advanced regularization methodology for use in watershed model calibration. *Journal of Hydrology*, 327(3), 564-577. doi: <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2005.11.058>

- Dotto, Deletic, A., & Fletcher, T. (2009). Analysis of parameter uncertainty of a flow and quality stormwater model. *Water Science and Technology*, 60(3), 717-725. doi: 10.2166/wst.2009.434
- Dotto, Kleidorfer, M., Deletic, A., Rauch, W., & McCarthy, D. T. (2014). Impacts of measured data uncertainty on urban stormwater models. *Journal of Hydrology*, 508, 28-42. doi: 10.1016/j.jhydrol.2013.10.025
- Dotto, Kleidorfer, M., Deletic, A., Rauch, W., McCarthy, D. T., & Fletcher, T. D. (2011). Performance and sensitivity analysis of stormwater models using a Bayesian approach and long-term high resolution data. *Environ. Model. Softw.*, 26(10), 1225-1239. doi: 10.1016/j.envsoft.2011.03.013
- Dotto, Mannina, G., Kleidorfer, M., Vezzaro, L., Henrichs, M., McCarthy, D. T., Freni, G., Rauch, W., & Deletic, A. (2012). Comparison of different uncertainty techniques in urban stormwater quantity and quality modelling. *Water Res*, 46(8), 2545-2558. doi: 10.1016/j.watres.2012.02.009
- Draper, D. (1995). Assessment and propagation of model uncertainty. *J.R. Statist.Soc. B* 57 No.1 pp. 45-97.
- Duan, Q., Sorooshian, S., & Gupta, H. J. (1992). Effective and efficient global optimisation for conceptual rainfall-runoff models. *Water. Resour, Res.* 28, 1015–1031.
- Duan, Q., Sorooshian, S., & Gupta, V. K. (1994). Optimal use of the SCE-UA global optimization method for calibrating watershed models. *Journal of Hydrology*, 158(3), 265-284. doi: [https://doi.org/10.1016/0022-1694\(94\)90057-4](https://doi.org/10.1016/0022-1694(94)90057-4)
- Dyer, R. J. T. (2015). *Learning MySQL and MariaDB: Heading in the Right Direction with MySQL and MariaDB*: O'Reilly Media.
- Eguiluz, R. (2001). *La teoría sistémica : alternativa para investigar el sistema familiar*. Tlaxcala, Tlax.: Universidad Autónoma de Tlaxcala, Departamento de Educación Especializada : Universidad Nacional Autónoma de México, Escuela Nacional de Estudios Profesionales Iztacala.
- El Tiempo. (2016). "Unas 4 millones de personas aún carecen de agua en Colombia". < <http://www.eltiempo.com/economia/sectores/inversiones-en-agua-y-acueducto-en-colombia-en-el-2016-33287>> (Mayo 09, 2017).
- Eldho, T. I. (2004). *Integrated Watershed Modeling, Water Conservation & Watershed Management, AICTE-ISTE Short Term Course, Cochin University*. . <http://nptel.ac.in/courses/105101010/downloads/Lecture15.pdf>
- Engman, E. T. (1986). Roughness Coefficients for Routing Surface Runoff. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, 112(1), 39-53. doi: [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)0733-9437\(1986\)112:1\(39\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)0733-9437(1986)112:1(39))
- Estupiñán, H. A. (2009). *Metodología para modelar el sistema de drenaje incorporando los procesos de acumulación y lavado en una cuenca urbana.*, Campus Universidad Nacional de Colombia-Sede Bogotá.
- Fernández, Sánchez, J., Córdoba, A., Cordero, J., & Largo, A. (2002). *Estadística descriptiva*: ESIC.
- Ferrer, A. A., Rubí, J. J. E., Valentín, M. G., & Escola Tècnica Superior d'Enginyers de Camins, C. i. P. d. B. (2007). *Estudio de la vulnerabilidad de una red de drenaje mediante el método de monte carlo*.
- Franco, J. (2013). El sistema de drenaje sur en la extensión del pronóstico de calidad del agua del río Cauca en la ciudad de Cali. Trabajo de grado para optar el título de

- Magister en Ingeniería, con énfasis en Ingeniería Sanitaria y Ambiental. Universidad del Valle. Facultad de Ingeniería. Santiago de Cali.
- Gallagher, M. R., & Doherty, J. (2007). Parameter interdependence and uncertainty induced by lumping in a hydrologic model. *Water Resources Research*, 43(5), n/a-n/a. doi: 10.1029/2006wr005347
- Galvis, A. (1996). El Modelo SWMM y el Sistema de Drenaje Urbano. En: *Curso Internacional Sistemas de Alcantarillado*(Santiago de Cali).
- Gómez, Fernando, D., Aponte, G., & Betancourt, L. A. (2014). Metodología para la revisión bibliográfica y la gestión de información de temas científicos, a través de su estructuración y sistematización. *Dyna*, 81, 158-163.
- Gómez, M. (2007). Curso de análisis y rehabilitación de redes de alcantarillado mediante el código SWMM 5.0. Universidad Politécnica de Catalunya. Barcelona.
- González, J. (2005). El histograma con la TI-92: optimización de clases. *Números. Revista de Didáctica de las Matemáticas*, 61, pp. 67-72 .
- 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
- Hahn, M. A., Palmer, R. N., Merrill, M. S., & Lukas, A. B. (2002). Expert System for Prioritizing the Inspection of Sewers: Knowledge Base Formulation and Evaluation. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 128(2), 121-129. doi: doi:10.1061/(ASCE)0733-9496(2002)128:2(121)
- Hallman, D. G. (1997). Ecumenical responses to climate change: a summary of the history and dynamics of ecumenical involvement in the issue of climate change - The Churches and Climate Change.
- He, J., Jones, J. W., Graham, W. D., & Dukes, M. D. (2010). Influence of likelihood function choice for estimating crop model parameters using the generalized likelihood uncertainty estimation method. *Agricultural Systems*, 103(5), 256-264. doi: https://doi.org/10.1016/j.agsy.2010.01.006
- Holland, J. H. (1992). *Adaptation in Natural and Artificial Systems: An Introductory Analysis with Applications to Biology, Control, and Artificial Intelligence*: M.I.T.P.
- IDEAM. (2015). Mensuales de precipitación, nacional ambiental. Estación Univalle.
- International Conference on Water and the Environment. (1992). development issues for the 21st century, 26–31 janvier 1992, Dublin, Irlande. Genève, Organisation météorologique mondiale.
- ISO. (2008). Uncertainty of measurement - Part 3: Guide to the expression of uncertainty in measurement (GUM:1995). Geneva (Switzerland): ISO, December 2008, 130 p.
- James, W. (2005). Rules for Responsible Modeling. (fourth ed.), Computational Hydraulic International, Guelph, Ontario.
- James, W., Rossman, L. A., & James, W. R. C. (2010). *User's guide to SWMM 5*. Guelph, Ont.: CHI.
- Johansen, O. (2004). Introducción a la teoría general de sistemas. (17a. Ed.). México DF: Ed.Limusa-Noriega.
- Kavetski, D., Kuczera, G., & Franks, S. W. (2006). Bayesian analysis of input uncertainty in hydrological modeling: 1. Theory. *Water Resources Research*, 42(3), n/a-n/a. doi: 10.1029/2005WR004368

- 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. (2009). Uncertain calibration of urban drainage models, a scientific approach to solve practical problems, Ph.D. thesis, Universitat Innsbruck.
- 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
- Law, K. H., Jouaneh, M. K., & Spooner, D. L. (1987). Abstraction database concept for engineering modeling. *Engineering with Computers*, 2(2), 79-94. doi: 10.1007/bf01213976
- Lee, S., & Kang, T. (2016). Analysis of Constrained Optimization Problems by the SCE-UA with an Adaptive Penalty Function. *Journal of Computing in Civil Engineering*, 30(3), 04015035. doi: 10.1061/(asce)cp.1943-5487.0000493
- Levenberg, K. (1944). A method for the solution of certain nonlinear problems in least squares. *Quart. Appl. Math* 2 (2), 164–168.
- Liong, Chan, W. T., & Lum, L. H. (1991). Knowledge-Based System for SWMM Runoff Component Calibration. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 117(5), 507-524. doi: 10.1061/(ASCE)0733-9496(1991)117:5(507)
- Liong, Chan, W. T., & ShreeRam, J. (1995). Peak-Flow Forecasting with Genetic Algorithm and SWMM. *Journal of Hydraulic Engineering*, 121(8), 613-617. doi: 10.1061/(ASCE)0733-9429(1995)121:8(613)
- López, A. (2008). Introducción a java. *Unidad 1*, 26. Retrieved from aureliux.files.wordpress.com website: <https://aureliux.files.wordpress.com/2008/07/curso1-3.pdf>
- Loucks, D., Van Beek, E., Stedinger, J., Dijkman, J., & Villars, M. (2005). Water Resources Systems Planning and Management. an Introduction to Methods, Models and Applications. UNESCO:Paris.
- Makowski, D., Wallach, D., & Tremblay, M. (2002). Using a Bayesian approach to parameter estimation; comparison of the GLUE and MCMC methods. *Agronomie*, 22(2), 191-203. doi: 10.1051/agro:2002007
- Mariani, V. C., & Coelho, L. d. S. (2011). A hybrid shuffled complex evolution approach with pattern search for unconstrained optimization. *Mathematics and Computers in Simulation*, 81(9), 1901-1909. doi: 10.1016/j.matcom.2011.02.009
- Marquardt, D. W. (1963). An Algorithm for Least-Squares Estimation of Nonlinear Parameters. *Journal of the Society for Industrial and Applied Mathematics*, 11(2), 431-441.
- McCuen, R. H. (1973). The role of sensitivity analysis in hydrologic modeling. *Journal of Hydrology*, 18(1), 37-53. doi: [https://doi.org/10.1016/0022-1694\(73\)90024-3](https://doi.org/10.1016/0022-1694(73)90024-3)
- Méndez, M. (2012). Sistema de vigilancia y monitoreo para la prevención de desastres por inundación en el sistema de cuencas del río Toyogres y la quebrada Zopilote en Dulce Nombre de Cartago. Instituto Tecnológico de Costa Rica.
- Mirzaei, M., Huang, Y. F., El-Shafie, A., & Shatirah, A. (2015). Application of the generalized likelihood uncertainty estimation (GLUE) approach for assessing uncertainty in hydrological models: a review. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 29(5), 1265-1273. doi: 10.1007/s00477-014-1000-6

- Molnar, P. (2011). "Calibration". Watershed Modelling, SS 2011. Institute of Environmental Engineering, Chair of Hydrology and Water Resources Management, ETH Zürich. Switzerland. .
- Montanari, A., & Brath, A. (2004). A stochastic approach for assessing the uncertainty of rainfall-runoff simulations. *Water Resources Research*, 40(1), n/a-n/a. doi: 10.1029/2003WR002540
- Montes, C. (2011). *Sistema De Bases De Datos Para Las Redes De Voz Y Datos De La UNAM. Tesis para obtener el título de: Ingeniero en Computación* Universidad Nacional Autónoma de México, <http://www.ptolomeo.unam.mx:8080/xmlui/bitstream/handle/132.248.52.100/245/Tesis.pdf?sequence=1>. <23/04/2018>. (29)
- 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)
- Nelder, J. A., & Mead, R. (1965). A Simplex Method for Function Minimization. *The Computer Journal*, 7(4), 308-313. doi: 10.1093/comjnl/7.4.308
- Nourali, M., Ghahraman, B., Pourreza-Bilondi, M., & Davary, K. (2016). Effect of formal and informal likelihood functions on uncertainty assessment in a single event rainfall-runoff model. *Journal of Hydrology*, 540, 549-564. doi: <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2016.06.022>
- Obropta, C. C., & Kardos, J. S. (2007). Review of Urban Stormwater Quality Models: Deterministic, Stochastic, and Hybrid Approaches1. *JAWRA Journal of the American Water Resources Association*, 43(6), 1508-1523. doi: 10.1111/j.1752-1688.2007.00124.x
- Oreskes, N., Shrader-Frechette, K., & Belitz, K. (1994). Verification, validation, and confirmation of numerical models in the Earth sciences. *Science*, 263(5147), 641-646. doi: 10.1126/science.263.5147.641
- Orozco, A., & Saldarriaga, J. (2005). Calibración de modelos hidráulicos de alcantarillados. *Revista de Ingeniería de la Universidad de los Andes*, Vol 28, 2005.
- 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. U.S. Environmental Protection Agency, Water Supply and Water Resources Division, National Risk Management Research Laboratory. EPA 600/R-00/016. Cincinnati, Ohio.
- Ravenzwaaij, D., Cassey, P., & Brown, S. D. (2018). A simple introduction to Markov Chain Monte-Carlo sampling. *Psychon Bull Rev*, 25(1), 143-154. doi: 10.3758/s13423-016-1015-8
- Rawls, W. J., Yates, P., & Asmussen, L. (1976). Calibration of Selected Infiltration Equations for the Georgia Coastal Plain, Agricultural Research Service ARS-S-113, U.S. Department of Agriculture, Washington, D.C., July.
- Razzoli, F. (2014). *Mastering MariaDB*: Packt Publishing.
- Reese, G., Oram, A., & Online, S. T. B. (2000). *Database Programming with JDBC and Java*: O'Reilly.

- Refsgaard, J. C., & Knudsen, J. (1996). Operational Validation and Intercomparison of Different Types of Hydrological Models. *Water Resources Research*, 32(7), 2189-2202. doi: doi:10.1029/96WR00896
- Reichert, P., & Schuwirth, N. (2012). Linking statistical bias description to multiobjective model calibration. *Water Resources Research*, 48(9). doi: doi:10.1029/2011WR011391
- Reyes, A. L. (2014). Modelación de flujo no permanente en sistemas hidráulicos con HEC-RAS. Aplicación al sistema de canales y lagos de Texcoco. Trabajo de grado para optar el título de Maestro en Ingeniería. Universidad Autónoma de México. Programa de Maestría y Doctorado en Ingeniería. Ingeniería Civil-Aprovechamientos Hidráulicos. México, D.F.
- Roesner, L. A., Aldrich, J. A., & Dickinson, D. E. (1988). Storm Water Management Model, Version 4, User's Manual: Extran Addendum, EPA/600/3-88/001b (NTIS PB88-236658/AS), Environmental Protection Agency, Athens, GA.
- Rossman, L. (2005). Storm water management model User's manual version 5.0 Water Supply and Water Resources Division National Risk Management Research Laboratory Cincinnati., Traducción Por Grupo Multidisciplinar De Modelación De Fluidos.
- Rossman, L., & Huber, W. (2015). Storm Water Management Model Reference Manual Volume I, Hydrology. US EPA Office of Research and Development, Washington, DC, EPA/600/R-15/162A.
- Scott, D. W. (1979). On Optimal and Data-Based Histograms. *Biometrika*, 66(3), 605-610. doi: 10.2307/2335182
- Skahill, B. E., Baggett, J. S., Frankenstein, S., & Downer, C. W. (2009). More efficient PEST compatible model independent model calibration. *Environmental Modelling & Software*, 24(4), 517-529. doi: https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2008.09.011
- 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
- Spiegel, M. R., & Stephens, L. J. (2008). *Estadística (Schaum)*: McGraw-Hill Interamericana de España S.L.
- Sturges, H. (1926). The choice of a class-interval. *Journal Of American Statistical Association*, 21, 65-66.
- Tscheikner-Gratl, F., Zeisl, P., Kinzel, C., Leimgruber, J., Ertl, T., Rauch, W., & Kleidorfer, M. (2016). Lost in calibration: why people still do not calibrate their models, and why they still should - a case study from urban drainage modelling. *Water Sci Technol*, 74(10), 2337-2348. doi: 10.2166/wst.2016.395
- UNESCO-WNO. (2001). The design and implementation strategy of the Help initiative. Concept Paper Doc. No. H00/1. Paris: UNESCO Press.
- Unión Mundial para la Naturaleza. (2007). Diseñando un futuro sostenible - Programa de la UICN 2009-2012. Barcelona0.
- 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: Universidad del Valle.

- Viessman, J., & Lewis, G. (1996). "Introduction to Hydrology, 4th Edition", Harper Collins College Publishers, New York.
- Vojinovic, Z. (2005). "Introduction to Urban Water Modelling" Lectures notes in Hydro-Informatics. UNESCO-IHE. Delft, The Netherlands.
- Vrugt, J. A., Gupta, H. V., Bouten, W., & Sorooshian, S. (2003). A Shuffled Complex Evolution Metropolis algorithm for optimization and uncertainty assessment of hydrologic model parameters. *Water Resources Research*, 39(8), n/a-n/a. doi: 10.1029/2002wr001642
- 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, Wheeler, H., & Gupta, H. V. (2003). Identification and evaluation of watershed models. 6, 29-47. doi: 10.1029/WS006p0029
- Wagener, Wheeler, H., & Gupta, H. V. (2004). *Rainfall-runoff Modelling in Gauged and Ungauged Catchments*: Imperial College Press.
- Wang, Q. J. (1991). *The Genetic Algorithm and Its Application to Calibrating Conceptual Rainfall-Runoff Models* (Vol. 27).
- Wheeler, H. S., McIntyre, N., & Wagener, T. (2008). "Calibration, uncertainty, and regional analysis of conceptual rainfall-runoff models". In *Hydrologic Modelling in Arid and Semi-Arid Areas*, H. Wheeler, S. Sorooshian, and K.D. Sharma, editors, Cambridge University Press, Cambridge, England.
- Wirahadikusumah, R., Abraham, D., & Iseley, T. (2001). Challenging Issues in Modeling Deterioration of Combined Sewers. *Journal of Infrastructure Systems*, 7(2), 77-84. doi: doi:10.1061/(ASCE)1076-0342(2001)7:2(77)
- Wood, E., Sivapalan, M., Beven, K., & Band, L. (1988). Effects of spatial variability and scale with implications to hydrologic modeling. *Journal of Hydrology*, 102(1-4), 29-47. doi: 10.1016/0022-1694(88)90090-X
- Yen, B. C. (2001). Hydraulics of Sewer Systems, Chapter 6 in Stormwater Collection Systems Design Handbook, edited by L.W. Mays, McGraw-Hill, New York.
- 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
- Zoppou, C. (2001). Review of urban storm water models. *Environmental Modelling & Software*, 16(3), 195-231. doi: [https://doi.org/10.1016/S1364-8152\(00\)00084-0](https://doi.org/10.1016/S1364-8152(00)00084-0)