

Trabajo Fin de Máster

MÉTODO ITERATIVO PARA LA REDUCCIÓN DEL
ESPACIO DE SOLUCIONES EN ALGORITMOS
HEURÍSTICOS DE OPTIMIZACIÓN. APLICACIÓN A LA
ADAPTACIÓN DE REDES DE ALCANTARILLADO EN
ESCENARIOS DE CAMBIO CLIMÁTICO.

Intensificación: HIDRÁULICA URBANA

Autor:

CRISTIAN IVÁN GUAYA CARAGUAY

Tutor:

DR. PEDRO LUIS IGLESIAS REY

Cotutor/es:

DR. FRANCISCO JAVIER MARTÍNEZ SOLANO

Mayo, 2020



UNIVERSITAT
POLITÈCNICA
DE VALÈNCIA

máster en ingeniería
hidráulica y medio ambiente
mihma

AGRADECIMIENTOS

“A mis padres Pedro y Carmen, por su constante apoyo que día tras día me brindan y hacen que no me sienta lejos de casa.

A mis hermanas y sobrinos por su soporte y brindarme el aliciente necesario para seguir adelante.

A mi tutor Dr. Pedro L. Iglesias y cotutor Dr. Francisco Javier Martínez, por su constante aporte y apoyo en el desarrollo del presente trabajo.

A mi compañeros y amigos, por brindarme su amistad y permitir que la estancia a lo largo del máster sea una experiencia única.”

RESUMEN

Datos del proyecto

Título del TFM en español: Método iterativo para la reducción de espacio de soluciones en algoritmos heurísticos de optimización. Aplicación a la adaptación de redes de alcantarillado en escenarios de cambio climático.

Título del TFM en inglés: Iterative method for reducing the space of solutions in heuristic optimization algorithms. Application adapting to sewer network in climatic change scenarios

Título del TFM en Valenciano: Mètode iteratiu per a la reducció d'espai de solucions en algorismes heurístics d'optimització. Aplicació a l'adaptació de xarxes de clavegueram en escenaris de canvi climàtic.

Alumno: GUAYA CARAGUAY CRISTIAN IVÁN.

Tutor: DR. PEDRO LUIS IGLESIAS REY

Cotutor/es:

DR. FRANCISCO JAVIER MARTINEZ SOLANO

Director experimental:

Fecha de Lectura: MAYO, 2020

Resumen

En español (máximo 5000 caracteres)

El espacio de búsqueda de soluciones (SS) en los algoritmos de optimización heurísticos es extenso, esto genera dificultades en la exploración completa de este. El impedimento de la exploración del SS en toda su extensión ocasiona que existan soluciones que se estancan o detienen en mínimos locales dificultando al algoritmo la obtención de buenas soluciones.

Este trabajo toma como punto de partida el método presentado por Ngamalieu-Nengoue et al., (2019) para la reducción del SS, el cual se basa en el desarrollo de dos mecanismos asociados entre sí: el primero, la reducción de las variables de decisión (DV) a través de la pre-localización de tanques de tormenta (ST) y la posterior preselección de conductos, el segundo, la reducción del rango de variación de cada una de las DV. Para la reducción de la variación de las DV considera la discretización del área (N) que podrán ocupar los ST más pequeña y los diámetros candidatos (ND) de los conductos a sustituir, pertenecen a una gama reducida de estos.

Previo a establecer una metodología de reducción del SS es necesario definir el tamaño de grupo de simulaciones, de forma que, las soluciones a las que converge el algoritmo de optimización en cada una de las simulaciones sean representativas del SS, por lo tanto, el desarrollo de un análisis de errores aplicado a un problema de optimización permite determinar el número de simulaciones adecuado que deben constituir el tamaño de grupo.

Expuestos estos antecedentes, se implementa propuestas de mejoras, incorporando un proceso iterativo que considera los mecanismos de reducción del SS presentado por Ngamalieu-Nengoue et al., (2019). Además, se adiciona a la pre-localización de ST aquellos nudos que presentan un volumen de inundación en el sistema. Finalmente, Se implementa criterios de selección de las DV en el proceso de preselección de conductos.

Por otro lado, este trabajo presenta una propuesta de método simultáneo iterativo para la reducción del SS. El método se basa en la aplicación de criterios de selección de las DV. El desarrollo del método permite la reducción del SS a la vez que ocasiona la reducción de las DV en cada iteración del método, suprimiendo aquellos nudos y conductos que dejan de ser candidatos de una iteración a la siguiente.

Como resultado del desarrollo de la metodología de este trabajo, se obtiene el caso de reducción de SS más eficiente, la eficiencia de cada uno de los casos se valora a través del porcentaje de buenas soluciones a las que converge el algoritmo de optimización. Entendiendo por buena solución, que el valor obtenido por el algoritmo no supere un porcentaje determinado al valor mínimo del caso de estudio. Además, se implementa criterios para la comparación de los métodos propuestos.

El desarrollo de las distintas instancias de este trabajo corresponde a diferentes tamaños de problema de optimización, es así como: el análisis de errores se realiza con una red considerado como problema pequeño, mientras que, el análisis de cada uno de los métodos de reducción del SS se realiza sobre un problema tamaño intermedio y grande.

En valenciano (máximo 5000 caracteres)

L'espai de cerca de solucions (SS) en els algorismes d'optimització heurístics és extens, això genera dificultats en l'exploració completa d'aquest. L'impediment de l'exploració del SS en tota la seua extensió ocasiona que existisquen solucions que

s'estancen o detenen en mínims locals dificultant a l'algorisme l'obtenció de bones solucions.

Aquest treball pren com a punt de partida el mètode presentat per *Ngamalieu-*Nengoue et al., (2019) per a la reducció del SS, el qual es basa en el desenvolupament de dos mecanismes associats entre si: el primer, la reducció de les variables de decisió (*DV) a través de la *pre-localització de tancs de tempesta (*ST) i la posterior preselecció de conductes, el segon, la reducció del rang de variació de cadascuna de les *DV. Per a la reducció de la variació de les *DV considera la *discretització de l'àrea (N) que podran ocupar els *ST més xicoteta i els diàmetres candidats (*ND) dels conductes a substituir, pertanyen a una gamma reduïda d'aquests.

Previ a establir una metodologia de reducció del SS és necessari definir la grandària de grup de simulacions, de manera que, les solucions a les quals convergeix l'algorisme d'optimització en cadascuna de les simulacions siguen representatives del SS, per tant, el desenvolupament d'una anàlisi d'errors aplicat a un problema d'optimització permet determinar el nombre de simulacions adequat que han de constituir la grandària de grup.

Exposats aquests antecedents, s'implementa propostes de millores, incorporant un procés iteratiu que considera els mecanismes de reducció del SS presentat per *Ngamalieu-*Nengoue et al., (2019). A més, s'addiciona a la *pre-localització de *ST aquells nusos que presenten un volum d'inundació en el sistema. Finalment, s'implementa criteris de selecció de les *DV en el procés de preselecció de conductes.

D'altra banda, aquest treball presenta una proposta de mètode simultani iteratiu per a la reducció del SS. El mètode es basa en l'aplicació de criteris de selecció de les *DV. El desenvolupament del mètode permet la reducció del SS alhora que ocasiona la reducció de les *DV en cada iteració del mètode, suprimint aquells nusos i conductes que deixen de ser candidats d'una iteració a la següent.

Com a resultat del desenvolupament de la metodologia d'aquest treball, s'obté el cas de reducció de SS més eficient, l'eficiència de cadascun dels casos es valora a través del percentatge de bones solucions a les quals convergeix l'algorisme d'optimització. Entenent per bona solució, que el valor obtingut per l'algorisme no supere un percentatge determinat al valor mínim del cas d'estudi. A més, s'implementa criteris per a la comparació dels mètodes proposats.

El desenvolupament de les diferents instàncies d'aquest treball correspon a diferents grandàries de problema d'optimització, és així com: l'anàlisi d'errors es realitza amb

una xarxa considerat com a problema xicotet, mentre que, l'anàlisi de cadascun dels mètodes de reducció del SS es realitza sobre un problema grandària intermèdia i gran.

En inglés (máximo 5000 caracteres)

The solutions of search space (SS) in heuristic optimization algorithms is wide and it is difficult to explore it entirely. The impossibility of performing a complete exploration of SS promote the existence of solutions that stagnate or stop at local minima making the algorithm not to obtain good solutions.

The starting point of this work is the method of Ngamalieu-Nengoue et al., (2019) for the reduction of SS, which is based on the development of two mechanisms associated with each other. The first mechanism is related with the reduction of the decision variables (DV) by the pre-location of storm tanks (ST) and the subsequent pre-selection of pipes. The second mechanism is about the reduction of the variation range of the DV. The reduction of the variation of the DVs consider the discretization of the area (N) that the smallest STs can occupy and the candidate diameters (ND) of the ducts to be replaced which belong to a reduced spectrum of variables.

The establishment of a methodology for the reduction of the SS requires the definition of a size of the simulation group to achieve representative solutions from the optimization algorithm of each of the simulations, Therefore, the development of an error analysis applied to an optimization problem determine a suitable number of simulations that must constitute the group size of simulations.

According to this background is necessary some improvement proposals as the incorporation of an iterative process that considers the reduction mechanisms of SS published by Ngamalieu-Nengoue et al., (2019). Besides, a ST is added to a pre-location of ST of those nodes that have a flood volume in the system. Finally, some criteria are implemented for the selection of the DV for the pipeline preselection process.

Besides, this work is a proposal for an iterative simultaneous method for the reduction of SS. This method is based on the application of the criteria selection of DV. The development of the method allows the reduction of the SS that cause the reduction of the DVs in each iteration of the method, avoiding those nodes and pipes that are not candidates for the next iterations.

As result of the methodology use in this work, the most efficient SS reduction was obtained, the efficiency of each case is evaluated by means of the percentage of good solutions that converges by the optimization algorithm. A good solution is defined as the value obtained by the algorithm that do not exceed a certain percentage to the

minimum value of the case study. Also, some criteria for the comparison of the proposed methods are implemented.

The development of the different instances of this work corresponds to diverse sizes of optimization problem. So, the error analysis is performed with a network considered as a small problem, while the analysis of each of the reduction methods of the SS is performed about an intermediate and large size problem.

Palabras clave español (máximo 5): Algoritmo heurístico de optimización, Reducción de Espacio de Soluciones, Redes de Alcantarillado

Palabras clave valenciano (máximo 5): Algorisme heurístic d'optimització, Reducció d'Espai de Solucions, Xarxes de Clavegueram

Palabras clave inglés (máximo 5):

Heuristic optimization algorithm, Space Search Reduction, Sewer Drainage Networks

ÍNDICE

CAPITULO 1. INTRODUCCIÓN	1
1.1 ANTECEDENTES	1
1.1.1 El Cambio Climático y su Afección a las Redes de Drenaje	1
1.1.2 Rehabilitación de Redes de Drenaje	2
1.1.3 Estado Actual, desafíos de investigación y futuras directrices de los algoritmos heurísticos.	4
1.2 OBJETIVOS	7
1.2.1 Objetivo General.....	7
1.2.2 Objetivos Específicos	8
CAPITULO 2. DESCRIPCIÓN DEL PROBLEMA	9
2.1 FORMULACIÓN.....	9
2.1.1 Funciones de coste	9
2.1.2 Función objetivo	11
2.1.3 Restricciones	11
2.2 ANÁLISIS DEL ESPACIO DE SOLUCIONES	12
CAPITULO 3. METODOLOGÍA PARA LA REPRESENTACIÓN DEL ESPACIO DE SOLUCIONES	14
3.1 METODOLOGÍA	14
3.2 CASO DE ESTUDIO	15
3.2.1 Descripción	15
3.2.2 Resultados.....	16
Análisis de Errores en la Sustitución de Conductos	16
Análisis de Errores en la Instalación de Tanques de Tormenta.....	18
Análisis de Errores en la Instalación de Tanques de Tormenta y Sustitución de Conductos.....	20
3.2.3 Análisis de resultados.	21
CAPITULO 4. METODOLOGÍA PARA LA REDUCCIÓN DEL ESPACIO DE SOLUCIONES	23

4.1	METODOLOGÍA ACTUAL DE REDUCCIÓN DEL ESPACIO DE SOLUCIONES.....	23
4.1.1	Pre-Localización de los STs	24
4.1.2	Pre-Selección de conductos.....	25
4.1.3	Optimización Final: Ubicación Tanques de Tormenta y Sustitución de Conductos	25
4.2	MEJORA DE LA METODOLOGÍA DE REDUCCIÓN DEL ESPACIO DE SOLUCIONES.....	26
4.2.1	Propuesta de Método 1: (Reducción Escalonada del Espacio de Soluciones).....	29
4.2.2	Propuesta de Método 2: (Reducción Simultánea Iterativo del Espacio de Soluciones).....	31
4.3	COMPARACIÓN DE METODOLOGÍAS.....	32
CAPITULO 5.	CASOS DE ESTUDIO	35
5.1	ESCENARIOS DE OPTIMIZACIÓN	35
5.2	CASO DE ESTUDIO: E-CHICÓ	35
5.2.1	Descripción	35
5.2.2	Resultados de la Optimización de la red E-Chicó	36
	Método 1: Método Escalonado Iterativo para la SSR considerando la propuesta 1 de pre-localización de STs. (M1-P1).....	37
	Método 1: Método Escalonado Iterativo para la SSR considerando la propuesta 2 de pre-localización de STs. (M1-P2).....	39
	Método 1: Método Escalonado Iterativo para la SSR considerando la propuesta 3 de pre-localización de STs. (M1-P3).....	41
	Método 2: Método Simultáneo Iterativo para la SSR (M2).....	44
5.2.3	Conclusiones	46
5.3	CASO DE ESTUDIO: AYURÁ.....	48
5.3.1	Descripción	48
5.3.2	Resultados del Proceso de Optimización de la red Ayurá	49
	Método 1: Método simultáneo Iterativo para la SSR considerando la propuesta 1 de pre-localización de STs. (M1-P1).....	49
	Método 1: Método Simultáneo Iterativo para la SSR considerando la propuesta 3 de pre-localización de STs. (M1-P3).....	52
	Método 2: Método Simultáneo Iterativo para la SSR (M2).....	54
5.3.3	Conclusiones	56
CAPITULO 6.	CONCLUSIONES Y DESARROLLOS FUTUROS	58

6.1	CONCLUSIONES	58
6.2	DESARROLLOS FUTUROS.....	59
CAPITULO 7.	REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	60

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Número de elementos de los grupos de muestreo	15
Tabla 2. Resumen de resultados obtenidos en el espacio de soluciones de sustitución de conductos.....	17
Tabla 3. Resumen de resultados obtenidos en el espacio de soluciones de Instalación de Tanques de Tormenta.	18
Tabla 4. Resumen de resultados obtenidos en el espacio de soluciones correspondiente a la Sustitución de Conductos e Instalación de Tanques de Tormenta.	20
Tabla 5. Definición de parámetros aplicados en las propuestas de mejora en la reducción del espacio de soluciones	26
Tabla 6. Ejemplo de aplicación del Criterio de Selección 1A.....	27
Tabla 7. Ejemplo de aplicación del Criterio de Selección 1	27
Tabla 8. Ejemplo de aplicación del Criterio de Selección 2	28
Tabla 9. Ejemplo de aplicación del Criterio de Selección 2	29
Tabla 10. Resumen de propuestas de mejora aplicados a la metodología existente.	29
Tabla 11. Magnitud de Problema de la red E-Chicó	36
Tabla 12. Resumen de resultados obtenidos por el M1-P1	37
Tabla 13. Tiempos de simulación del M1-P1 en los diferentes criterios de selección	39
Tabla 14. Resumen de resultados obtenidos por el M1-P2	39
Tabla 15. Tiempos de simulación del M1-P2 en los diferentes criterios de selección	41
Tabla 16. Resumen de resultados obtenidos por el M1-P3	42
Tabla 17. Tiempos de simulación del M1-P3 en los diferentes criterios de selección	43
Tabla 18. Resumen de resultados obtenidos por el M2.....	44
Tabla 19. Tiempos de simulación del M2 en los diferentes criterios de selección	45
Tabla 20. Resumen de resultados del criterio 3 en el desarrollo de M1 y M2	47

Tabla 21. Resultados obtenidos en la normalización de parámetros	47
Tabla 22. Magnitud de Problema de la red Ayurá.....	49
Tabla 23. Resumen de resultados obtenidos por el M1-P1	49
Tabla 24. Tiempos de simulación del M1-P1 en los diferentes criterios de selección	51
Tabla 25. Resumen de resultados obtenidos por el M1-P3	52
Tabla 26. Tiempos de simulación del M1-P1 en los diferentes criterios de selección	53
Tabla 27. Resumen de resultados obtenidos por el M2.....	54
Tabla 28. Tiempos de simulación del M2 en los diferentes criterios de selección	56
Tabla 29. Resumen de resultados en el desarrollo de M1 y M2	56
Tabla 30. Resultados obtenidos en la normalización de los parámetros.....	57

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Representación de la Red SN.....	16
Figura 2. Representación gráfica de los coeficientes de eficiencia en el espacio de soluciones de sustitución de conductos.....	17
Figura 3. Representación gráfica del error medio absoluto y el error máximo en el espacio de soluciones de sustitución de conductos.....	17
Figura 4. Representación gráfica del de los coeficientes de eficiencia en el espacio de soluciones de instalación de tanques de tormenta	19
Figura 5. Representación gráfica del error medio absoluto y el error máximo en el espacio de soluciones de instalación de tanques de tormenta	19
Figura 6. Representación gráfica de los coeficientes de eficiencia en el espacio de soluciones correspondiente a la sustitución de conductos e instalación de tanques de tormenta	20
Figura 7. Representación gráfica del error medio absoluto y el error máximo en el espacio de soluciones correspondiente a la sustitución de conductos e instalación de tanques de tormenta	21
Figura 8. Metodología Existente para la Reducción del Espacio de Soluciones	24
Figura 9. Pre-localización de Tanques de Tormenta.	24
Figura 10. Preselección de Conductos.....	25
Figura 11. Optimización Final	26
Figura 12. Diagrama del Método Escalonado para la Reducción del Espacio de Soluciones.....	30
Figura 13. Incorporación de los criterios de selección de las variables de decisión en el desarrollo de Preselección de Conductos y Proceso Iterativo.....	30
Figura 14. Diagrama del Método De Reducción Simultánea Iterativo del Espacio de Soluciones.....	31
Figura 15. Desarrollo del proceso Iterativo e implementación de los criterios de selección de las variables de decisión	32

Figura 16. Representación gráfica del espacio de soluciones de un problema de optimización	33
Figura 17. Representación de la Red E-Chicó	36
Figura 18. Función Objetivo Mínima asociada a los escenarios de optimización	38
Figura 19. Comparación del Espacio de Soluciones de los escenarios de Optimización de M1-P1	38
Figura 20. Función Objetivo Mínima asociada a los escenarios de optimización	40
Figura 21. Comparación del Espacio de Soluciones de los escenarios de Optimización de M1-P2	41
Figura 22. Función Objetivo Mínima asociada a los escenarios de optimización	42
Figura 23. Comparación del Espacio de Soluciones de los escenarios de Optimización de M1-P3	43
Figura 24. Función Objetivo Mínima asociada a los escenarios de optimización	44
Figura 25. Comparación del Espacio de Soluciones de los escenarios de Optimización de M2	45
Figura 26. Espacio de Soluciones obtenidos por el desarrollo de M1 y M2.....	46
Figura 27. Representación de la Red Ayurá.....	48
Figura 28. Función Objetivo Mínima asociada a los escenarios de optimización	50
Figura 29. Espacio de Soluciones obtenidos por el desarrollo de M1-P1	51
Figura 30. Función Objetivo Mínima asociada a los escenarios de optimización	52
Figura 31. Espacio de Soluciones obtenidos por el desarrollo de M1-P3	53
Figura 32. Función Objetivo Mínima asociada a los escenarios de optimización	55
Figura 33. Comparación del Espacio de Soluciones de los escenarios de Optimización de M2	55
Figura 34. Espacio de Soluciones obtenidos por el desarrollo de M1 y M2.....	57

CAPITULO 1. INTRODUCCIÓN

1.1 ANTECEDENTES

1.1.1 El Cambio Climático y su Afección a las Redes de Drenaje

Las ciudades son centros de progreso social, el desarrollo cotidiano está ligado al uso de un sinnúmero de servicios y funciones como lo son: el suministro eléctrico, líneas de transporte, educación, entre otras. La presencia de flujos de inundación en el área urbana ocasiona el corte de estos servicios, generando grandes daños económicos, sociales y de salud pública (Hammond et al., 2015; Szewrański et al., 2018).

La vulnerabilidad de las ciudades a las inundaciones va en incremento debido al desarrollo acelerado del área urbanizada y el cambio de los patrones de los eventos de precipitación causado por el Cambio Climático (CC) (Willems et al, 2012). Con los efectos del CC se espera a futuro que la intensidad y la frecuencia de las precipitaciones extremas se vea modificada, incrementando la magnitud y la probabilidad de ocurrencia de estas. Mailhot & Duchesne (2010), recopilan la proyección a futuro del aumento de la intensidad de precipitación por el CC presentado en diferentes estudios: para Niemczynowicz (1989) un incremento de 10-30%, 10-40% para Señaren-Davies (2004) y 15% por Watt et al (2003).

Por otra parte, las infraestructuras de drenaje existentes se basan en un diseño asociado a un análisis estadístico de eventos de precipitación extrema en un periodo histórico, lo que supone un clima estacionario en el diseño y funcionamiento de las infraestructuras (Horton et al., 2010; Mailhot & Duchesne, 2010). Como ejemplo, las redes de drenaje existentes presentan un diseño basado en condiciones pasadas del clima. Esto puede ocasionar a futuro que éstas no funcionen de forma adecuada, debido a las alteraciones generadas por el CC, el aumento de la escorrentía por el crecimiento del área urbanizada y la consecuente reducción de la infiltración en el suelo, siendo incapaces de transportar los flujos circulantes generando volúmenes de inundación que afloran a la superficie (Kirshen et al., 2015).

La eficiencia de las redes de alcantarillado no se reduce únicamente por el aumento de caudal circulante por el CC y las afecciones por el constante crecimiento urbano. Otros factores influyen en la reducción de la capacidad de transporte de la red (Yazdi, et al., 2017). Estos factores son:

- Falta de mantenimiento.

- Envejecimiento o deterioro de los elementos del sistema.
- Colapso o rotura de las conducciones.

Ante el déficit de capacidad que pueden llegar a tener las redes de drenaje, los entes encargados de la gestión deben evaluar medidas de adaptación o rehabilitación a las nuevas o futuras condiciones climáticas. Así, las acciones de rehabilitación deben ser capaces de manejar los nuevos flujos de caudal pico que lleguen a circular en el sistema y, por lo tanto, reducir el volumen de agua de posibles inundaciones (Kirshen et al., 2015; Yazdi et al., 2017).

1.1.2 Rehabilitación de Redes de Drenaje

La rehabilitación de las redes de drenaje se enfoca en la corrección del funcionamiento de las redes a las nuevas condiciones de los eventos de precipitación. De esta forma se han desarrollado métodos que tienen como finalidad la rehabilitación de las redes de drenaje. Por una parte, existen métodos más tradicionales que se basan en la sustitución de conductos y, por otro lado, hay técnicas modernas que tienen como principio la instalación de estructuras de retención en la red e implementación de técnicas de sistemas de drenaje urbano sostenible (SUDS).

Estudios consideran la sustitución de tuberías como medida de rehabilitación de redes de drenaje que tienen un funcionamiento defectuoso con el afán de evitar inundaciones y amenazas medio ambientales, considerando el valor mínimo de inversión y el mayor beneficio. Sebti, Bennis, & Fuamba (2014), proponen un algoritmo que analiza los beneficios de combinar la sustitución de conductos con la instalación de otras soluciones para reducir la escorrentía. El estudio no contempla un modelo hidráulico, que evalúe las consecuencias de las actividades de rehabilitación en la red. Ugarelli & Di Federico (2010) desarrollan una herramienta mediante programación dinámica que ayuda en el análisis del balance económico entre el remplazo de tuberías y el mantenimiento de las conducciones existentes en un periodo de tiempo determinado.

En la misma línea de desarrollo, Moselhi & Shehab-Eldeen (2000) presentan un sistema automatizado diseñado con la finalidad de detectar defectos y carencias en las tuberías de las redes de saneamiento, centrandolo estudio en el uso y aplicación de redes neuronales en la clasificación de los defectos. Los defectos sobre las tuberías los engloban en cuatro grupos diferentes: grietas, movimiento de las juntas de unión, reducción de la sección transversal y hundimiento longitudinal.

La rehabilitación de redes basada en la sustitución de tuberías ha sido una técnica tradicional. Sin embargo, el desarrollo de estas soluciones en centros urbanos consolidados presenta una gran dificultad debido a que la red transita por largas distancias que interfieren con otros servicios predispuestos en la ciudad y generan problemas relacionados al entorno social (Ngamalieu-Nengoue et al., 2019). Por lo

tanto, el enfoque de rehabilitación que considera únicamente la readecuación de conducciones debe sustituirse. De forma que las técnicas de rehabilitación deberán proyectarse hacia nuevos horizontes que contemplen el uso de depósitos de retención, la implementación de sistemas de drenaje urbano sostenible (SUDS) e inclusive al control en tiempo real de lo que sucede en la red.

En esta línea de investigación, estudios que analizan la disposición de las estructuras de retención, se mencionan a continuación:

- Di Toro & Small (1979) presenta un método de análisis estadístico, que se basa en la caracterización probabilística de los elementos del ciclo hidrológico como son la escorrentía y lluvia, con la finalidad de evaluar a largo plazo el rendimiento que proveen los depósitos de retención.
- Loganathan, Deniur, & Segarra (1985) presentan una metodología simplificada para determinar la capacidad de los depósitos de retención basados en eventos de precipitación pasados. El método aplica funciones de probabilidad de densidad exponencial con diferentes variables hidrológicas. La finalidad del estudio es encontrar una nueva estadística de distribución que relacione la capacidad de la planta de tratamiento de agua y la capacidad de retención de volúmenes para diferentes niveles de riesgo.
- Andrés-Doménech, Montanari, & Marco (2012) presentan un estudio sobre los problemas que ocasiona la (Wang, Sun, & Sweetapple, 2017) variación del régimen de las lluvias provocadas por el CC en la eficiencia de los sistemas combinados de alcantarillado. Un modelo analítico probabilístico es propuesto para evaluar la eficiencia en la reducción de los volúmenes de inundación y la eficiencia volumétrica de los tanques de retención dependiendo de las condiciones de la cuenca urbana. La sensibilidad de eficiencia del depósito de retención la evalúa a través del análisis de cambios de la precipitación.

Finalmente, existen técnicas actuales que combinan tanto la rehabilitación de conductos como la instalación depósitos de retención. Ngamalieu-Nengoue et al. (2018), propone una metodología para la rehabilitación de redes de alcantarillado que considera costos asociados a:

- Instalación de depósitos de retención
- Sustitución de tubería
- Daños por inundación.

La obtención de un valor óptimo de la combinación de los tres costes que abarca este estudio, se obtiene del desarrollo de un algoritmo Pseudogenético (PGA) (Mora-Melia et al., 2013) y la herramienta de cálculo Storm Water Managment Model (SWMM)

(Rossman, 2015), a través de la librería de conexión Toolkit (Martínez-Solano, et al., 2016).

1.1.3 Estado Actual, desafíos de investigación y futuras directrices de los algoritmos heurísticos.

El desarrollo y aplicación de algoritmos heurísticos para la optimización de sistemas de recursos hídricos es un campo de investigación activo y en continuo avance en la últimas dos décadas (Maier et al., 2014). Los algoritmos de optimización permiten a los diseñadores y planificadores el desarrollo de nuevas técnicas de operación, estrategias de administración, y desarrollo de mejores diseños. Los algoritmos heurísticos se han convertido en una herramienta que facilita el desarrollo de estas tareas, y en el campo de los recursos hídricos han tenido un extenso uso para diferentes propósitos y en diferentes áreas de aplicación (Nicklow et al., 2010). La disponibilidad computacional ha sido fundamental para el incremento de la popularidad en el uso y aplicación de los algoritmos (Washington. et al., 2009).

Dependiendo de la finalidad del algoritmo de optimización, el problema y sus restricciones serán abarcadas. No es posible mencionar que un algoritmo en particular es aplicable a un problema específico. En cambio, la aplicabilidad de diferentes algoritmos necesita estar relacionada a la propiedad de un problema (Maier et al., 2014).

Investigaciones desarrolladas en el análisis comparativo de algoritmos heurísticos se centran generalmente en el desarrollo de un criterio de parada, la obtención de una solución óptima y la eficiencia computacional (Nicklow et al., 2010). Por otro lado, muy pocas investigaciones se basan en presentar tiempos de ejecución que den un buen rendimiento. Los algoritmos utilizan procesos iterativos para generar soluciones que forman parte del espacio de búsqueda. Esto lo realizan con la finalidad de localizar y explorar regiones, donde una solución óptima pueda estar localizada.

El desempeño de un algoritmo puede ser evaluado a través de parámetros que definen el rendimiento de éstos en la resolución de un problema. Los parámetros son:

- La eficacia evalúa que tan cerca están las soluciones encontradas por el algoritmo de la solución óptima global. Para Zitzler, Deb, & Thiele (2000), la medida de la eficacia en los algoritmos simple objetivo está basada en la mejor solución encontrada.
- La eficiencia abarca la rapidez con la que el algoritmo encuentra buenas soluciones (Silver, 2004).

Otros términos pueden considerarse como medidas del desempeño debido a la naturaleza estocástica de los algoritmos heurísticos. Estos términos son:

- La fiabilidad en algoritmos simple objetivo es representada por la desviación promedio y estándar de las mejores soluciones encontradas en un proceso de múltiples ejecuciones, así como la cantidad de veces que se encuentra la mejor solución conocida (Marchi, et al., 2014).
- Robustez incorpora que tan sensible es el algoritmo a la variación de los parámetros y las características del problema.

Maier et al., (2014) presenta los desafíos de investigación y futuras directrices asociadas a la evaluación del desempeño de los algoritmos que incluyen:

- Desarrollo de medidas independientes de la eficiencia. El tiempo computacional puede ser medido utilizando el número de evaluaciones de la función que resuelve el algoritmo. Utilizando el número de evaluaciones facilita la comparación de resultados obtenidos por el algoritmo. Los resultados pueden evaluarse independientemente de que se ejecutan en equipos diferentes y que el algoritmo utilice diferentes tamaños de población o número de generaciones.
- Descartar problemas asociados con la eficiencia computacional. La evaluación del desempeño de un algoritmo se realiza a través de términos que requieren el desarrollo de múltiples ejecuciones, lo que conlleva a que los términos de desempeño requieren un esfuerzo computacional elevado. Por lo tanto, la calidad de la medida de eficiencia estará en función de la capacidad computacional disponible. Esto puede ser aplacado mediante la instalación de mejores y más potentes sistemas de computación. Así como, técnicas de reducción del espacio de búsqueda de soluciones.

La aplicación de estos algoritmos en problemas reales genera una serie de desafíos metodológicos. La formulación del problema es más compleja en función del número de variables, a medida que el número de variables de decisión incrementa el espacio de búsqueda de soluciones también lo hace. Esto ocasiona que exista mayor dificultad para encontrar soluciones óptimas globales, y se generen interrogantes sobre las acciones que se pueden realizar para reducir el espacio de búsqueda.

El espacio de soluciones (SS , del inglés *Space Solution*) puede representarse de forma genérica a través de la Ecuación 1.

$$SS = \prod_{i=1}^n m_i \quad (1)$$

En donde m_i será el número de variables definidas en el problema de optimización y n corresponde a una serie de valores posibles de cada una de las variables.

Como muchos problemas del mundo real, los problemas de optimización están definidos por un gran número de parámetros que están englobados en un espacio de búsqueda. Los algoritmos heurísticos presentan dificultades para encontrar soluciones que se acerquen a un valor mínimo global. Por lo tanto, una reducción del tamaño del espacio de búsqueda de soluciones puede presentarse como solución. Por esta razón, avances recientes para la resolución de grandes problemas de optimización, junto a mejoras drásticas de la capacidad computacional han ocasionado que algunos algoritmos sean capaces de encontrar soluciones que se encuentran cercanas al óptimo global.

La reducción del espacio de búsqueda conlleva una mejor eficiencia computacional al requerir un menor número de evaluación de funciones y un aumento en la probabilidad de obtención de buenas soluciones, que sean muy cercanas al óptimo global. Las estrategias de reducción del espacio de búsqueda que se desarrollan deben ser capaces de salvaguardar las regiones más prometedoras del espacio, con la finalidad de no perder la solución óptima (Maier et al., 2014).

En la actualidad existen métodos que sirven como herramienta para la reducción del espacio de búsqueda. Estos son:

- Métodos que generara cambios en el algoritmo, es decir, incorporan algún tipo de técnica heurística para reducir el espacio de búsqueda.
- Métodos que modifican el espacio de búsqueda en sí, independientemente del algoritmo de búsqueda utilizado.
- Técnicas que resultan de la combinación de los enfoques antes descritos.

Existen propuestas de métodos basados en la implementación de cambios en el algoritmo de búsqueda. Estas propuestas se presentan a continuación:

- Métodos basados en el cambio del algoritmo de búsqueda que utilizan información o conocimiento heurísticos. Por ejemplo, algún conocimiento del problema en consideración para modificar la metodología de búsqueda. Kadu, Gupta, & Bhave (2008) utilizaron el método de la ruta más corta para la reducción del espacio de búsqueda en el diseño óptimo de redes de distribución de agua.
- El preacondicionamiento es una técnica que utiliza un conjunto de soluciones como punto de partida para mejorar el proceso de búsqueda. Los resultados provenientes del preacondicionamiento frecuentemente mejoran la eficiencia computacional. Estas técnicas han sido implementadas en el campo del diseño de redes de distribución (Keedwell & Khu, 2005), redes de alcantarillado (Guo et al., 2007)

Entre los métodos basados en el cambio del espacio de soluciones existen varias propuestas. Por un lado, los métodos de cuadrícula adaptativa, que presentan un

número finito de puntos en el espacio de búsqueda. El inicio del método contempla un grosor inicial de cuadrícula relativamente con pocos puntos, para luego aumentar el número de puntos en la cuadrícula. Por otro lado, los métodos que usan codificación de problemas especializados para producir soluciones que son siempre validas, reduciendo el espacio de búsqueda a una región factible. Entre los métodos que presentan este enfoque son los siguientes:

- Walters & Lohbeck (1993) para el diseño óptimo de redes utilizando un algoritmo genético.
- Namalieu-Nengoue et al. (2019) utiliza un algoritmo pseudogenético (PGA) destinado a la rehabilitación de redes drenaje mediante la instalación de depósitos de retención y sustitución de conductos. Propone un método basado en la eliminación de variables de decisión y la reducción del rango de variación que puede adoptar cada una de las variables. Como resultado del desarrollo del método, el algoritmo presenta una mejor exploración del espacio de soluciones. Se observa que los resultados obtenidos de la optimización de problema completo presentan soluciones dispersas, a diferencia de la aplicación del método de reducción del espacio de búsqueda que obtiene mejores soluciones y más concentradas. Este trabajo logra obtener una solución mínima en los casos de estudio que abarca.

La reducción del espacio de soluciones presenta desafíos y perspectivas futuras de investigación que deben ser abarcadas principalmente en el desarrollo de métodos iterativos para la reducción del espacio de soluciones y mejoras en el preacondicionamiento. Varias técnicas de preacondicionamiento son estudiadas para mejorar la eficiencia de búsqueda. Estas técnicas pueden ser adaptadas a algoritmos evolutivos, en donde puede repetirse la ejecución del algoritmo reiniciado con los resultados más recientes (Maier et al. 2014).

1.2 OBJETIVOS

1.2.1 Objetivo General

El desarrollo del presente trabajo considera implementar un método para la reducción del espacio de soluciones que no altera el algoritmo de optimización, sino que trabaja en la reducción del espacio definido por las variables de decisión del problema. El análisis de las perspectivas a futuro sobre el beneficio que presenta la reducción del espacio de búsqueda en la eficiencia como medida de evaluación del desempeño de un algoritmo, hace referencia a la necesidad de una técnica que trabaje con soluciones previas del problema. Por lo tanto, el objetivo general se centra en desarrollar una metodología para la reducción del espacio de soluciones de carácter iterativo para un algoritmo heurístico utilizado en la optimización de problemas de rehabilitación de redes drenaje,

bajo la premisa de sustitución de conductos y la instalación de depósitos de retención expresada en función de coste. La metodología deberá ser capaz de reducir el número de variables de decisión del problema abarcado, de forma que el algoritmo logre obtener soluciones con un margen de sobre coste aceptable.

1.2.2 Objetivos Específicos

Para lograr el desarrollo del objetivo general de este trabajo, es necesario realizar una serie de objetivos específicos, que se detallan a continuación:

- Determinar un número de simulaciones que debe obtener el algoritmo de optimización para establecer una representación adecuada del espacio de soluciones de un problema de optimización.
- Desarrollar propuestas de mejora a la metodología existente para la reducción del espacio de soluciones.
- Implementar un método alternativo para la reducción del espacio de soluciones.
- Establecer criterios de selección de las variables de decisión del problema de optimización que permita una adecuada eliminación de estas.
- Evaluar el desempeño del algoritmo, a través de la medida de la eficiencia considerando el tiempo de simulación.
- Presentar una valoración que permita establecer de forma numérica la comparación de la metodología desarrollada en este trabajo.
- Aplicar la metodología en casos de estudios seleccionados.

CAPITULO 2. DESCRIPCIÓN DEL PROBLEMA

2.1 FORMULACIÓN

La presencia de flujos de inundación proveniente de las redes de alcantarillado puede ser ocasionada por situaciones de diferente origen. Por un lado, la alteración de la intensidad de precipitación provocada principalmente por las afecciones del CC que generan condiciones que difieren del criterio de diseño adoptado en la planificación; y, por otro, los factores que influyen en el desempeño del funcionamiento de la red como son la infraestructura y los planes de mantenimiento (Ngamalieu-Nengoue et al., 2018). Así, las causas que dan origen a la inundación y las diferentes problemáticas ocasionadas por estas pueden ser:

- Aumento de las lluvias por los efectos del CC que superan las lluvias de diseño.
- Errores de diseño y construcción en las redes de drenaje.
- Redes con mantenimiento insuficiente, cuya capacidad de transporte se ha visto reducida y limitada con el paso del tiempo.
- La impermeabilización del suelo genera un aumento del volumen de escorrentía que ingresa a las redes, aunque las intensidades y frecuencias de la precipitación no presenten alteraciones de la lluvia de diseño.
- El aumento de la exigencia social ocasiona que flujos que pueden desbordar de las redes de drenaje que en el pasado podían ser aceptables no lo son hoy en día.
- El grave impacto económico que ocasiona los daños por cualquier tipo de inundación en la actualidad.

Dados estos antecedentes, se adopta un problema de optimización que tiene como objetivo minimizar los daños económicos ocasionados por los flujos de inundación y que contemple los costes mínimos de inversión, considerando la instalación de depósitos de retención y en sustitución de conductos. Esto permite establecer una función objetivo compuesta por tres funciones de coste.

2.1.1 Funciones de coste

La rehabilitación de las redes de drenaje debe tener por objetivo minimizar el coste de inversión que permita enfrentar los problemas de inundación. Por lo tanto, es necesario

definir funciones de coste que representen el valor económico de las acciones necesarias para la rehabilitación. Estas acciones se reproducen a través de las ecuaciones presentadas por Ngamalieu-Nengoue et al. (2019). Dichas ecuaciones se presentan a continuación:

1. Coste asociado al daño provocado por las inundaciones en función del nivel alcanzado (Y). El valor que obtendrá este coste ha sido determinado por estudios desarrollado en la ciudad de Bogotá, Colombia. Este coste relaciona el nivel o altura que alcanza el agua en la inundación y el daño asociado a este (C_I). La función de coste tiene como límite un valor de nivel máximo ($Y_{m\acute{a}x}$) donde el daño se considera irreparable y, por lo tanto, la función deja de crecer y el coste alcanza su máximo valor ($C_{m\acute{a}x}$):

$$F_1 = \sum_{i=1}^{N_N} C_I(Y_i) = \sum_{i=1}^{N_N} C_{m\acute{a}x} \left(1 - e^{-k \frac{Y_i}{Y_{m\acute{a}x}}} \right)^b \quad (2)$$

En esta ecuación Y_i es el nivel de inundación existente en un nudo específico, $k = 4.89$ y $b = 2$ son coeficientes de ajuste de la curva de daño por inundación y el valor de $Y_{m\acute{a}x} = 1.4$ que es considerado el nivel que ocasiona el mayor daño económico.

2. Coste de inversión asociado al volumen de almacenamiento de los tanques (C_T), expresa el valor económico necesario para instalar estructuras de retención o Tanques de Tormenta (STs, del inglés *Storm Tanks*), para retener el exceso de agua que la red no es capaz de transportar. Esta función posee un término fijo (C_{min}) que abarca los costes mínimos fijos asociados a la obra y un término variable (C_{var}) que depende el volumen total construido (V):

$$F_2 = \sum_{j=1}^{N_T} C_T(v_{DR}) = \sum_{j=1}^{N_T} (C_{min} + C_{var} * V_j^n) \quad (3)$$

3. Coste de rehabilitación de conducciones (C_C), representa el valor económico que supone la sustitución de conductos que fuese necesario remplazar, por estar en malas condiciones internas o por poseer una capacidad de transporte insuficiente. La función relaciona el coste unitario de las conducciones con su diámetro a partir de datos reales procedentes de fabricantes:

$$F_3 = \sum_{K=1}^{N_C} C_C(D_k) \times L_k = \sum_{k=1}^{N_C} L_k (A \cdot D_K + B \cdot D_k^2) \quad (4)$$

Los coeficientes A y B corresponden al ajuste de la función de coste de la tubería, D_k el diámetro y L_k representa la longitud de la tubería.

2.1.2 Función objetivo

La función objetivo (F.O) está compuesta por tres funciones de coste, que satisfacen el objetivo de la rehabilitación, de forma que minimiza los problemas de inundación con el menor coste de inversión. Ngamalieu-Nengoue et al. (2019) plantea la función objetivo mediante multiplicadores de Lagrange con el objetivo de minimizar los tres términos de coste.

$$F.O = \lambda_1 \sum_{i=1}^{N_N} C_I(Y_i) + \lambda_2 \sum_{j=1}^{N_T} C_T(v_{DR}) + \lambda_3 \sum_{K=1}^{N_C} C_C(D_k) \times L_k \quad (5)$$

Cada término de la función objetivo va precedido por un multiplicador de Lagrange ($\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$), los cuales permiten asignar importancia relativa a cada termino. Además, permite decidir qué termino se considera en cada proyecto de rehabilitación. Las funciones de coste se expresan en términos económicos lo que permite sumar directamente asignando un multiplicador igual a la unidad.

2.1.3 Restricciones

Las restricciones están orientadas a las relaciones hidráulicas que se presentan en la red, así como la información que se considera como punto de partida para resolver el problema de optimización. Por lo tanto, es necesario disponer de un modelo matemático que considere:

- Utilizar el modelo de resolución de la Onda Dinámica incorporado en SWMM, que permite la adecuada simulación de la red en estado de carga y los volúmenes de inundación que afloran a la superficie. Los modelos de onda cinemática y flujo uniforme presentan limitaciones al representar el flujo presurizado y salida por los pozos de revisión.
- Contar con una red que presente flujos de inundación.
- Elaborar el modelo hidráulico no es contemplado en el desarrollo de este trabajo, el modelo es la información de partida para la optimización.
- La lluvia debe estar incorporada y definida en el modelo hidráulico.
- Del ciclo hidrológico se sabe que el agua proveniente de la precipitación presenta una serie de cambios desde que cae hasta su ingreso en la red. El modelo de la red debe tener incorporado un modelo de transformación de lluvia esorrentía que brinde un aporte de caudal a la red.

2.2 ANÁLISIS DEL ESPACIO DE SOLUCIONES

El modelo de optimización permite seleccionar varios nudos de la red para estudiar la posibilidad de instalar depósitos de retención. Además, éste permite seleccionar las conducciones, en los que analiza la posibilidad de sustituir las tuberías actuales de la red por un nuevo diámetro. Los nudos seleccionados se asocian a una variable de decisión equivalente a una sección en planta adicional. Las conducciones seleccionadas serán ligadas a una variable de decisión asociada al diámetro de la tubería

El problema de optimización parte de la opción de realizar el proceso de rehabilitación sobre una serie de nudos y conductos que son previamente determinados. El desarrollo de este trabajo considera la posibilidad de sustituir todos los conductos de la Red (N_C) y la instalación de depósitos de retención o tanques de tormenta (STs) en todos los nudos de ésta (N_N). Por lo tanto, el número de Variables de Decisión (DV, del inglés *Decision Variables*) del problema de optimización será la suma de N_C y N_N . A esto hay que añadirle el rango de variación de cada una de las variables. Para el caso de las conducciones se dispone de diferentes diámetros en de una gama de diámetros comerciales distintos (ND), con una variación de diámetros desde 300 hasta 3000 mm y sumando la posibilidad de no modificar el diámetro. Esto ocasiona que en este estudio se contemple un total de 25 alternativas para ND en cada una de los N_C conductos.

Por su parte, la instalación de los depósitos de retención pasa por definir su volumen. El descrito se basa en la definición que hace el programa SWMM respecto al almacenamiento en estos elementos. SWMM calcula el volumen de almacenamiento se mediante el nivel alcanzado por el agua (z) y la sección del propio depósito. Por lo tanto, la sección (S) puede variar en función del nivel:

$$S = A * Z^B + C \quad (6)$$

De la ecuación 5 los coeficientes B y C son parámetros de ajuste de la curva de almacenamiento que se consideran nulos. Por lo tanto, el coeficiente A representa la sección transversal del depósito que se mantiene constante.

El algoritmo de optimización utilizado corresponde a un algoritmo de tipo pseudogenético, el mismo que fue desarrollado para variables discretas, por lo que la representación de la sección de los depósitos debe realizarse de forma discreta. Por ello se define una sección de área máxima y mínima (igual a la sección transversal de un pozo, que es el valor mínimo en SWMM). El rango de variación de las secciones se discretiza en un número de escalones (N).

De la ecuación 1 que hace referencia a la dimensión general del SS en función de las DV del problema de optimización. El SS para las redes de drenaje que se estudian en este trabajo queda definido por la ecuación 7.

$$SS = ND^{N_C} \cdot N^{N_N} \quad (7)$$

El elevado número de DV origina un SS soluciones extenso, que ocasiona que la probabilidad de obtención de buenas soluciones sea escasa debido a la cantidad de soluciones posibles de cada problema de optimización. Este inconveniente puede ser mitigado aplicando técnicas y métodos de reducción del espacio de soluciones.

Dentro de la metodología de este trabajo, se presentan las propuestas de mejora al método actual para la Reducción del Espacio de Soluciones (SSR, del inglés *Space Search Reduction*), así como una nueva metodología para la SSR.

CAPITULO 3. METODOLOGÍA PARA LA REPRESENTACIÓN DEL ESPACIO DE SOLUCIONES

3.1 METODOLOGÍA

La solución a los problemas de rehabilitación que se presentan en este trabajo se abarcan mediante un algoritmo heurístico de optimización, específicamente mediante un Algoritmo Pseudogenético (APG) propuesto por Mora-Melia et al. (2013). Navarro-Planas (2016), menciona que este tipo de técnicas de optimización heurísticas proporciona múltiples ventajas entre las que se puede mencionar “la facilidad para tratar problemas multiobjetivo, proporcionando múltiples alternativas de diseño en la ingeniería sanitaria y su forma de búsqueda global, le da más probabilidad de encontrar óptimos globales”. Por el contrario existen desventajas que deben ser tomadas en cuenta, principalmente en los parámetros de optimización, debido a que no existen reglas generalizadas para determinarlos en los algoritmos heurísticos. Por lo tanto, requieren de un elevado coste computacional, así como ensayos de prueba y error.

Además, un algoritmo heurístico por su naturaleza y su carácter aleatorio para la obtención de soluciones ocasiona que la probabilidad de encontrar una buena solución en una primera convergencia es muy baja. Por lo tanto, el número de veces que un algoritmo deberá converger a un valor de función objetivo estará en función del tamaño del SS, requiriendo un coste computacional elevado para una exploración adecuada de las soluciones.

Con los antecedentes expuestos, se presenta una metodología que permite establecer el número de veces que debe converger la función objetivo (N_{it}), con la finalidad de disminuir el coste computacional, mediante una buena representación del SS. Por lo tanto, la metodología inicia con el análisis del SS considerando un número elevado de simulaciones (N , número de valores de la simulación). Las soluciones provienen de la optimización de un problema de rehabilitación con un SS pequeño. Con esta misma red, paralelamente, se realizan simulaciones de menor número de soluciones (n , número de valores de la muestra). Como un proceso de normalización se establecerá una tasa de sobre coste de cada una de las soluciones encontradas para la F.O, expresada por la ecuación:

$$\text{Sobrecoste } (i): \frac{F.O. (i)}{F.O. \text{ min.}} \quad (8)$$

Los valores definidos para N y los diferente grupos n se muestran en la tabla:

Tabla 1. Número de elementos de los grupos de muestreo

Grupo	N	n1	n2	n3	n4	n5	n6	n7	n8
Valor	10000	5000	2500	1000	500	250	100	50	25

Las soluciones encontradas para el grupo N son considerados como valores reales y los perteneciente al grupo n como valores experimentales. Esta consideración permite el desarrollo de un análisis de errores. Los coeficientes para determinar son:

- Eficiencia del modelo o índice de Nash Sutcliffe (NS)
- Índice de ajuste modificado (Willmott) (W)
- Error medio absoluto (MAE)
- Error Máximo (EMAX)

El algoritmo pseudogenético de optimización se basa en la sustitución de conductos y la instalación de STs. Por lo tanto, tres espacios de soluciones son factibles en los que el algoritmo puede encontrar el valor de la función objetivo, siendo estos:

- Conductos
- Tanques de Tormenta
- Combinación de los anteriores

3.2 CASO DE ESTUDIO

3.2.1 Descripción

La red de prueba denominada SN, es una red sencilla conformada por 6 conducciones, 6 nudos y 1 punto de vertido. La tipología de la red corresponde a una red ramificada como se observa en la Figura 1.

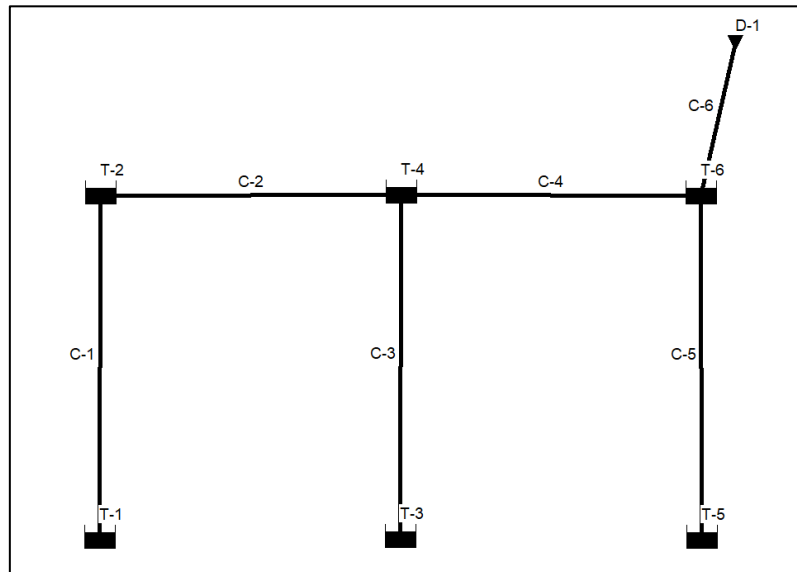


Figura 1. Representación de la Red SN.

La red SN está conformada por 2.4 km de conducciones con una gama de diámetros que varían entre 600 mm a 1100 mm, con un coeficiente de rugosidad de Manning (n) de 0.01. La red es un drenaje a gravedad que presenta un desnivel de altura de 4 m, entre su punto más alto y el de menor altitud, comprende 1824 ha, seccionado en 5 subcuencas.

3.2.2 Resultados

El desarrollo del análisis de errores ha hecho necesario que el SS del problema de optimización sea evaluado en sus tres espacios de búsqueda posibles. Estos espacios de búsqueda corresponden a las DV, siendo los siguientes:

- Espacio de soluciones correspondiente a la sustitución de conductos, para la Red SN comprenderá las 6 conducciones que conforman la misma.
- Espacio de soluciones correspondiente a la Instalación de tanques de tormenta, para la red SN comprenderá los 6 depósitos que pueden ser instalados en la red.
- Espacio de soluciones que resulta de la combinación de instalación de tanques de tormenta y sustitución de conductos.

Análisis de Errores en la Sustitución de Conductos

La Tabla 2 presenta los resultados obtenidos en el análisis de errores desarrollado en el SS, que comprende la sustitución de conductos para los diferentes tamaños de los grupos de muestreo.

Tabla 2. Resumen de resultados obtenidos en el espacio de soluciones de sustitución de conductos

N	10000						
n	5000	2500	1000	500	250	100	50
NS	0.9993	0.9974	0.9935	0.9888	0.9819	0.9570	0.9220
W1	0.9993	0.9974	0.9936	0.9890	0.9823	0.9594	0.9294
W2	0.9993	0.9975	0.9940	0.9901	0.9847	0.9675	0.9479
MAE	0.2469	0.6427	1.1558	1.6151	2.1866	3.7023	5.2678
EMAX	10.942	10.942	17.226	30.716	34.774	43.328	66.133

La Figura 2 presenta los coeficientes de eficiencia NS, W1 y W2 de los diferentes grupos de muestreo con respecto al SS completo del problema de optimización (6 conductos). Además, la Figura 3 presenta el error máximo y el error medio absoluto.

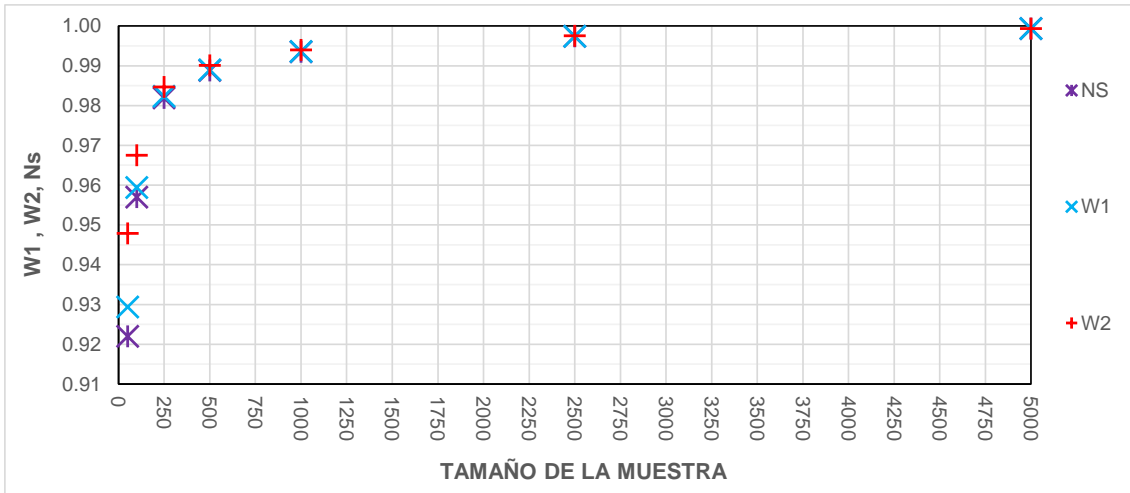


Figura 2. Representación gráfica de los coeficientes de eficiencia en el espacio de soluciones de sustitución de conductos

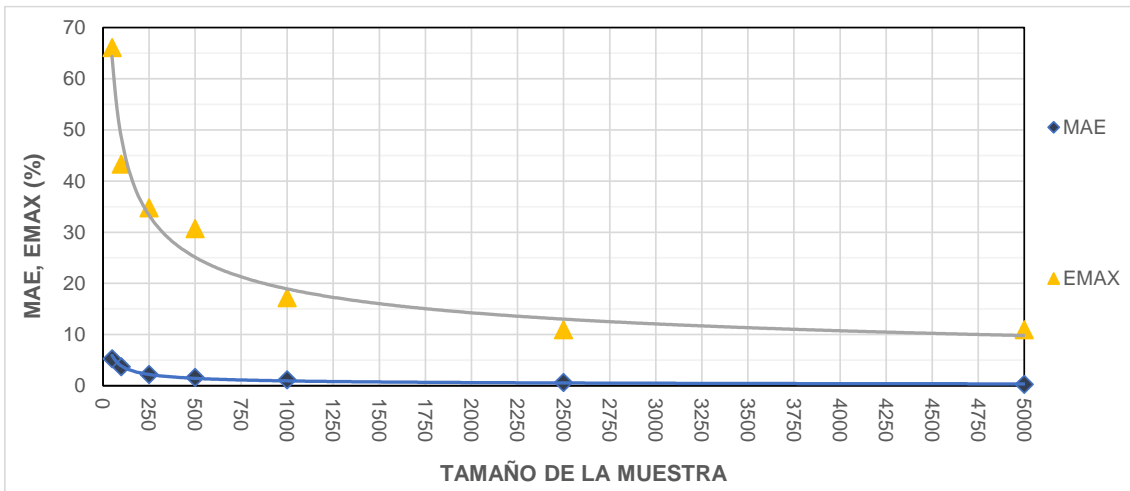


Figura 3. Representación gráfica del error medio absoluto y el error máximo en el espacio de soluciones de sustitución de conductos

De lo observado en la Tabla 2 y la Figura 2 se constata que los grupos de muestreo superiores a 250 presentan coeficientes de eficiencia mayores a 0.98. Al analizar la curva que forman éstos, existe un incremento de la pendiente para tamaños de muestra inferiores a 250, siendo así que los valores se alejan de 1. La obtención de coeficientes lejanos a la unidad para los grupos de muestreo de menor tamaño representa que el SS generado sea menos preciso. Los coeficientes de eficiencia correspondientes a los grupos de muestreo de 50 y 100 varían en un rango de 0.92 a 0.96.

La Figura 3 muestra el error medio absoluto para todos los grupos de muestreo definidos en este estudio, obteniendo valores por debajo del 5%. La representación del SS generado por los grupos de muestreo superiores a 250 presentan un error máximo que está por debajo del 34%.

Por lo tanto, la representación del espacio de soluciones correspondiente a la sustitución de conductos generado por los tamaños de muestra superiores a 250 ocasiona que el error máximo y el error medio absoluto presente una tendencia descendente, mientras que los coeficientes de eficiencia aumentan acercándose a la unidad.

Análisis de Errores en la Instalación de Tanques de Tormenta

El desarrollo del análisis de errores en el SS de soluciones que comprende la instalación de tanques de tormenta para los diferentes tamaños de muestreo ha permitido la obtención de los resultados que se presentan en la Tabla 3.

Tabla 3. Resumen de resultados obtenidos en el espacio de soluciones de Instalación de Tanques de Tormenta.

N	10000							
	n	5000	2500	1000	500	250	100	50
NS	0.9996	0.9909	0.9796	0.9711	0.9567	0.9126	0.8587	
W1	0.9996	0.9910	0.9801	0.9721	0.9590	0.9209	0.8797	
W2	0.9996	0.9914	0.9816	0.9751	0.9648	0.9381	0.9145	
MAE	0.0439	0.3049	0.5155	0.6570	0.9034	1.6076	2.3836	
EMAX	5.9092	12.4335	16.8276	17.2450	22.9822	30.2463	49.1107	

Los resultados de los diferentes coeficientes de eficiencia calculados para cuantificar la precisión de la obtención del SS (6 tanques de tormenta) de los grupos de muestreo se presentan en la Figura 4. Además, se presenta el error máximo y el error medio absoluto obtenido por cada grupo de muestreo.

Los valores obtenidos para los coeficientes de eficiencia NS, W1 y W2 que permiten cuantificar la precisión de la representación del SS por cada uno de los grupos de muestreo que se grafican en la Figura 5, mientras que el error máximo y el error medio absoluto resultantes del análisis de errores se presentan en la Figura 5.

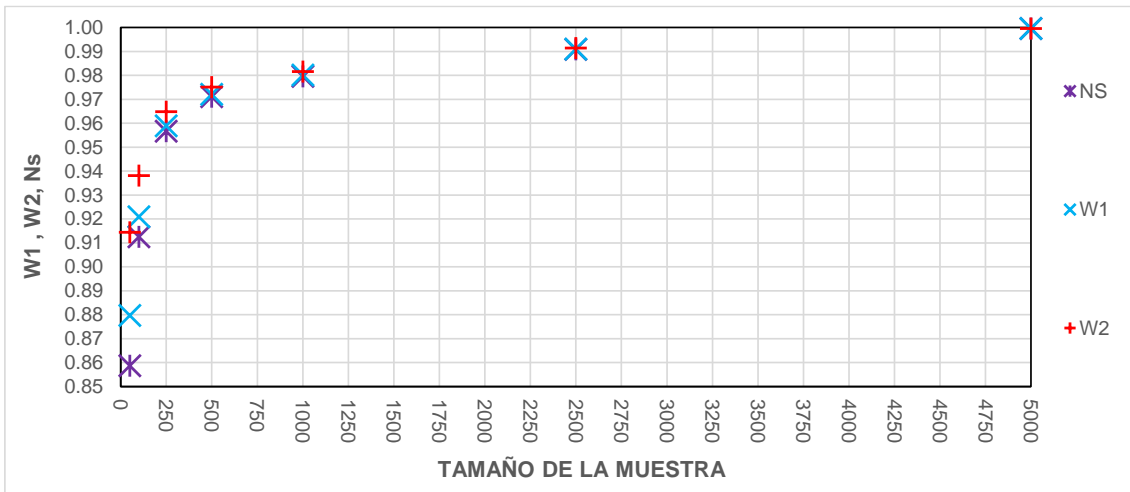


Figura 4. Representación gráfica del de los coeficientes de eficiencia en el espacio de soluciones de instalación de tanques de tormenta

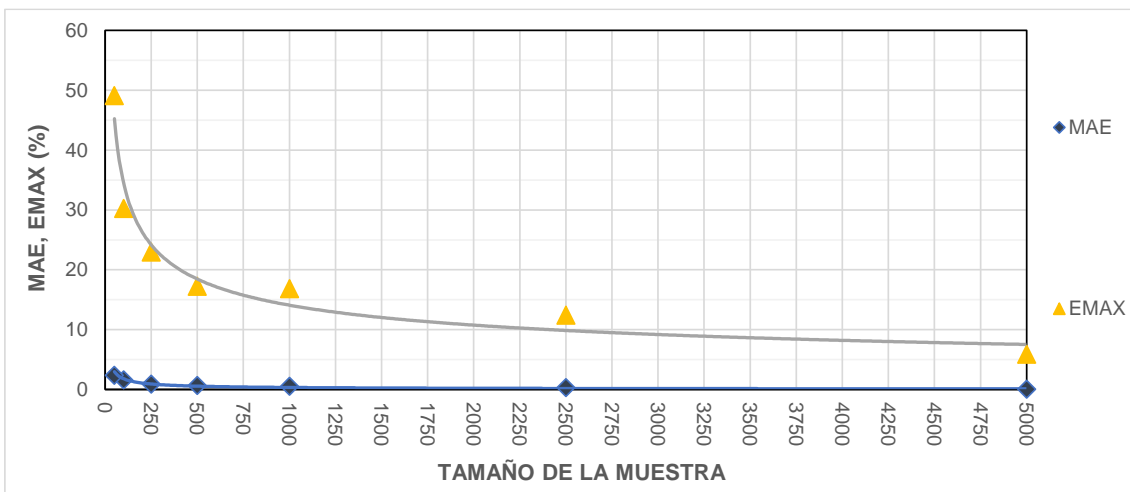


Figura 5. Representación gráfica del error medio absoluto y el error máximo en el espacio de soluciones de instalación de tanques de tormenta

De los resultados presentados en la Tabla 3 y la representación gráfica de la Figura 4 se observa que los coeficientes de eficiencia correspondientes a las muestras de tamaño con más de 250 elementos obtienen un valor mínimo de 0.96. La pendiente de la curva descrita por los diferentes coeficientes de eficiencia presenta un mayor aumento de pendiente hacia los grupos de 50 y 25, estos presentan una variación de 0.86 a 0.94.

El error medio absoluto obtenido por todos los grupos de muestreo no supera el 2.5% como se observa en la Figura 5 y la Tabla 3. El error máximo en la representación del espacio de soluciones para los tamaños de muestra de: 250, 500, 1000 2500 y 5000 corresponden a valores inferiores al 23%.

De la representación del SS que comprende la instalación de STs se identifica una tendencia descendente del error máximo para los grupos de muestreo superiores a 250, mientras que los coeficientes de eficiencia incrementan hasta 1.

Análisis de Errores en la Instalación de Tanques de Tormenta y Sustitución de Conductos

La Tabla 4 presenta los resultados obtenidos en el análisis de errores desarrollado para el SS que comprende la instalación de tanques de tormenta y la sustitución de conductos para los diferentes grupos de muestreo.

La Figura 6 muestra los resultados de los coeficientes de eficiencia calculados para cuantificar la precisión de la obtención del SS (6 tanques de tormenta y 6 conductos) de los tamaños de muestra. Además, presenta el error máximo y el error medio absoluto de cada uno de los grupos de muestreo en la Figura 7.

Tabla 4. Resumen de resultados obtenidos en el espacio de soluciones correspondiente a la Sustitución de Conductos e Instalación de Tanques de Tormenta.

N	10000						
n	5000	2500	1000	500	250	100	50
NS	0.9997	0.9992	0.9972	0.9935	0.9828	0.9509	0.9024
W1	0.9997	0.9992	0.9972	0.9936	0.9832	0.9538	0.9129
W2	0.9997	0.9993	0.9974	0.9942	0.9857	0.9646	0.9395
MAE	0.5117	0.8571	1.8161	2.6482	4.4229	7.7189	11.7427
EMAX	2.084	5.111	7.530	9.900	11.949	15.438	19.730

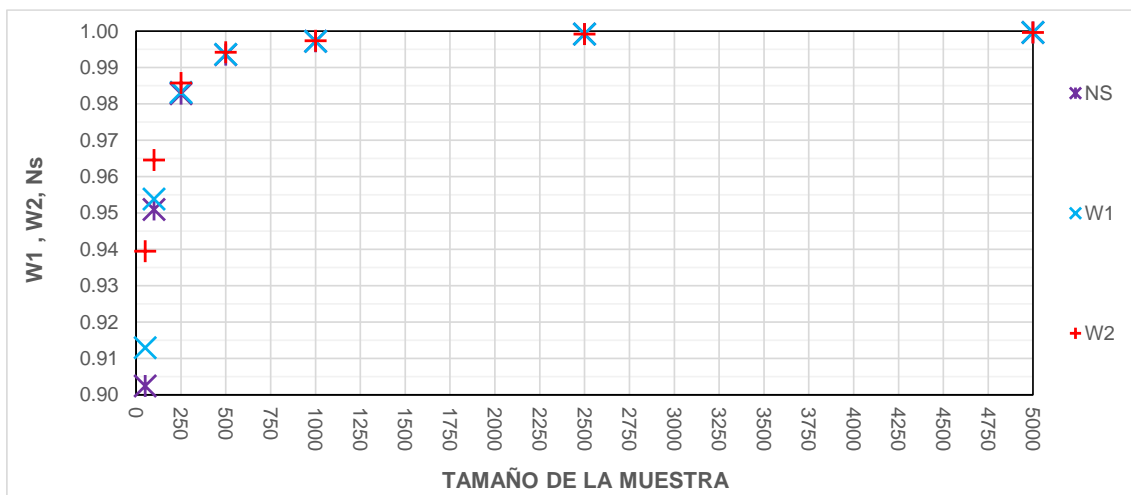


Figura 6. Representación gráfica de los coeficientes de eficiencia en el espacio de soluciones correspondiente a la sustitución de conductos e instalación de tanques de tormenta

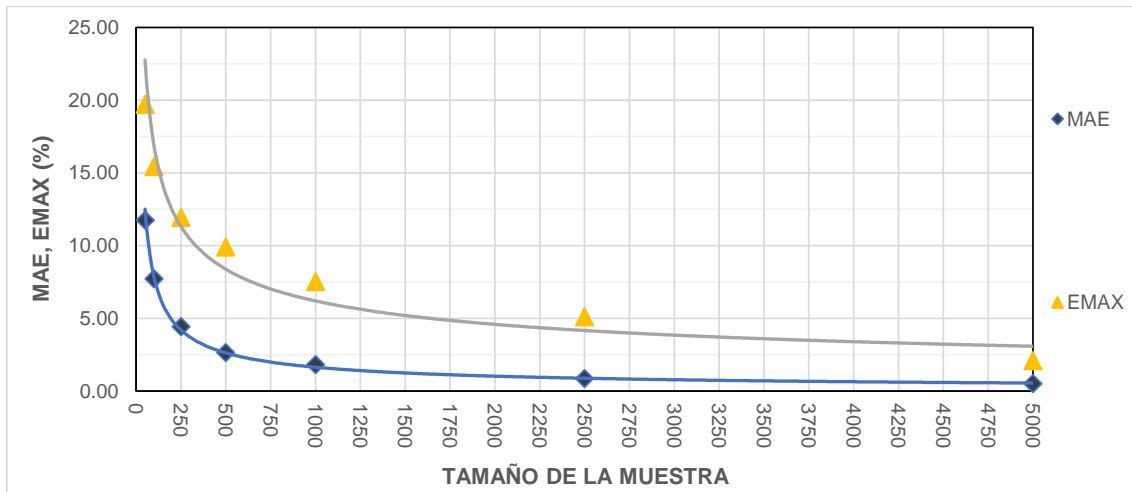


Figura 7. Representación gráfica del error medio absoluto y el error máximo en el espacio de soluciones correspondiente a la sustitución de conductos e instalación de tanques de tormenta

El valor de los coeficientes NS, W1 y W2 presentados en la Tabla 7 y graficados en la Figura 6 permiten interpretar la representación del SS generado por cada una de las muestras. En los tamaños de muestra mayores a 250 obtienen coeficientes de eficiencia que superan el valor de 0.98 y tienden a la unidad, obteniendo una representación más precisa sobre los grupos de 100 y 50 que tienen una variación entre 0.96 a 0.90.

La Figura 7 presenta el error medio absoluto para los todos los grupos de muestreo, obteniendo un valor por debajo del 12%. La representación del SS generado por los tamaños de muestra superiores a 250 presentan un error máximo que está por debajo del 12% y decrecen al 2% que corresponde a la muestra de tamaño 5000.

3.2.3 Análisis de resultados.

De los resultados presentados se observa que, los grupos de muestreo de tamaño superior (250, 500, 1000, 2500, 5000), generan una mejor representación de los tres SS posibles, obteniendo coeficientes de eficiencia muy cercanos a 1, permitiendo interpretar que del SS generado por estos grupos de muestreo representan con una alta precisión el SS de soluciones completo del problema, con un error máximo que no superaría el 34%. Por otro parte, los grupos de muestreo pequeños (100, 50), generan coeficientes de eficiencia en la representación del SS de soluciones que no desciende de 0.88, a pesar de que, en la bibliografía existente referente a la eficiencia de modelos, señala que un valor superior a 0.85 se considera como un modelo excelente. Por lo tanto, se identifica que los grupos de muestreo superiores tienden una mayor precisión en la representación del SS completo.

Del análisis de resultados presentado, se obtiene el número de veces que el algoritmo pseudogenético debe converger a un valor para poder representar el SS de un problema de optimización que abarca la sustitución de conductos e instalación de depósitos de

retención es 250 que es el número de muestreo mínimo que genera una buena representación del SS.

Se conoce que los algoritmos de optimización requieren un gran costo computacional, la idea de abarcar 250 simulaciones ocasiona que el costo computacional y el tiempo requerido en la simulación sea más eficiente con los objetivos de un proyecto en general, con respecto a los grupos de 500, 1000, 2500 y 5000 considerados en este estudio.

CAPITULO 4. METODOLOGÍA PARA LA REDUCCIÓN DEL ESPACIO DE SOLUCIONES

4.1 METODOLOGÍA ACTUAL DE REDUCCIÓN DEL ESPACIO DE SOLUCIONES

El desarrollo del presente trabajo, tiene como punto de partida el método para la reducción del espacio de soluciones (SSR) presentado por Ngamalieu-Nengoue et al. (2019). Esta propuesta justifica la necesidad de aplicar una metodología que facilite la búsqueda de una solución en un SS muy extenso. El método constituido por dos procesos que engloba, primero la pre-localización de STs y luego la preselección de conductos a optimizar y concluye en una optimización final.

Las variables de decisión (DV) son discretizadas, segmentado el área que ocuparán los STs en particiones (N), como se presenta en la ecuación:

$$N = (N_0, \dots, N_{m\acute{a}x}) \quad (9)$$

En donde, N_0 y $N_{m\acute{a}x}$ es el mínimo y máximo número de divisiones que se puede seccionar el área máxima de los STs respectivamente.

De igual forma, se reduce el número de elementos que conforma la gama de diámetros (ND), que representa el número de diámetros que pueden adoptar los conductos en la búsqueda de la solución, tal como representa la ecuación:

$$ND = (ND_0, \dots, ND_{m\acute{a}x}) \quad (10)$$

En donde, ND_0 y $ND_{m\acute{a}x}$ es el mínimo y máximo número de diámetros que conforman la gama disponible de tuberías.

En resumen, el método SSR se desarrolla en tres etapas que se enumeran a continuación:

1. Reducción del número de nudos (n) en los que se puede instalar un ST.
2. Reducción del número de líneas (m) potenciales de cambio de la red
3. Optimización final

Los tres procesos planteados para la SSR se organizan en una metodología, que se resumen en la Figura 8.

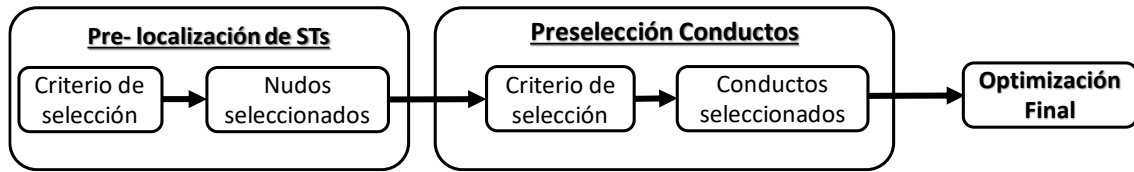


Figura 8. Metodología Existente para la Reducción del Espacio de Soluciones
 Fuente: (Ngamalieu-Nengoue et al., 2019)

4.1.1 Pre-Localización de los STs

Se ejecutan simulaciones con todos los nodos que conforman la red (N_N). Para este caso, $n=N_N$ y excluyendo de éstas los conductos de la red ($m=0$). Por lo tanto, el número de variables de decisión del problema será igual al número de nodos que conforman la red. La optimización se realiza considerando el área de la sección transversal de los STs, la discretización sobre el área de éstos se lleva a cabo considerando el mínimo número de particiones que puede llegar a tener ($N=N_0$). El proceso descrito se representa en la Figura 9.

El desarrollo de esta discretización ocasiona que el valor de la función objetivo no converja a un valor exacto, sino que se obtiene un valor referencial. Además permite determinar en qué nodos de la red es conveniente la instalación de los STs, logrando así satisfacer el objetivo de esta etapa.

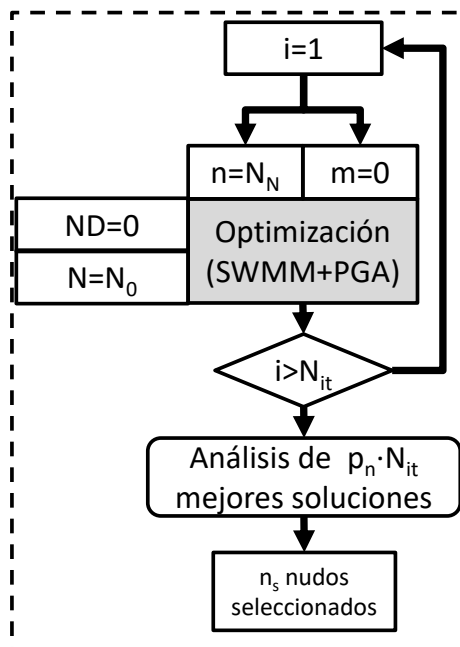


Figura 9. Pre-localización de Tanques de Tormenta.
 Fuente: (Ngamalieu-Nengoue et al., 2019)

En la Figura 9 se observa que en esta etapa los resultados obtenidos del valor de la F.O de las N_{it} simulaciones se ordenan ascendentemente; en donde, cada una de las soluciones contienen la distribución en la red de los STs y su dimensión aproximada, a

partir de esto se analiza un porcentaje de las mejores soluciones (p_n) que conlleva a identificar una lista de nudos seleccionados (n_s) en donde la ubicación de un ST es posible.

4.1.2 Pre-Selección de conductos

El desarrollo de la segunda etapa tiene como objetivo identificar el número de conductos que pueden ser sustituidos por uno de diferente diámetro. Otro grupo de N_{it} simulaciones son ejecutadas, en donde las DV del problema de optimización serán; por una parte la lista n_s de nudos obtenida en la etapa 1 y todos los conductos que conforman la red ($m=N_c$). Para ambos tipos de variables se establecen los valores mínimos de división del área máxima de los STs ($N=N_0$) y el número mínimo de diámetros disponibles que conforman la gama de estos para la sustitución de conductos ($ND=ND_0$). El proceso se presenta en la Figura 10.

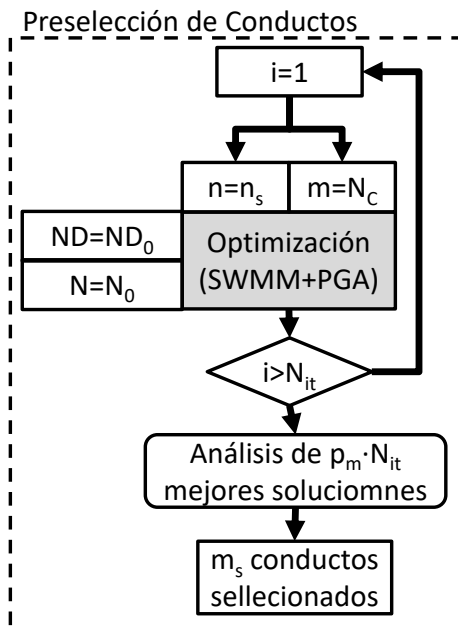


Figura 10. Preselección de Conductos
Fuente: (Ngamalieu-Nengoue et al., 2019)

En la Figura 10 se visualiza el desarrollo del análisis y selección del P_m porcentaje de mejores soluciones de los N_{it} valores a los que converge la F.O. Estas soluciones contienen la distribución de los conductos que son candidatos para sustituir en la red y esto permite generar una lista m_s .

4.1.3 Optimización Final: Ubicación Tanques de Tormenta y Sustitución de Conductos

La última etapa, considera como variables de DV las listas n_s y m_s obtenidas en las etapas previas. Se define una simulación con los nudos seleccionados ($n= n_s$) y los conductos a sustituir ($m= m_s$). Hay que señalar que, a pesar de que las variables de decisión se

reducen, la discretización de ambas variables incrementa, debido a que en los STs será la máxima ($N = N_{m\acute{a}x}$) y la gama de diámetros será la que contiene la lista de mayor número de diámetros ($ND = ND_{m\acute{a}x}$). El proceso descrito se representa en la Figura 11.

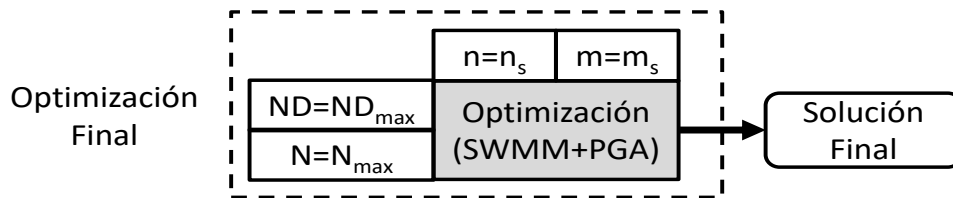


Figura 11. Optimización Final

Fuente: (Ngamalieu-Nengoue et al., 2019)

Como se observa en la Figura 11, la optimización final permite obtener una solución final que determina el lugar en donde los STs deben ser instalados y el diámetro de los conductos que serán rehabilitados.

4.2 MEJORA DE LA METODOLOGÍA DE REDUCCIÓN DEL ESPACIO DE SOLUCIONES

Las propuestas de mejora a la metodología existente se plantean con los parámetros desarrollados en la metodología existente. El valor de estos parámetros se presenta a continuación:

Tabla 5. Definición de parámetros aplicados en las propuestas de mejora en la reducción del espacio de soluciones

Parámetro	N_{it}	N_0	ND_0	$N_{m\acute{a}x}$	$ND_{m\acute{a}x}$	p_n	p_m
Valor	250	10	10	40	25	10%	5%

Se define como discretización gruesa a la combinación de parámetros en la optimización del área de STs y el número de diámetros que contiene la gama de conductos (N_0 , ND_0) y discretización fina ($N_{m\acute{a}x}$, $ND_{m\acute{a}x}$).

El proceso correspondiente a la pre-localización de STs mantiene el criterio definido en el método de SSR existente; además, este contempla un criterio único de selección de conductos que corresponde al criterio 1A que se detalla más adelante. La propuesta de mejora se basa en definir criterios diferentes para la selección de nudos y conductos en la etapa de preselección de conductos. Los criterios definidos son:

Criterio 1A: Los conductos que se sustituyen en el pm mejores soluciones de la F.O, manteniendo constante el número de nudos seleccionados hasta la optimización final.

La Tabla 6 ejemplifica la aplicación del criterio de selección 1A, en donde se observa una serie de funciones objetivo y los conductos disponibles (C). Los conductos que han sido

optimizados y su coste de sustitución está incluido en la función objetivo se marcan mediante una "x" y los conductos que no necesitan ser sustituidos se presentan en blanco. El resultado de la aplicación del criterio ocasiona que los conductos sombreados sean seleccionados.

Tabla 6. Ejemplo de aplicación del Criterio de Selección 1A

5% de mejores soluciones	#	F.O (€)	C-1	C-2	C-3	C-4	C-5	C-6	C-7	C-8	
	1	239,515	X								
	2	243,900						X		X	
	3	244,036		X	X			X			
	4	246,761			X				X		
	5	248,192				X					
	6	253,885						X	X		
	7	257,280		X							
	8	260,251									
	9	261,509	X		X						
	10	261,710									
	11	263,793									
	12	265,679			X						
	13	269,378	X								

Criterio 1: Todos los conductos y nudos que conforman cada una de las p_m mejores soluciones procedentes de la preselección de conductos.

Tabla 7. Ejemplo de aplicación del Criterio de Selección 1

5% de mejores soluciones	#	F.O (€)	N-1	N-2	N-3	N-4	N-5	N-6	C-1	C-2	C-3	C-4	C-5	C-6	
	1	239,515	X					X							
	2	243,900	X					X							X
	3	244,036		x	X					X					X
	4	246,761	X		X				X						
	5	248,192	X									X			
	6	253,885	X						X						X
	7	257,280	X						X	X					
	8	260,251	X						X	X					
	9	261,509													
	10	261,710	X						X	X					
	11	263,793	X						X	X					
	12	265,679	X												
	13	269,378	X												

El resultado de la aplicación del criterio ocasiona que los conductos y nudos sombreados sean seleccionados. La Tabla 7 presenta un ejemplo de la aplicación del criterio de selección 1, en donde se observa una serie de funciones objetivo, los conductos (C) y

nudos (N) disponibles. El coste de los conductos que han sido sustituidos y los nudos en los que se instala un ST está incluido en la función objetivo y se marcan mediante una “x”, los conductos que no tienen intervención alguna se presentan en blanco.

Criterio 2: Los conductos y nudos que se repiten al menos un 15% entre cada una de las p_m mejores soluciones procedentes de la preselección de conductos.

Tabla 8. Ejemplo de aplicación del Criterio de Selección 2

5% de mejores soluciones	#	F.O (€)	N-1	N-2	N-3	N-4	N-5	N-6	C-1	C-2	C-3	C-4	C-5	C-6	
	1	239,515	X				X								
	2	243,900	X				X							X	
	3	244,036		x	X					X				X	
	4	246,761	X		X				X						
	5	248,192	X									X			
	6	253,885	X						X					X	
	7	257,280	X						X	X					
	8	260,251	X						X	X					
	9	261,509													
	10	261,710	X						X	X					
	11	263,793	X						X	X					
	12	265,679	X												
	13	269,378	X												

La Tabla 8 presenta un ejemplo de la aplicación del criterio de selección 2, en donde se observa una lista de funciones objetivo, los conductos (C) y nudos (N) disponibles. El coste de los conductos que han sido sustituidos y los nudos en los que se instala un ST está incluido en la función objetivo y se marcan mediante una “x”. Los conductos y nudos que no forman parte de la F.O se presentan en blanco. El resultado de la aplicación del criterio ocasiona que los conductos y nudos sombreados sean seleccionados

Criterio 3: Los conductos y nudos que se repiten al menos un 25% cada una de las p_m mejores soluciones procedentes de la preselección de conductos.

La Tabla 9 demuestra la aplicación del criterio de selección 3, en donde se presenta varias funciones objetivo, los conductos (C) y nudos (N) disponibles. El coste de los conductos que han sido sustituidos y los nudos en los que se instala un ST está incluido en la función objetivo y se marcan mediante una “x”. Los conductos y nudos que no forman parte de la F.O se presentan en blanco. El resultado de la aplicación del criterio ocasiona que los conductos y nudos sombreados sean seleccionados

Tabla 9. Ejemplo de aplicación del Criterio de Selección 2

5% de mejores soluciones	#	F.O (€)	N-1	N-2	N-3	N-4	N-5	N-6	C-1	C-2	C-3	C-4	C-5	C-6	
	1	239,515	X					X							
	2	243,900	X					X							X
	3	244,036		x	X					X					X
	4	246,761	X		X				X						
	5	248,192	X									X			
	6	253,885	X						X						X
	7	257,280	X						X	X					
	8	260,251	X						X	X					
	9	261,509													
	10	261,710	X						X	X					
	11	263,793	X						X	X					
	12	265,679	X												
	13	269,378	X												

Los criterios 1, 2 y 3 ocasionan que el número de nudos sea reducido de una etapa a otra, variando el número de elementos de las listas n_s y m_s que se utilizarán en la optimización final.

4.2.1 Propuesta de Método 1: (Reducción Escalonada del Espacio de Soluciones)

El desarrollo de la mejora del método existente también consta de propuestas de mejora en la selección de los nudos para la pre-localización de STs, Estas propuestas se describen a continuación:

- **Propuesta 1:** Se desarrolla la etapa pre-localización de STs del método existente.
- **Propuesta 2:** Todos los nudos que presentan un volumen de inundación cuyo calado supera un nivel “y”.
- **Propuesta 3:** Contempla todos los nudos establecidos en la propuesta uno y los nudos que cumplen la condición de calado de la propuesta 2.

Por lo tanto, las diferentes listas n_s provenientes de las propuestas descritas contienen los nudos seleccionados que formarán parte de las DV para la etapa preselección de conductos. En resumen, los elementos que conforman las listas n_s se describe en la tabla siguiente:

Tabla 10. Resumen de propuestas de mejora aplicados a la metodología existente.

Propuesta	Nudos seleccionados (n_s)
P1	Nudos que conforman el 10% de las mejores soluciones provenientes del Proceso de Pre-localización de STs.
P2	Nudos con calado $Y > 0$ cm.
P3	Nudos con Calado $Y > 0$ cm. y Nudos de la propuesta 1

En síntesis, la aplicación de las diferentes propuestas para la preselección de nudos y posterior desarrollo del proceso de preselección de conductos en el cual se implementa un proceso iterativo para la eliminación de variables, y los criterios de selección se presenta en la Figura 12.

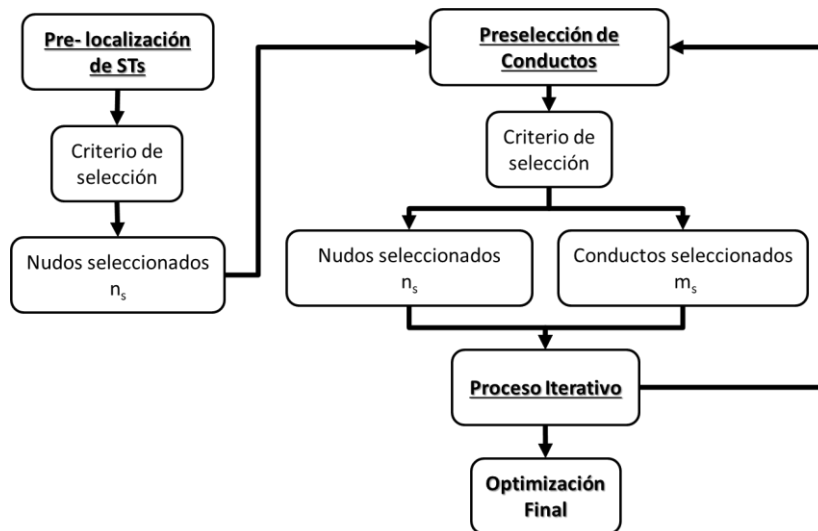


Figura 12. Diagrama del Método Escalonado para la Reducción del Espacio de Soluciones.

En la Figura 13, se presenta el procedimiento de la preselección de conductos y el proceso iterativo, que tiene por misión dejar fuera del proceso de optimización a aquellos conductos que no forman parte de buenas soluciones, por ende, permite la reducción de DV y su SS. La preselección de conductos parte de la resolución del problema de optimización en donde considera los nudos seleccionados de la pre-localización de STs ($n=n_s$) y todos los conductos de la red ($m=N_c$).

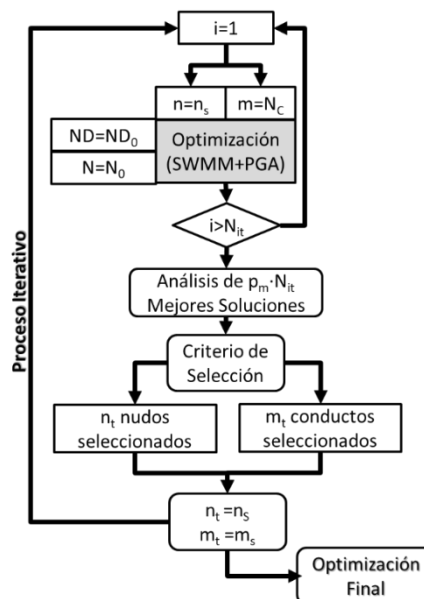


Figura 13. Incorporación de los criterios de selección de las variables de decisión en el desarrollo de Preselección de Conductos y Proceso Iterativo

En la Figura 13, la optimización del problema para obtener una solución de cada una de las N_{it} simulaciones, se obtiene aplicando una discretización gruesa. El análisis del p_m de mejores soluciones y la aplicación de los criterios de selección, permite obtener una primera lista de conductos seleccionados (m_t) y una nueva lista de nudos n_t candidatos a la pre-localización de STs. Estas listas serán las nuevas listas n_s y m_s de elementos seleccionados.

En función del criterio de selección, los elementos que conforman la lista de nudos seleccionados serán igual o disminuirán para el ingreso del proceso iterativo. A diferencia de la cantidad de elementos de la lista de conductos seleccionados que no se mantiene igual en el desarrollo del proceso iterativo.

El proceso iterativo consiste en el desarrollo de N_{it} optimizaciones con una discretización gruesa, el problema tiene la consigna de que sus nuevas DV sean las listas m_s y n_s provenientes de la preselección de conductos. El desarrollo de este proceso iterativo concluye cuando la reducción de las DV de un paso a otro no resulta efectiva, es decir el número de conductos y nudos precandidatos a optimizar es igual o muy cercano al paso anterior, lo que conlleva a una deficiente reducción del espacio de soluciones utilizado como criterio de parada del proceso iterativo. El proceso concluye con una optimización o iteración final que considera una discretización fina de las DV.

4.2.2 Propuesta de Método 2: (Reducción Simultánea Iterativo del Espacio de Soluciones)

A diferencia del método existente y de la incorporación de mejoras, este método no presenta de manera diferenciada las etapas de preselección de nudos candidatos para la ubicación de tanques de tormenta y preselección de conductos a optimizar, sino que desarrolla simultáneamente la optimización sobre los nudos y los conductos. La solución al problema de optimización parte del desarrollo de un proceso iterativo con la consigna de la reducción de sus variables de decisión en cada paso del método. El proceso que cumple se representa en la Figura 14.

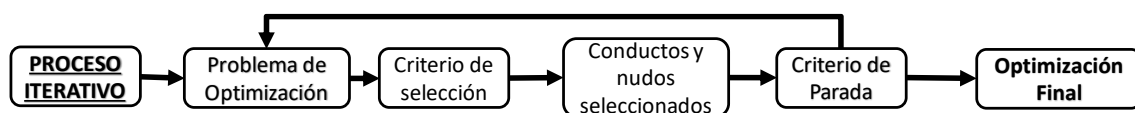


Figura 14. Diagrama del Método De Reducción Simultánea Iterativo del Espacio de Soluciones

Los parámetros con los que se inicia y se desarrolla la optimización parte del problema completo, es decir considera todos los conductos y nudos que conforman la red ($n= N_N$; $m= N_c$), asignando una discretización gruesa a sus DV ($ND= ND_0$; $N=N_0$). La Figura 15 muestra el detalle del proceso.

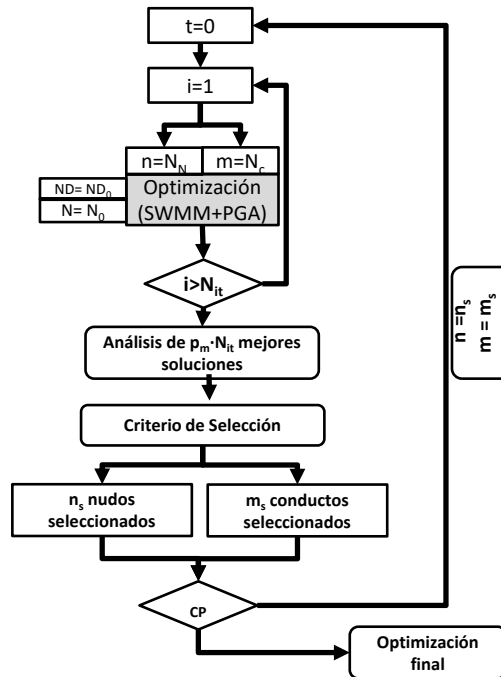


Figura 15. Desarrollo del proceso Iterativo e implementación de los criterios de selección de las variables de decisión

Cada iteración finalizará con la convergencia de la función objetivo obteniendo N_{it} soluciones. El desarrollo del análisis del P_m porcentaje de mejores soluciones ligado a un criterio de selección de las DV permite conformar una nueva lista de nudos y conductos que reducirá el número de estas en el siguiente paso de iteración, asignando nuevos valores a la cantidad de DV al problema de optimización, con un valor diferente de n y m .

El proceso iterativo finalizará a través de un criterio de parada (CP), que se basa principalmente en la efectividad de la reducción de las DV, pues al no producirse una eliminación representativa de las DV el proceso continuará hacia la optimización final, caso contrario ingresará a un nuevo paso del proceso.

El proceso de optimización final es el descrito anteriormente en este documento, el cual consta en el desarrollo de N_{it} soluciones a partir de la última lista m_s y n_s obtenida, aplicando una discretización fina de las DV.

4.3 COMPARACIÓN DE METODOLOGÍAS

Los criterios que se implementan para la comparación y validación de las metodologías desarrolladas son:

Valor mínimo de la función objetivo: Compara la F.O. mínima obtenida entre cada uno de los métodos propuestos.

Grafica de Probabilidad Acumulada: Compara la gráfica de probabilidad acumulada vs el sobrecoste de las N_{it} de la F.O en cada uno de los métodos propuestos.

La grafica probabilidad acumulada representa el limite del espacio de soluciones en función del sobrecoste de los diferentes valores de la F.O. Esta gráfica se representa en la Figura 16.

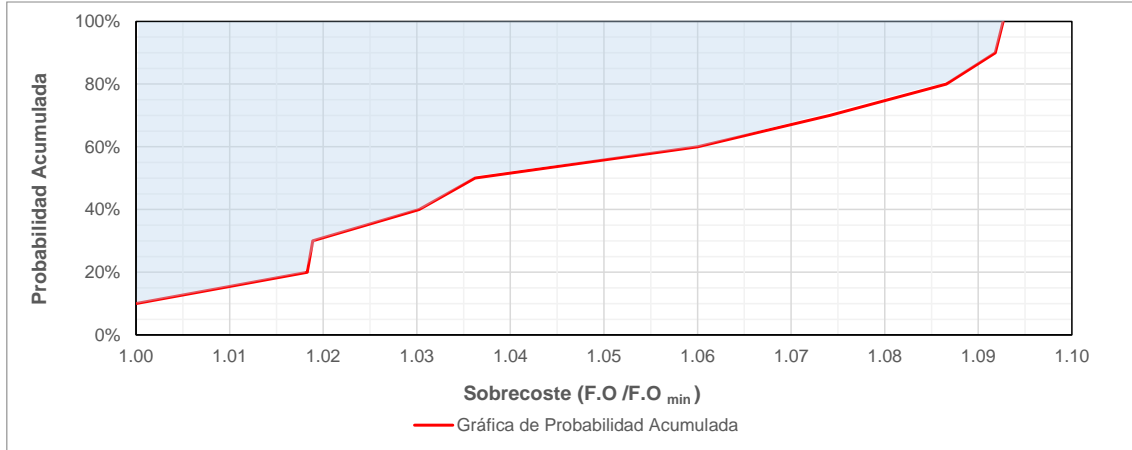


Figura 16. Representación gráfica del espacio de soluciones de un problema de optimización

En la Figura 16 se observa que el área que enmarca la gráfica de probabilidad acumulada contiene las diferentes posibles soluciones al problema de optimización

Tiempo de simulación: Hace referencia al número medio de iteraciones que se ejecutan en el grupo de N_{it} simulaciones.

El valor medio de las Iteraciones se calcula según la ecuación 9.

$$I_{med} = \frac{\sum_{i=1}^{N_{it}} I_{F.O}}{N_{it}} \quad (11)$$

En la ecuación 9, el término $I_{F.O}$ corresponde al número de iteraciones requeridas por el algoritmo para converger en un valor de la F.O.

Magnitud: La magnitud del problema de optimización (MG) hace referencia al valor logarítmico del tamaño del problema de optimización relacionado a su posible SS, la expresión matemática que representa a este valor se describe a continuación.

$$MG = N_N \log(N) + N_C \log(ND) \quad (12)$$

De la ecuación N_N y N_C representa el número de nudos y conductos que contempla el problema de optimización, Por otro lado, N y ND la discretización usada en las DV.

La valoración de las metodologías propuestas en este se realiza a través de la normalización de los parámetros descritos. En donde, el valor mínimo global de la F.O, el menor tiempo de simulación, el menor valor de magnitud del problema de optimización y el menor sobrecoste obtenido al 80% de la gráfica de probabilidad

acumulada se asigna un valor de 0 y los valores máximos de los parámetros el valor de 1. Siendo así, el menor puntaje alcanzable será 0 y el máximo 4. Por lo tanto, el método que presente una valoración cercana a 0, será el que brinde mejores resultados en función de los parámetros de comparación.

Es necesario indicar que el desarrollo de las metodologías considera los parámetros del algoritmo de optimización: mutación, probabilidad de cruce, población y criterio de parada constantes en cada uno de los casos de estudio.

CAPITULO 5. CASOS DE ESTUDIO

5.1 ESCENARIOS DE OPTIMIZACIÓN

Para la interpretación de los resultados es necesario establecer los escenarios de optimización que se presentan en las distintas etapas de las metodologías, siendo así las siguientes:

- **Escenario R1:** Hace referencia a la etapa de pre-localización de nudos candidatos a la localización de tanques de tormenta, en donde las DV del problema de optimización comprenden todos los nudos que conforma la red considerando una discretización gruesa de esta variable.
- **Escenario R2:** Se refiere a la etapa de preselección de conductos a optimizar, en donde las DV corresponden a los nudos provenientes de la etapa de pre-localización y todos los conductos que conforman la red, se considera una discretización gruesa en las variables
- **Escenario R3.C.j:** Se refiere al proceso iterativo de reducción de DV, en donde: R3 proviene del porcentaje de análisis de buenas soluciones, C el criterio de selección y j número de iteración.

En el método 2 el escenario R2 se suprime, mientras que el escenario R1 hace referencia al problema de optimización que considera todas las DV, N_N y N_C .

5.2 CASO DE ESTUDIO: E-CHICÓ

5.2.1 Descripción

La red de drenaje E-Chicó en la Figura 17. Esta pertenece a un distrito de la red de alcantarillado de la ciudad de Bogotá en Colombia, conformada por un total de 35 nudos, 35 conducciones y 1 punto de vertido, la red comprende un drenaje a gravedad presente en un desnivel de 39.28 m entre sus puntos de mayor altitud y el punto más bajo.

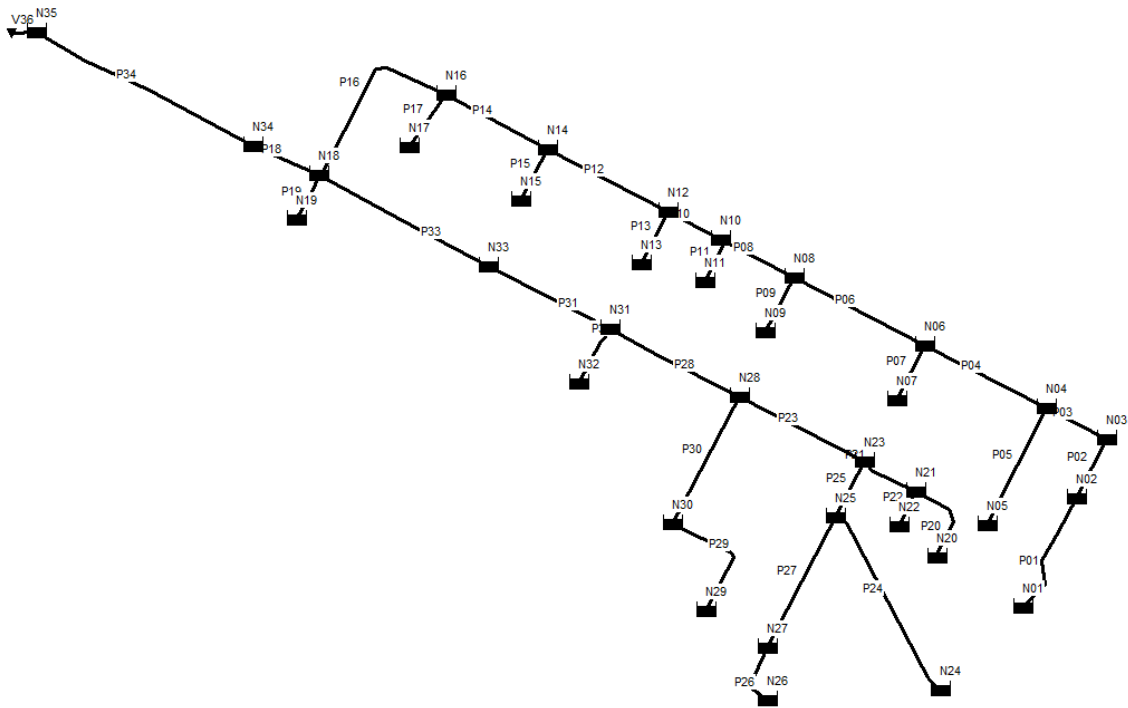


Figura 17. Representación de la Red E-Chicó

La red E-Chicó está conformada por 4.93 km de conducciones con una gama de diámetros que varía entre los 200 mm a 1400 mm con un coeficiente de rugosidad de Manning (n) de 0.01, la red se despliega sobre una cuenca hidrológica de área 51 ha, seccionado en 35 subcuencas.

La Tabla 11 presenta la magnitud y el tamaño del espacio de soluciones del problema de optimización de la red E-Chicó, considerando la discretización máxima de N y la gama completa de ND.

Tabla 11. Magnitud de Problema de la red E-Chicó

N_N	35	N	40
N_c	35	ND	25
Espacio de Soluciones (SS)	1.00*10 ¹⁰⁵		
Magnitud (MG)	105		

5.2.2 Resultados de la Optimización de la red E-Chicó

Ngamaliou-Nengoué et al. (2019) trabajan sobre la red E-Chicó, presentando una F.O mínima de 213, 981, valor que es considerado para obtener la relación de sobrecoste de las soluciones encontradas en el desarrollo de las metodologías de SSR. Esta F.O mínima también ha sido obtenida en el desarrollo de este trabajo, por lo tanto, se considera como una F.O mínima global de la red.

El número de $I_{medTotal}$ que se utiliza para determinar el % de exceso de iteración respecto a las I_{med} Totales para alcanzar la función objetivo, es obtenida en el desarrollo del método simultáneo iterativo.

En las Tablas 12, 14, 16 y 18 para cada escenario optimización se presenta: el número de DV correspondientes a nudos (n) y conductos (m), la discretización de las DV (N y ND), el valor de la F.O. así como los valores correspondientes a los costes de inundación (C.I.), de instalación de STs (C.D.), y de sustitución de conductos (C.C.), el número de iteraciones necesarias (I_{med}), el número de elementos que conforma la mejor solución de cada escenario (m_{sol} y n_{sol}) y finalmente la magnitud del problema de optimización (MG).

Método 1: Método Escalonado Iterativo para la SSR considerando la propuesta 1 de pre-localización de STs. (M1-P1)

Los resultados obtenidos de la aplicación del proceso de optimización mediante el método 1 de la red E-Chicó asociado a la propuesta 1 de pre-localización de STs y la aplicación de los criterios de selección, se observan en la Tabla 12.

Tabla 12. Resumen de resultados obtenidos por el M1-P1

Esc	m	n	ND	N	F. O. (€)	C. I. (€)	C. D. (€)	C. C. (€)	I_{med}	m_{sol}	n_{sol}	MG
R1	0	35	10	10	285,055	23,147	261,908	0	492	0	5	35
R2	35	7	10	10	239,515	5,768	222,099	11,649	509	3	4	42
R3.1A.0	18	7	10	10	239,515	5,768	222,099	11,649	390	3	4	25
R3.1A.1	14	7	25	40	251,741	25,092	215,396	11,253	516	3	4	30
R3.1.0	18	7	10	10	239,515	5,768	222,099	11,649	390	3	4	25
R3.1.1	14	6	25	40	244,196	7,444	197,471	39,281	377	4	3	29
R3.2.0	9	6	10	10	239,515	5,768	222,099	11,649	262	3	4	15
R3.2.1	6	6	25	40	227,792	12	187,875	39,906	315	4	3	18
R3.3.0	5	5	10	10	239,515	5,768	222,099	11,649	188	3	4	10
R3.3.1	4	4	25	40	221,732	1,072	173,584	47,075	260	4	3	12

De la Tabla 12, se observa que la magnitud de los escenarios finales de optimización (R3.1A.1, R3.1.1, R3.2.1 y R3.3.1) resultantes de la aplicación de los criterios de selección, obtenidos con la máxima discretización de N y el número máximo de elementos de ND permiten reducir la magnitud del problema de optimización obteniendo valores de MG de 30, 29, 18, 12 respectivamente. Así mismo el número de DV es reducido en cada uno de estos escenarios.

El criterio de selección de las DV que presenta mejor reducción de la MG del problema y elimina el mayor número de DV es el Criterio 3. La aplicación del criterio ocasiona que se llegue a un escenario final de optimización constituido por 4 nudos y 4 conductos.

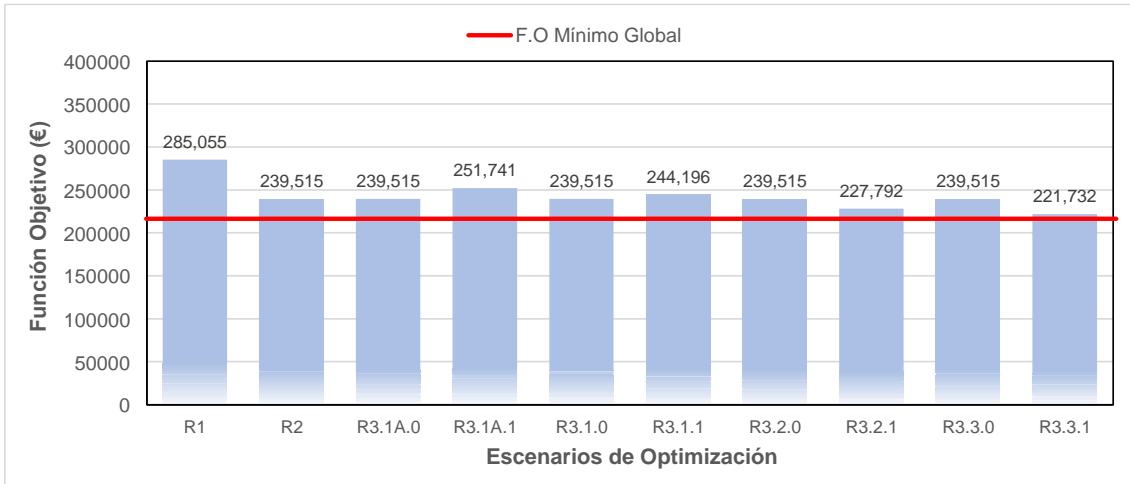


Figura 18. Función Objetivo Mínima asociada a los escenarios de optimización

La Tabla 12 y la Figura 18 presentan la función objetivo mínima alcanzada en cada escenario de optimización. Obteniendo los valores de 239,515 para el escenario R3.1A.1, el escenario R3.1.1 converge al valor de 244,196, R3.2.1 el valor de 227,792 y el R3.3.1 el valor de 221.732. consiguiente, el valor mínimo obtenido al aplicar M1-P1 se asocia al criterio 3, que corresponde a una solución de 4 conductos optimizados y 3 nudos en donde la instalación de un STs es adecuada. Sin embargo, la F.O en todos los escenarios no logra alcanzar la F.O mínimo global.

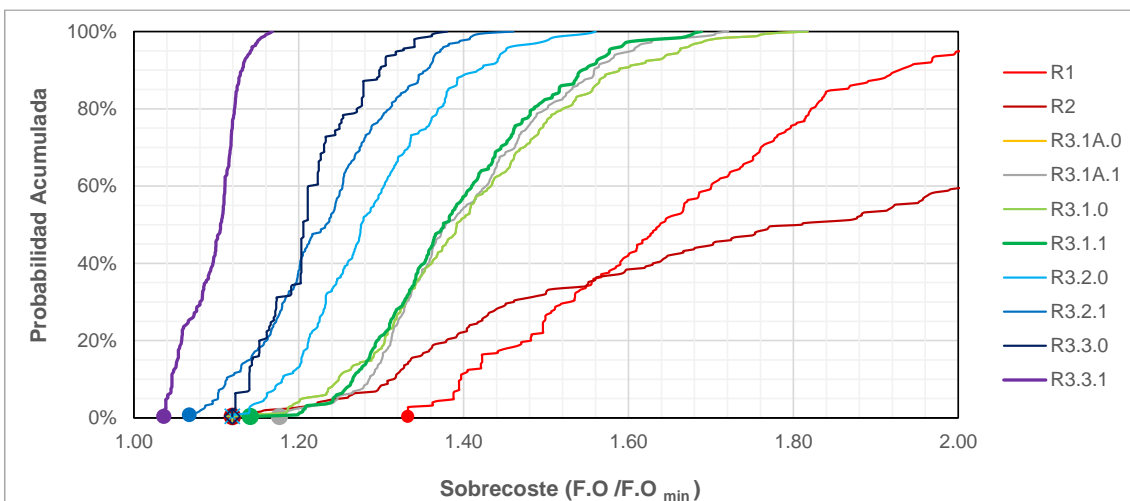


Figura 19. Comparación del Espacio de Soluciones de los escenarios de Optimización de M1-P1

La Figura 19, representa el espacio de soluciones obtenidos en cada uno de los escenarios de optimización a través de las gráficas de probabilidad acumulada con respecto al valor de sobrecoste de las F.O obtenidas. Los escenarios R1 y R2 presentan un SS muy amplio en la búsqueda de una solución buena para problema de optimización. Es así, que el escenario R1 presenta un 60% de soluciones que recaen en un rango de

sobrecoste que va desde 1.32 hasta 2. Mientras que, el 80% de soluciones que brinda el escenario R2 abarcan una relación de sobrecoste que varía de 1.12 a 1.84. Es notable que la aplicación de los diferentes criterios de selección de las DV permite reducir el SS. En este caso, el criterio que permite una mejor reducción es el criterio 3, criterio que da origen al escenario R3.3.1 que contempla un 100% de soluciones con una variación de sobrecoste de 1.04 a 1.16.

La Tabla 13, presenta los resultados obtenidos del tiempo de simulación tras la aplicación de los criterios de selección de las DV. Los valores de I_{med} Totales hacen referencia a la obtención de la F.O en los escenarios finales de optimización (R3.1A.1, R3.1.1, R3.2.1, R3.3.1).

Tabla 13. Tiempos de simulación del M1-P1 en los diferentes criterios de selección

Criterio de Selección	I_{med} Totales	% Respecto a I_{med} total de F.O mínima
1A	1907	155.93
1	1768	144.56
2	1578	129.03
3	1449	118.48

En la tabla 13 se observa que la aplicación de los criterios de selección de las DV permite reducir el tiempo de simulación o el número medio de iteraciones entre los criterios aplicados. Se obtiene el mayor tiempo de simulación con el criterio 1A con un total de 1907 iteraciones y el menor tiempo mediante el criterio 3 que contempla 1449 iteraciones. El criterio 3 presenta un aumento del 18% en el tiempo de simulación respecto al tiempo requerido para converger a la F.O. mínima global.

Método 1: Método Escalonado Iterativo para la SSR considerando la propuesta 2 de pre-localización de STs. (M1-P2)

La Tabla 14 presenta los resultados obtenidos de la aplicación del proceso de optimización mediante el método 1 a la red E-Chicó asociado a la propuesta 2 de pre-localización de STs, que contempla todos los nudos que tienen un calado de inundación mayor a 0 cm y la aplicación de los criterios de selección.

Tabla 14. Resumen de resultados obtenidos por el M1-P2

Esc	m	n	ND	N	F. O. (€)	C. I. (€)	C. D. (€)	C. C. (€)	I_{med}	m_{sol}	n_{sol}	MG
R2	35	11	10	10	243,900	5,768	222,099	16,033	561	4	4	46
R3.1A.0	17	11	10	10	239,515	5,768	222,099	11,649	423	3	4	28
R3.1A.1	16	11	25	40	242,674	7,990	215,934	18,750	623	5	4	39
R3.1.0	17	8	10	10	243,949	1,134	233,696	9,119	286	2	4	25
R3.1.1	13	6	25	40	220,249	621	187,383	32,244	386	6	2	27
R3.2.0	10	7	10	10	229,691	5,863	193,231	30,597	275	5	3	17

R3.2.1	8	6	25	40	226,995	36	180,732	46,227	367	5	3	20
R3.3.0	6	7	10	10	232,369	11,333	193,231	27,805	222	4	3	13
R3.3.1	5	5	25	40	213,981	12,701	186,353	14,927	310	3	3	15

La magnitud de los escenarios finales de optimización (R3.1A.1, R3.1.1, R3.2.1 y R3.3.1) resultantes de la aplicación de los criterios de selección, y obtenidos con la máxima discretización de N y el número máximo de elementos de ND presentados en la Tabla 14, permiten reducir la magnitud del problema de optimización obteniendo valores de MG de 39, 27, 20, 15 respectivamente. Las DV se reducen en cada escenario proveniente de cada uno de los criterios de selección y en cada paso del proceso iterativo.

El criterio de selección de las DV que presenta la mejor reducción de la MG del problema y elimina el mayor número de DV es el Criterio 3. La aplicación del criterio ocasiona que se llegue a un escenario final de optimización constituido por 5 nudos y 5 conductos.

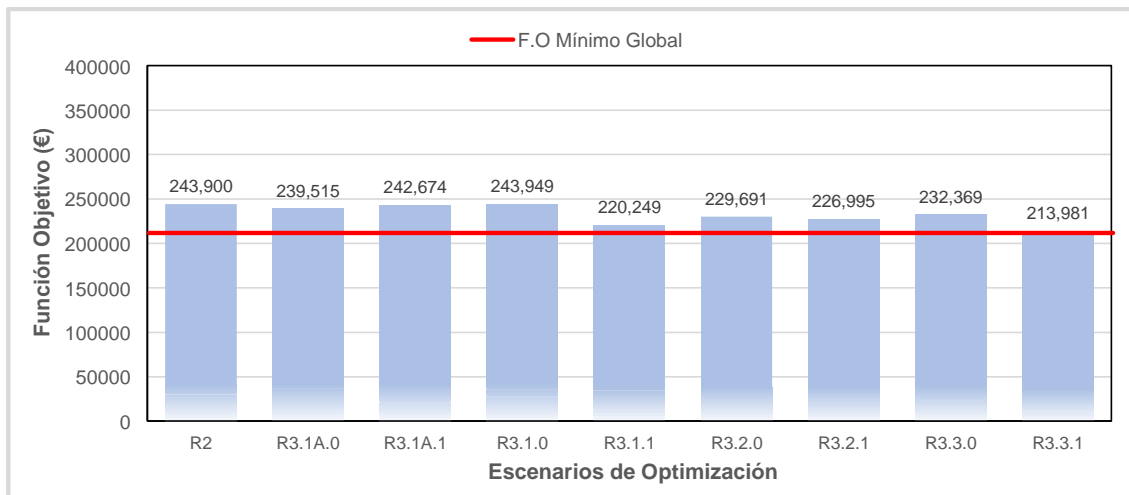


Figura 20. Función Objetivo Mínima asociada a los escenarios de optimización

De la Tabla 14 y la Figura 20, se extrae la función objetivo mínima alcanzada en cada escenario de optimización, obteniendo los valores de 242,674 para el escenario R3.1A.1, el escenario R3.1.1 converge al valor de 243,949, R3.2.1 es 226,995 y el R3.3.1 a 213,981. Es así, el valor mínimo se obtiene al aplicar M1-P2 se asocia al criterio 3, que corresponde a una solución de 3 conductos optimizados y 3 nudos en donde la instalación de un STs es adecuada. El escenario R3.3.1 alcanza el valor de la F.O mínimo global.

El espacio de soluciones generado por cada uno de los escenarios de optimización representado a través de las gráficas de probabilidad acumulada con respecto al valor de sobrecoste de las F.O obtenidas en cada escenario se observan en la Figura 21. El escenario R2 presentan un SS muy amplio, de forma que el 70% de soluciones que brinda el escenario R2 se encuentran en un sobrecoste que varía de 1.13 a 2. Se observa que el desarrollo de los diferentes criterios de selección de las DV en M1-P2 permite reducir

el SS, en este caso el criterio que permite una mejor reducción es el criterio 3, el mismo que da origen al escenario R3.3.1 que contempla un 100% de soluciones con una variación de sobrecoste de 1 a 1.4.

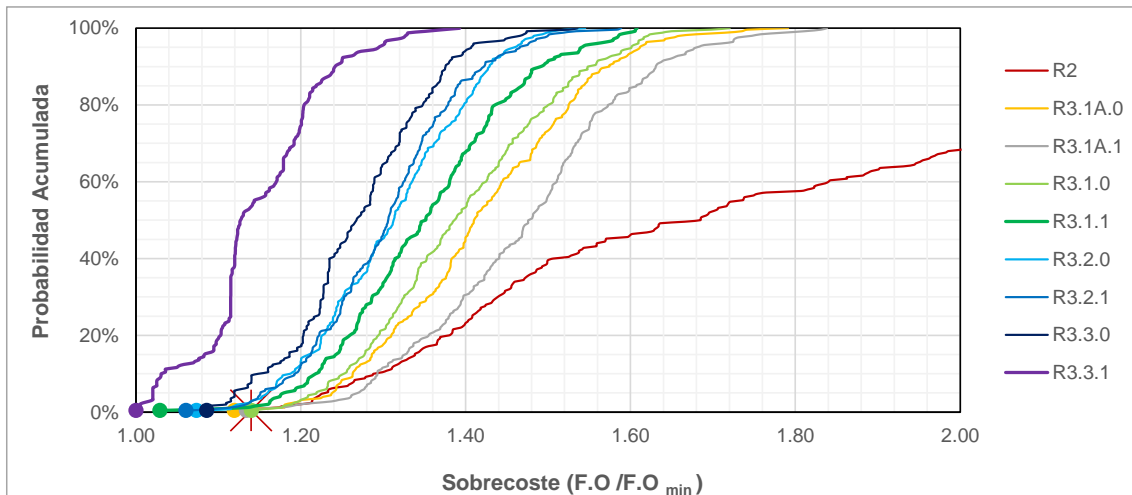


Figura 21. Comparación del Espacio de Soluciones de los escenarios de Optimización de M1-P2

Tabla 15. Tiempos de simulación del M1-P2 en los diferentes criterios de selección

Criterio de Selección	I_{med} Totales	% Respecto a I_{med} total de F.O mínima
1A	1607	131.40
1	1744	142.60
2	1714	140.15
3	1604	131.15

La Tabla 15 muestra que el mayor tiempo de simulación se produce con el criterio 1A, con un total de 1607 iteraciones y el menor tiempo mediante el criterio 3 que contempla 1604. Existe un aumento del 31% en el tiempo simulación respecto al menor número de iteraciones necesarias para converger a la F.O. mínima global.

Método 1: Método Escalonado Iterativo para la SSR considerando la propuesta 3 de pre-localización de STs. (M1-P3)

La tabla 16, presenta los resultados obtenidos del desarrollo del método 1 para la SSR de la red E-Chicó asociado a la propuesta 3 de pre-localización de STs y la aplicación de los criterios de selección de las DV.

Tabla 16. Resumen de resultados obtenidos por el M1-P3

Esc	m	n	ND	N	F. O. (€)	C. I. (€)	C. D. (€)	C. C. (€)	I _{med}	m _{sol}	n _{sol}	MG
R1	0	35	10	10	285,055	23,147	261,908	0	492	0	5	35
R2	35	12	10	10	243,494	5,782	222,099	15,613	580	4	4	47
R3.1A.0	12	12	10	10	240,012	0	190,285	49,727	364	4	3	24
R3.1A.1	11	12	25	40	239,612	1,745	185,447	52,420	550	7	3	34
R3.1.0	12	9	10	10	238,089	0	203,915	34,174	215	5	3	21
R3.1.1	11	8	25	10	220,249	621	187,383	32,244	386	5	3	23
R3.2.0	8	8	10	10	237,047	0	195,422	41,625	250	6	3	16
R3.2.1	8	7	25	40	229,478	480	182,438	46,560	375	5	3	22
R3.3.0	6	6	10	10	225,712	5,848	193,231	26,633	206	4	3	12
R3.3.1	5	5	25	40	213,981	12,701	186,353	14,927	281	3	3	15

En la tabla 16 se observa que existe una reducción de la magnitud y de la DV en los escenarios finales de optimización (R3.1A.1, R3.1.1, R3.2.1 y R3.3.1) resultantes de la aplicación de los criterios de selección obtenidos con la máxima discretización de N y el número máximo de elementos de ND, obteniendo MG del problema de optimización que corresponde a los valores de 39, 27, 20, 15 respectivamente.

El criterio 3 de selección de las DV presenta la mejor reducción de la MG del problema y elimina el mayor número de DV, obteniendo un escenario final de optimización que contempla 5 nudos y 5 conductos.

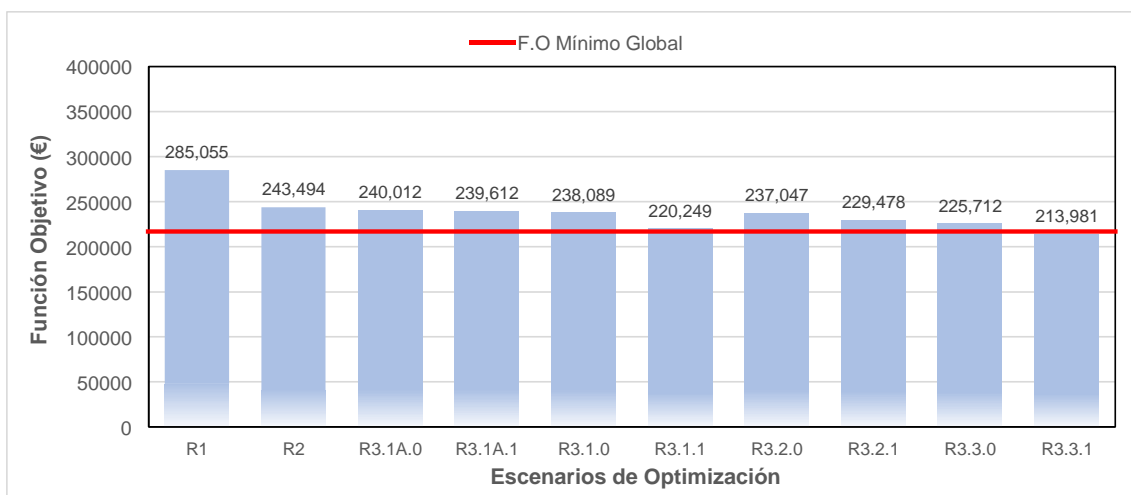


Figura 22. Función Objetivo Mínima asociada a los escenarios de optimización

La Tabla 16 y la Figura 22 muestran que la F.O mínima global es replicada. La función objetivo mínima en cada escenario de optimización es: 239,612 para el escenario R3.1A.1, 220,249 para el escenario R3.1.1, para R3.2.1 es de 225,712 y 213,981 en

R3.3.1. Así, el valor mínimo se obtiene al aplicar M1-P3 con el criterio 3, que corresponde a una solución de 3 conductos optimizados y 3 nudos en donde la instalación de un STs es adecuada.

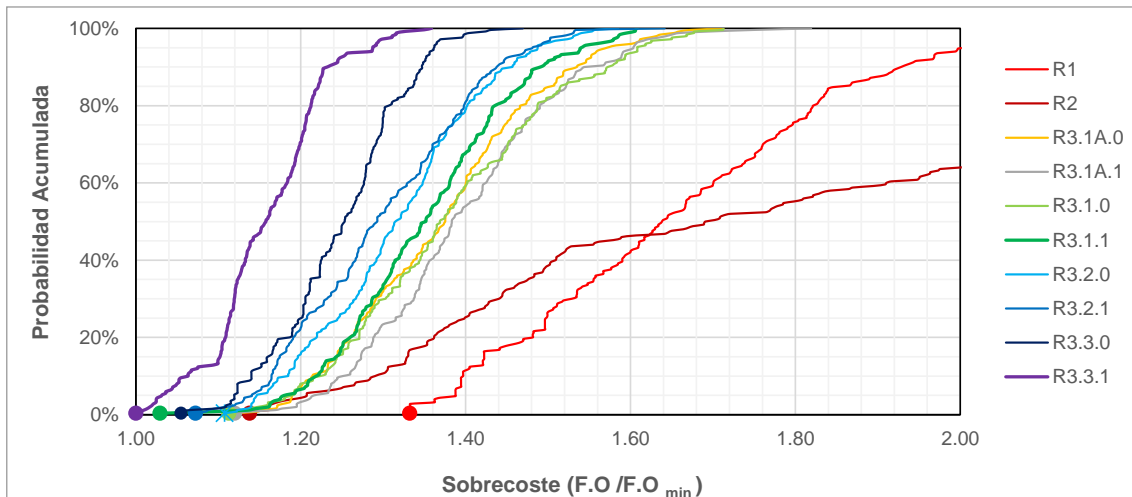


Figura 23. Comparación del Espacio de Soluciones de los escenarios de Optimización de M1-P3

La Figura 23 contiene la comparación de los diferentes SS obtenidos en cada uno de los escenarios de optimización, se observa que los escenarios R1 y R2 presentan un SS extenso. Así el 65% de soluciones que brinda el escenario R1 presentan un sobrecoste entre de 1.32 a 2, mientras que R2 obtiene el 80% entre 1.12 y 1.84 de sobrecoste. El desarrollo de M1-P3 asociado a los criterios de selección de las DV permite reducir el SS. El criterio 3 permite una mejor reducción, el mismo que da origen al escenario R3.3.1 que contempla un 100% de soluciones entre 1 a 1.4 de sobrecoste.

Tabla 17. Tiempos de simulación del M1-P3 en los diferentes criterios de selección

Criterio de Selección	I _{med} Totales	% Respecto a I _{med} total de F.O mínima
1A	1986	162.39
1	1673	136.79
2	1697	138.76
3	1559	127.47

La Tabla 17 muestra que el mayor tiempo de simulación se produce con el criterio 1A con un total de 1607 iteraciones y el menor 1604 con el criterio 3. Existe un aumento del 27% en el tiempo simulación respecto al menor número de iteraciones necesarias para converger a la F.O. mínima global.

Método 2: Método Simultáneo Iterativo para la SSR (M2)

Los resultados obtenidos de la aplicación del proceso de optimización mediante el método simultáneo iterativo a la red E-Chicó con la aplicación de los criterios de selección, se visualizan en la Tabla 18.

Tabla 18. Resumen de resultados obtenidos por el M2

Esc	m	n	ND	N	F. O. (€)	C. I. (€)	C. D. (€)	C. C. (€)	I _{med}	m _{sol}	n _{sol}	MG
R1	35	35	10	10	248,170	1,892	230,302	15,975	733	4	4	70
R3.1.0	15	11	10	10	258,310	5,819	227,041	25,450	266	5	4	26
R3.1.1	14	11	25	40	242,158	6,123	226,916	9,119	472	2	4	37
R3.2.0	10	11	10	10	239,515	5,768	222,099	11,649	199	3	4	21
R3.2.1	9	7	25	40	229,361	3,219	190,550	35,592	309	6	3	23
R3.3.0	7	10	10	10	227,985	11,333	193,231	23,421	169	3	3	17
R3.3.1	6	7	10	10	227,985	11,333	193,231	23,421	119	4	3	13
R3.3.2	5	6	25	10	213,981	12,701	186,353	14,927	202	3	3	12

En la Tabla 18 se observa que la magnitud de los escenarios finales de optimización (R3.1.1, R3.2.1 y R3.3.2) resultantes de la aplicación de los criterios de selección, y obtenidos con la máxima discretización de N y el número máximo de elementos de ND, permiten reducir la MG del problema de optimización obteniendo valores de 37, 23 y 12 respectivamente, las DV consideradas en cada escenario de optimización también se reducen.

El desarrollo del criterio 3 ocasiona que se llegue a un escenario final de optimización constituido por 5 nudos y 6 conductos. Siendo así, este criterio de selección de las DV el que presenta mejor reducción de la MG del problema y elimina el mayor número de DV.

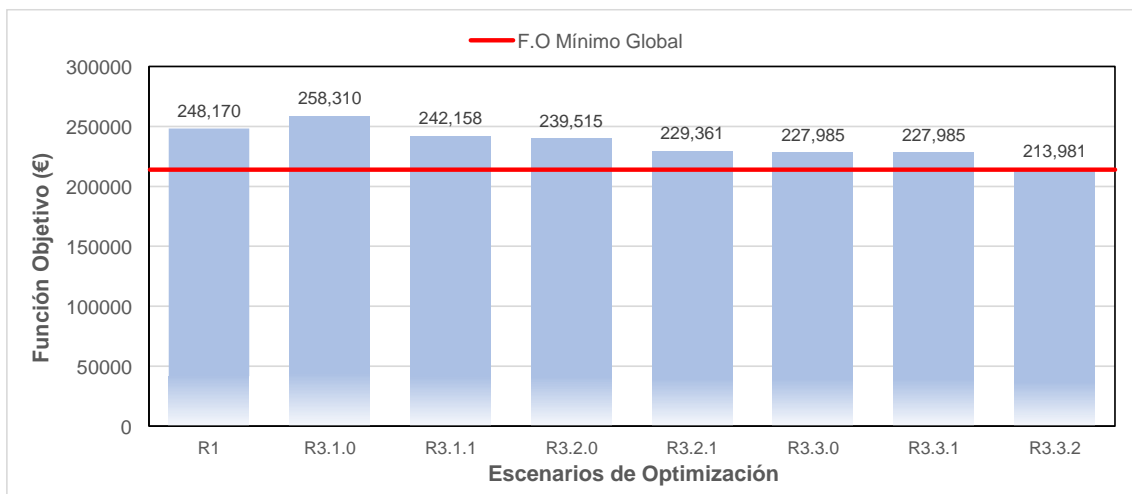


Figura 24. Función Objetivo Mínima asociada a los escenarios de optimización

La Tabla 18 y la Figura 24 presentan la función objetivo mínima alcanzada en cada escenario de optimización. La función objetivo mínima global es alcanzada en el escenario R3.3.2. Los valores de la F.O obtenidas: 242,158 para el escenario R3.1.1, 229.361 en R3.2.1 y 213,981 en R3.3.2. Es así, que el valor mínimo se obtiene al aplicar el M2 asociado al criterio 3, que corresponde a una solución de 3 conductos optimizados y 3 nudos en donde se instalan los STs.

En la Figura 25 se observa que el escenario R1 presentan un extenso SS para el desarrollo de la búsqueda de una solución buena para el problema de optimización. Este presenta un 50% de soluciones que recaen en un sobrecoste que varía desde 1.16 hasta 2. Por consiguiente, la aplicación de los diferentes criterios de selección de las DV permite reducir el SS. El criterio que permite una mejor reducción es el criterio 3, criterio que da origen al escenario R3.3.2 que contempla un 100% de soluciones con una variación de sobrecoste de 1. a 1.44

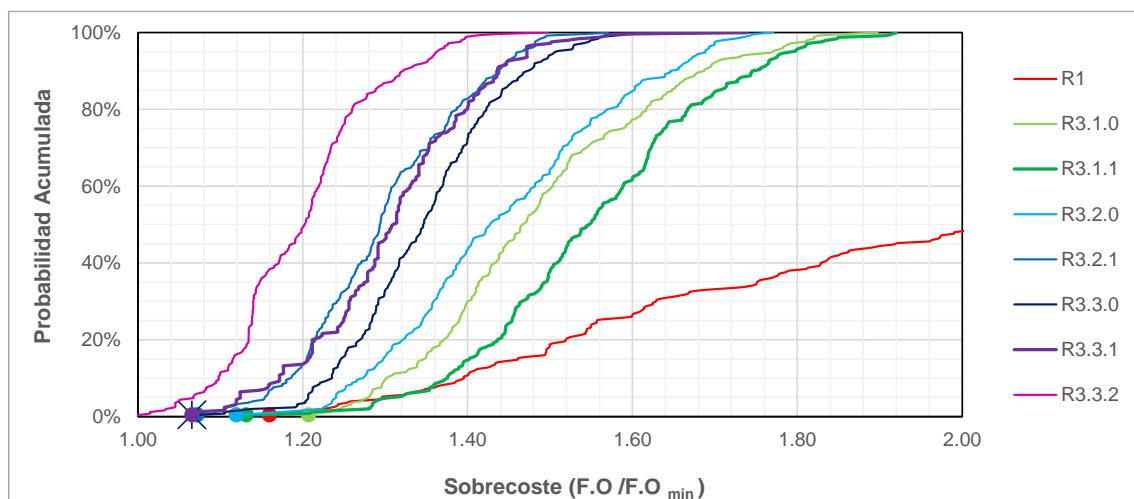


Figura 25. Comparación del Espacio de Soluciones de los escenarios de Optimización de M2

Tabla 19. Tiempos de simulación del M2 en los diferentes criterios de selección

Criterio de Selección	I _{med} Totales	% Respecto a I _{med} total de F.O mínima
1	1471	120.28
2	1241	101.47
3	1223	100.00

La Tabla 19 permite constatar que el mayor tiempo de simulación se produce con el criterio 1A con un total de 1471 iteraciones y el menor tiempo mediante el criterio 3 con

un total de 1223. El desarrollo del M2 asociado al criterio 3, permite obtener el menor tiempo de simulación para alcanzar la F.O mínima global de este caso de estudio.

5.2.3 Conclusiones

El criterio 3 de selección de la DV permite la obtención de buenos resultados en lo que respecta a la obtención de un valor de F.O, reducción de la MG de los problemas de optimización, el tiempo de simulación y la reducción del espacio de soluciones y los resultados se presentan en la tabla 20.

El análisis de la SSR que se alcanza con el desarrollo del M1 con sus respectivas propuestas de mejora (P1, P2 y P3) y M2, se presenta a través de las gráficas de probabilidad acumulada respecto al sobrecoste de los escenarios que desarrollan una mejor reducción. Los resultados de la SSR se presentan en la Figura 26.

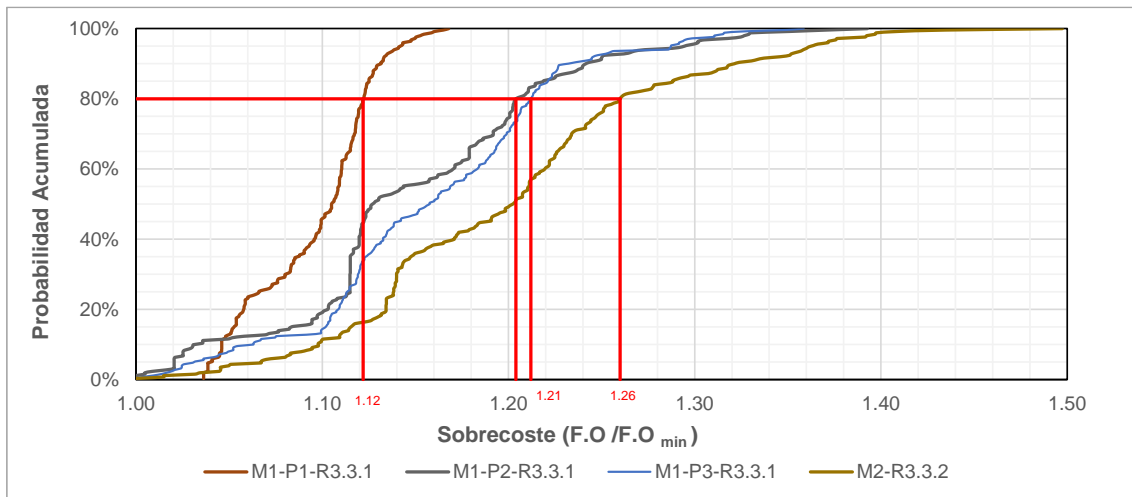


Figura 26. Espacio de Soluciones obtenidos por el desarrollo de M1 y M2

Para evaluar la SSR, se analiza el sobrecoste máximo que presentan los valores de la F.O al 80% de probabilidad acumulada. De la figura 26 se obtiene los resultados de sobrecoste máximo que se presentan en la Tabla 20.

De la figura 22 se observa que el escenario M1-P1-R3.3.1 presenta una mejor reducción del espacio de soluciones, mientras que el escenario M2-R3.3.1 presenta una deficiente reducción con respecto a los escenarios analizados. También se observa que los escenarios R3.3.1 provenientes del desarrollo de las propuestas de mejora P1 y P2 en el método escalonado para la SSR (M1-P2 y M1-P3) comparten una reducción semejante del SS.

Tabla 20. Resumen de resultados del criterio 3 en el desarrollo de M1 y M2

Escenario	F.O (€)	MG	T. Simulación	Sobrecoste Máximo
M1-P1-R3.3.1	221,732	12	1449	1.12
M1-P2-R3.3.1	213,981	15	1604	1.20
M1-P3-R3.3.1	213,981	15	1559	1.21
M2-R3.3.2	213,981	12	1223	1.28

Como se indicó en el apartado correspondiente a la metodología para la SSR, se establece una normalización de los parámetros establecidos para comparación de las metodologías propuestas pues los escenarios que repliquen el valor mínimo global de la F.O, el menor valor de MG, el menor tiempo de simulación y el menor sobrecoste máximo se les asignará el valor de 0, mientras que, los escenarios que presentan los valores más altos obtendrán el valor de 1. El desarrollo de la normalización de los resultados obtenidos por el M1 y M2 se presentan en la Tabla 21.

Tabla 21. Resultados obtenidos en la normalización de parámetros

Esc.	F.O	MG	T. Simulación	Sobrecoste Máximo	Total
M1-P1-R3.3.1	1.00	0.00	0.59	0.00	1.59
M1-P2-R3.3.1	0.00	1.00	1.00	0.50	2.50
M1-P3-R3.3.1	0.00	1.00	0.88	0.56	2.44
M2-R3.3.2	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00

En la tabla 21 se observa que el método simultáneo para la SSR (M2) a través del escenario R3.3.2, obtiene el menor valor total (1.00) de la normalización de los parámetros, sobre el método escalonado para la SSR (M1) y sus propuestas de mejora presentadas en la Tabla 10 (P1, P2 y P3) a través del escenario R3.3.1. Por lo tanto, el desarrollo de M2 obtiene mejores resultados al analizar la combinación de los parámetros de comparación.

Al analizar los resultados obtenidos del desarrollo de M1 asociado a sus propuestas de mejora se observa que los escenarios M1-P1-R3.2.1 (1.59) y M1-P3-R3.2.1 (2.44) presentan mejor valoración sobre M1-P2-R3.2.1 (2.50).

Del análisis gráfico del espacio de soluciones y de la valoración de la metodología, se considera como procesos viables para la validación en una red de estudio más grande al M2 y al M1 con sus propuestas de mejor P1 y P3. Se descarta el desarrollo del M1 con la propuesta de mejora P2 considerando que obtiene una SSR similar a P3 y una mayor valoración total en la normalización de los parámetros de comparación.

Ngamaliou-Nengoue et al. (2019) trabajan sobre la red E-Chicó obteniendo la F.O de 213,981. El valor es alcanzado en un total 500 simulaciones. El número medio de

iteraciones no fue determinado, pero obtienen un sobrecoste máximo de 1.5 para el 80% de soluciones con el desarrollo de la metodología presentada por estos autores para la SSR.

Al analizar los resultados obtenidos en estudios previos de la red E-Chicó y los resultados obtenidos en el presente trabajo se observa que la implementación de las propuestas de mejora y la incorporación de los criterios de selección de las DV en el desarrollo de los métodos propuestos mejoran la reducción del espacio de soluciones.

5.3 CASO DE ESTUDIO: AYURÁ

5.3.1 Descripción

La red Ayurá se presenta en la Figura 27, es una red mallada que forma parte de la red de drenaje de la ciudad de Medellín en Colombia, la misma que tiene un área de 22.5 ha dividida en 83 subcuencas, 73 nudos y 86 conductos circulares que varían en un rango de 200 a 1500 milímetros con una longitud total de 5.38 km.

La Tabla 22, indica la magnitud y el tamaño del espacio de soluciones del problema de optimización de la red Ayurá, considera la discretización máxima de N y la gama completa de ND.

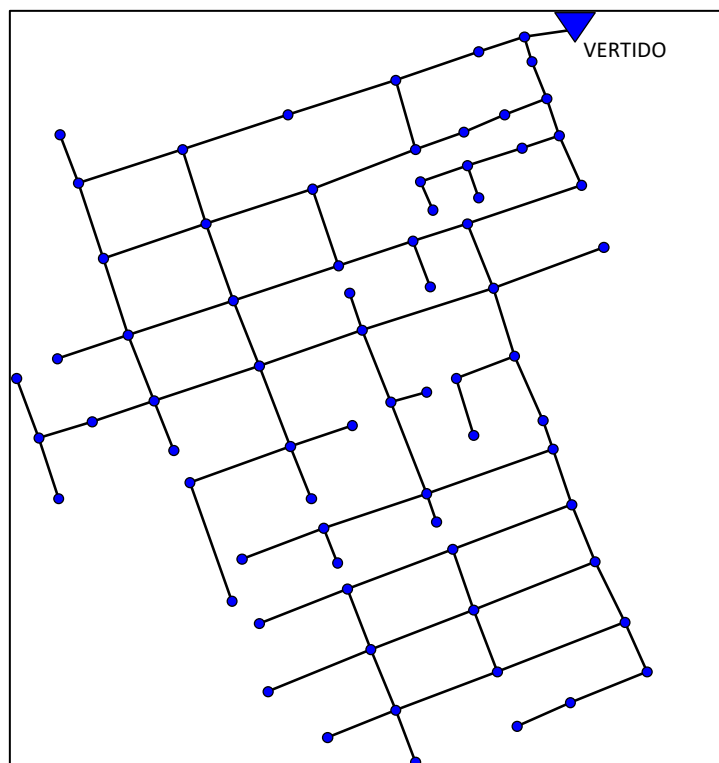


Figura 27. Representación de la Red Ayurá

La diferencia de nivel que presenta la red entre el punto mayor y menor altitud es de 15.61m, las características de la topografía en donde se implanta la red facilitan su

funcionamiento a gravedad en su totalidad. La red mencionada dispone de una topología mallada.

Tabla 22. Magnitud de Problema de la red Ayurá

NN	73	N	40
Nc	86	ND	25
Espacio de Soluciones (SS)		1.49E+237	
Magnitud (MG)		237	

5.3.2 Resultados del Proceso de Optimización de la red Ayurá

A continuación, se presentan los resultados obtenidos de los métodos de reducción del espacio de soluciones asociados a los criterios de selección de las variables de decisión.

El valor de la F.O mínima considerada para establecer las relaciones de sobrecoste es determinada en el desarrollo de este trabajo, al igual número de I_{med} Totales para alcanzar esta F.O.

Las Tablas 23, 25 y 27 presentan para cada escenario el desglose de: el número de DV correspondientes a nudos (n) y conductos (m), la discretización de las DV (N y ND), el valor de la F.O., así como los valores correspondientes a los costes de inundación (C.I.), de instalación de STs (C.D.), y de sustitución de conductos (C.C.), el número de iteraciones necesarias (I_{med}), el número de elementos que conforma la mejor solución de cada escenario (m_{sol} y n_{sol}) y finalmente la magnitud del problema de optimización (MG).

Método 1: Método simultáneo Iterativo para la SSR considerando la propuesta 1 de pre-localización de STs. (M1-P1)

Los resultados obtenidos de la aplicación del proceso de optimización mediante el método 1 de la red Ayurá asociado a la propuesta 1 de pre-localización de STs y la aplicación de los criterios de selección de las DV, se presentan en la Tabla 23.

Tabla 23. Resumen de resultados obtenidos por el M1-P1

Esc	m	n	ND	N	F. O. (€)	C. I. (€)	C. D. (€)	C. C. (€)	I_{med}	m_{sol}	n_{sol}	MG
R1	0	73	10	10	512,116	34,135	477,980	0	697	0	14	73
R2	86	32	10	10	429,776	3,086	274,180	152,510	1226	38	6	118
R3.1A.0	80	32	10	10	419,642	3,391	279,590	136,661	1173	32	7	112
R3.1A.1	78	32	25	40	404,039	5,386	114,262	284,391	2192	57	3	160
R3.1.0	80	19	10	10	407,748	9,659	158,650	239,439	1034	47	3	99
R3.1.1	79	19	25	40	404,531	2,100	209,700	192,731	1883	47	5	140
R3.2.0	72	17	10	10	397,835	10,851	187,399	199,585	928	43	4	89
R3.2.1	68	14	25	40	383,995	2,129	178,110	203,756	1458	44	3	117

R3.3.0	67	12	10	10	377,941	3,604	200,579	173,758	833	43	4	79
R3.3.1	64	11	25	40	390,542	4,588	76,002	309,952	1366	50	2	107

En la Tabla 23 se observa que el criterio 3 de selección de las DV presenta la mejor reducción de la MG del problema y elimina el mayor número de DV, obteniendo un escenario final de optimización que contempla 11 nudos y 64 conductos.

Existe una reducción en la magnitud de los escenarios finales de optimización (R3.1A.1, R3.1.1, R3.2.1 y R3.3.1) resultantes de la aplicación de los criterios de selección, y obtenidos con la máxima discretización de N y el número máximo de elementos de ND presentados en la Tabla 23, obteniendo MG del problema de optimización que corresponde a los valores de 160, 140, 117, 107 respectivamente.

De la Tabla 23 y la Figura 28, se extrae la función objetivo mínima alcanzada en cada escenario de optimización, obteniendo el valor de 404,039 para R3.1A.1, el escenario 404,531 en R3.1.1, 383,995 para R3.2.1 y en R3.3.1 el valor de 390,542. El valor mínimo se obtiene al aplicar M1-P1 se asocia al criterio 2, que corresponde a una solución de 44 conductos optimizados y 3 nudos en donde la instalación de un STs es adecuada.

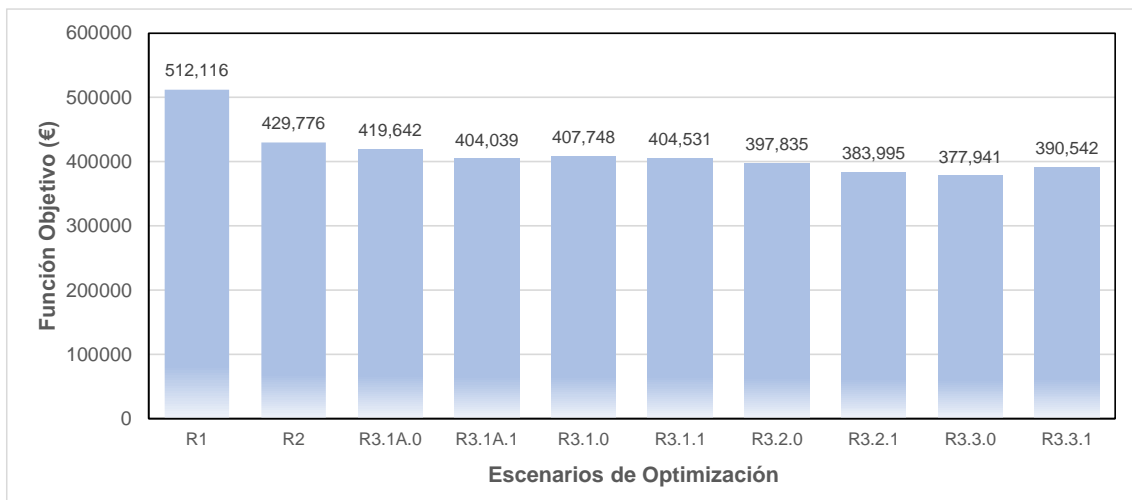


Figura 28. Función Objetivo Mínima asociada a los escenarios de optimización

La tabla 29 permite visualizar que a pesar de que el escenario R3.3.1 presenta un menor número de m y n que el resto de los escenarios no obtiene el menor valor de la F.O, se podría intuir que el algoritmo de optimización no converge a un valor menor debido a que el problema de optimización mantiene aún un elevado número de DV.

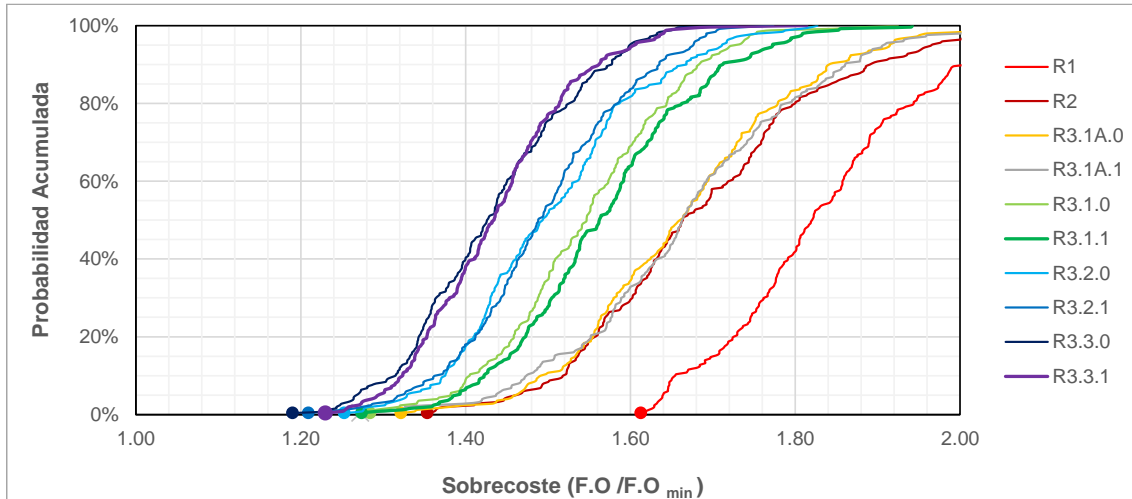


Figura 29. Espacio de Soluciones obtenidos por el desarrollo de M1-P1

La Figura 29 representa el espacio de soluciones obtenido por cada uno de los escenarios. Es así, el escenario R1 presenta un 90% de soluciones que recaen en un sobrecoste que varía desde 1.6 hasta 2, mientras que R2 presenta un 95% de soluciones con sobrecoste de 1.36 a 2 y que la aplicación de los diferentes criterios de selección de las DV permite reducir el SS. El criterio que permite una mejor reducción es el criterio 3, criterio que da origen al escenario R3.3.1 que contempla un 100% de soluciones con una variación de sobrecoste de 1.22 a 1.72.

En la figura 29 los escenarios R3.1A.1, R3.1.1, R3.2.1 y R3.3.1 no generan una mejora considerable en la SSR con respecto a sus escenarios precedentes R3.1A.0, R3.1.0, R3.2.0 y R3.3.0, debido al elevado número de DV que se consideran en estos escenarios.

Tabla 24. Tiempos de simulación del M1-P1 en los diferentes criterios de selección

Criterio de Selección	I_{med} Totales	% Respecto a I_{med} total de F.O mínima
1A	5288	171.35
1	4840	156.84
2	4309	139.63
3	4122	133.57

La Tabla 24 permite constatar que el mayor tiempo de simulación se produce con el criterio 1A con un total de 5288 iteraciones y el menor tiempo mediante el criterio 3 con 4122 iteraciones. El desarrollo del M1-P1 asociado al criterio 3 que presenta un aumento del 33% en el tiempo simulación, mientras que el criterio 2 un 39%, respecto al menor número de iteraciones necesarias para converger a la F.O. mínima encontrada en este trabajo.

Método 1: Método Simultáneo Iterativo para la SSR considerando la propuesta 3 de pre-localización de STs. (M1-P3)

La Tabla 25, presenta los resultados obtenidos de la aplicación del proceso de optimización mediante el método 1 a la red Ayurá asociado a la propuesta de mejora 3 y la aplicación de los criterios de selección.

De los resultados presentados en la Tabla 25, se deduce que existe una reducción en la magnitud de los escenarios finales de optimización (R3.1A.1, R3.1.1, R3.2.1 y R3.3.1) resultantes de la aplicación de los criterios de selección, y obtenidos con la máxima discretización de N y el número máximo de elementos de ND, obteniendo MG del problema de optimización que corresponde a los valores de 160, 140, 117, 107 respectivamente. El criterio 3 de selección de las DV presenta la mejor reducción de la MG del problema y elimina el mayor número de DV, obteniendo un escenario final de optimización que contempla 12 nudos y 61 conductos.

Tabla 25. Resumen de resultados obtenidos por el M1-P3

Esc	m	n	ND	N	F. O. (€)	C. I. (€)	C. D. (€)	C. C. (€)	I _{sol}	I _{med}	m _{sol}	n _{sol}	MG
R1	0	73	10	10	512,116	34,135	477,980	0	864	697	0	14	73
R2	86	42	10	10	418,197	11,856	248,111	158,230	1787	1383	40	6	128
R3.1A.0	82	42	10	10	420,988	13,196	258,758	149,033	1713	1307	34	6	124
R3.1A.1	74	42	25	40	421,338	6,044	118,106	297,189	2216	2319	55	3	170
R3.1.0	86	27	10	10	398,854	3,191	216,361	179,302	1847	1123	40	5	113
R3.1.1	78	21	25	40	396,523	5,118	150,714	240,690	2914	1893	48	4	142
R3.2.0	78	20	10	10	423,306	12,503	252,804	157,999	969	976	37	6	98
R3.2.1	69	17	25	40	389,293	3,610	196,558	189,125	1876	1603	45	5	123
R3.3.0	66	16	10	10	378,321	4,749	217,232	156,340	1064	856	35	5	82
R3.3.1	61	12	25	40	359,848	2,553	143,235	214,060	1942	1319	46	3	104

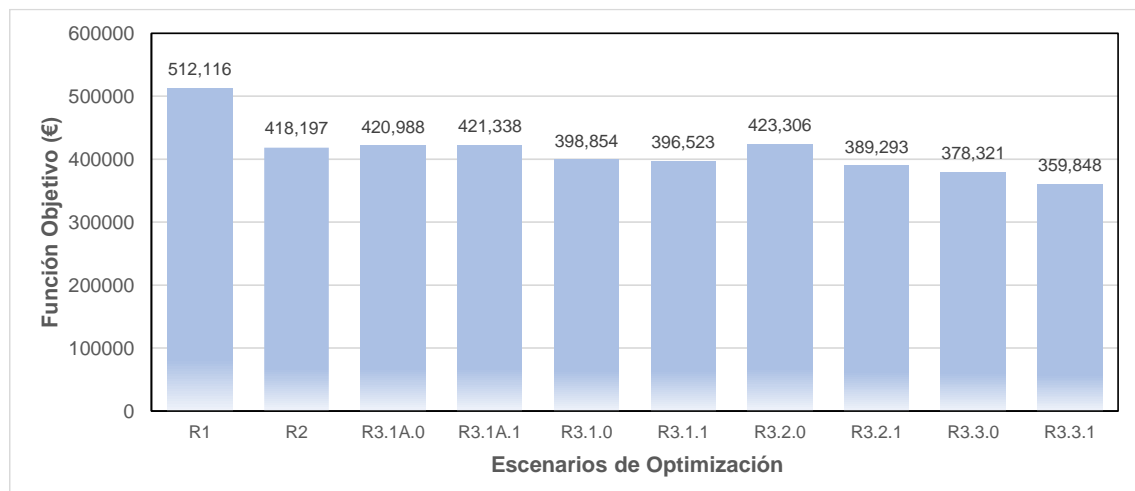


Figura 30. Función Objetivo Mínima asociada a los escenarios de optimización

La Tabla 25 y la Figura 30, presentan la función objetivo mínima alcanzada en cada escenario de optimización. Obteniendo los valores de 420,988 para R3.1A.1, R3.1.1 a 396,523, R3.2.1 a 389.293 y el R3.3.1 a 359,848. Es así, que el valor mínimo se obtiene al aplicar M1-P2 se asocia al criterio 3, que corresponde a una solución de 46 conductos optimizados y la instalación de STs en 3 nudos.

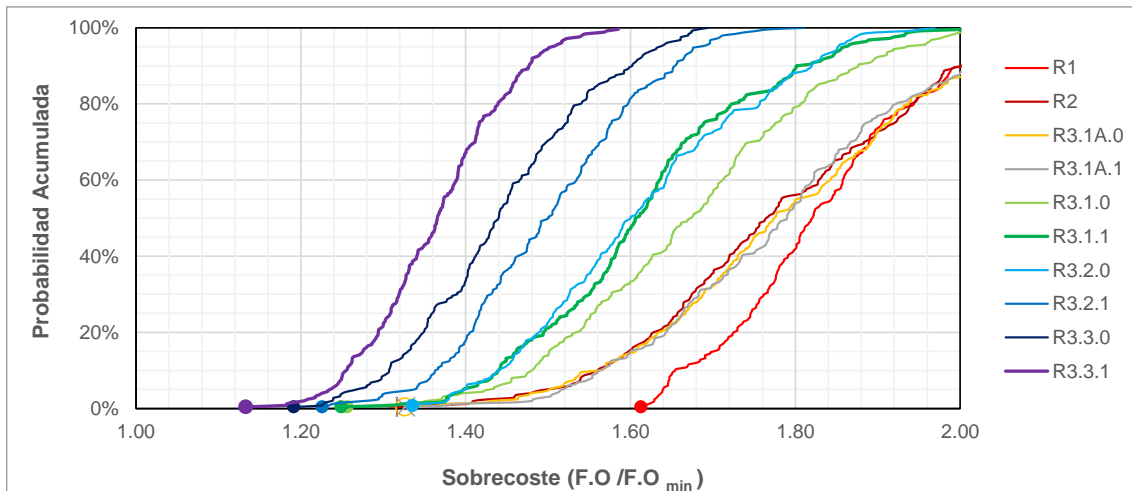


Figura 31. Espacio de Soluciones obtenidos por el desarrollo de M1-P3

La Figura 31 presenta las gráficas de probabilidad acumulada de las F.O obtenidas en cada escenario. Los escenarios R1 y R2 presentan un extenso SS con un 90% de soluciones con sobrecoste que va desde 1.6 y 1.32 respectivamente hasta 2. Los diferentes criterios de selección de las DV permiten reducir el SS. El criterio que permite una mejor reducción es el criterio 3, el mismo que da origen al escenario R3.3.1 que contempla un 100% de soluciones con sobrecoste de 1.12 a 1.56. Los escenarios R3.1A.1 y R3.1.1 no mejoran la SSR con respecto a sus escenarios precedentes R3.1A.0 y R3.1.0.

Tabla 26. Tiempos de simulación del M1-P1 en los diferentes criterios de selección

Criterio de Selección	I _{med} Totales	% Respecto a I _{med} total de F.O mínima
1A	5706	184.90
1	5096	165.13
2	4659	150.97
3	4255	137.88

El tiempo de simulación se presenta en la Tabla 26. El criterio 1A con 5706 iteraciones produce el mayor tiempo de simulación y el criterio 3 con 4122 iteraciones obtiene el menor tiempo. El desarrollo del M1-P3 y asociado al criterio 3, presenta un aumento del 37% en el tiempo simulación, mientras que el criterio 2 un 50%, respecto al menor número de iteraciones necesarias para converger a la F.O. mínima de la red Ayurá.

Método 2: Método Simultáneo Iterativo para la SSR (M2)

Los resultados obtenidos de la aplicación del proceso de optimización mediante el método 2 a la red E-Chicó con la aplicación de los criterios de selección, se observan en la Tabla 27.

Tabla 27. Resumen de resultados obtenidos por el M2

Esc	m	n	ND	N	F. O. (€)	C. I. (€)	C. D. (€)	C. C. (€)	I _{med}	m _{sol}	n _{sol}	MG
R1	86	73	10	10	384,224	5,858	317,426	60,940	1488	20	8	159
R3.1.0	77	32	10	10	394,342	2,194	237,545	154,604	1014	37	6	109
R3.1.1	76	24	25	40	366,688	4,403	118,412	243,873	1971	49	2	144
R3.2.0	58	22	10	10	339,087	2,326	215,898	120,863	857	31	5	80
R3.2.1	53	15	25	40	352,416	1,983	199,139	151,295	1287	35	5	98
R3.3.0	44	17	10	10	337,536	4,430	242,957	90,149	634	27	6	61
R3.3.1	43	12	25	40	317,546	6,767	197,301	113,478	964	29	5	79

La magnitud de los escenarios finales de optimización (R3.1.1, R3.2.1 y R3.3.2) resultantes de la aplicación de los criterios de selección y obtenidos con la máxima discretización de N y el número máximo de elementos de ND, permiten reducir la MG del problema de optimización obteniendo valores de 144, 98 y 79 respectivamente como se observa en la Tabla 27. La DV se reducen en cada uno del escenario de optimización.

El escenario final de optimización R3.3.1 está constituido por 12 nudos y 43 conductos que representan las DV del problema. El criterio de selección 3 presenta mejor reducción de la MG del problema y elimina el mayor número de DV.

La función objetivo mínima alcanzada en cada escenario de optimización se presentan en la Tabla 27 y la Figura 32, Obteniendo los valores de 366,688 para el escenario R3.1.1, el escenario R3.2.1 presenta el valor de 352,416 y 317,546 para R3.3.1. Es así, que el valor mínimo se obtiene al aplicar el M2 asociado al criterio 3, que corresponde a una solución de 29 conductos optimizados y 5 nudos en donde se instalan los STs.

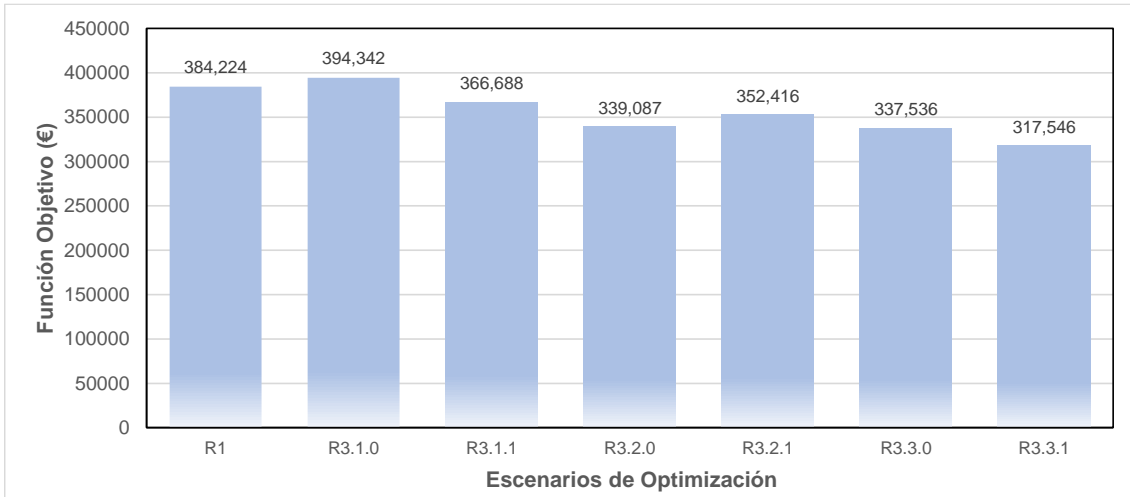


Figura 32. Función Objetivo Mínima asociada a los escenarios de optimización

En la Figura 33 se representa el espacio de soluciones obtenidos en cada uno de los escenarios de optimización a través de las gráficas de probabilidad acumulada con respecto al valor de sobrecoste de las F.O obtenidas en cada escenario.

El escenario R1 presenta un extenso SS para el desarrollo de una búsqueda de una solución buena para el problema de optimización, pues R1 presenta un 80% de soluciones con sobrecoste en un rango de 1.2 a 2. Se visualiza que la aplicación de los diferentes criterios de selección de las DV permite reducir el SS. El criterio que permite una mejor reducción es el criterio 3, que da origen al escenario R3.3.1 que contempla un 100% de soluciones con una variación de sobrecoste de 1 hasta 1.44.

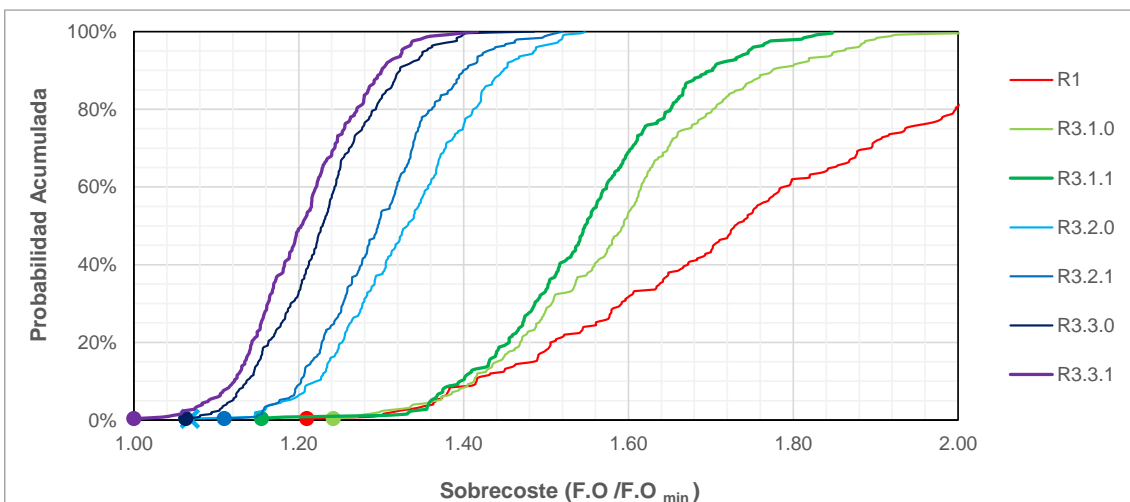


Figura 33. Comparación del Espacio de Soluciones de los escenarios de Optimización de M2

Tabla 28. Tiempos de simulación del M2 en los diferentes criterios de selección

Criterio de Selección	I _{med} Totales	% Respecto a I _{med} total de F.O mínima
1	4473	144.94
2	3632	117.69
3	3086	100.00

La Tabla 28 presenta los resultados obtenidos de la reducción de tiempo entre los criterios aplicados de selección de las DV. Se verifica que el mayor tiempo de simulación se produce con el criterio 1 con un total de 4473 iteraciones y el menor tiempo con el criterio 3 con 3086 iteraciones. El desarrollo de M2 con el criterio 3 permite obtener menor tiempo para alcanzar la F.O mínima para el caso de estudio Ayurá.

5.3.3 Conclusiones

De los resultados obtenidos se ha observado que los criterios 2 y 3 de selección de la DV generan resultados similares que dificultan definir el mejor criterio que se adapta al desarrollo de M1-P1, por ende, los escenarios R3.2.1 y R3.3.1 se considera como posible solución del método, a diferencia de lo que sucedió en el caso de estudio de E-Chicó, en el que la solución de M1-P1 se presenta mediante el criterio 3 que presenta grandes ventajas sobre el criterio 2. Por otro lado, el desarrollo del criterio en M1-P3 y M2 obtiene mejores resultados sobre los demás criterios de selección de las DV.

Por lo tanto, los escenarios a considerar en la evaluación de la normalización de los parámetros son: M1-P1-R3.2.1, M1-P1-R3.3.1, M1-P3-R3.3.1, M2-R3.3.1.

La Tabla 29 se presenta el valor de F.O, la reducción de la MG de los problemas de optimización, el tiempo de simulación y la reducción del espacio de soluciones de los escenarios que se consideran en este análisis

El análisis de la SSR que se alcanza con los métodos M1 con sus respectivas propuestas de mejora (P1, P3) y M2, se presenta a través de las de las gráficas de probabilidad acumulada se presenta en la Figura 34.

Para evaluar la reducción del SSR realizado en la red Ayurá, se analiza el sobrecoste máximo que presentan los valores de la F.O al 80% de probabilidad acumulada. De la Figura 34 se obtiene los resultados de sobrecoste máximo que se exponen en la Tabla 29.

Tabla 29. Resumen de resultados en el desarrollo de M1 y M2

Escenario	F.O (€)	MG	T. Simulación	Sobrecoste Máximo
M1-P1-R3.2.1	383,995	117	4309	1.58
M1-P1-R3.3.1	390,542	107	4122	1.52
M1-P3-R3.3.1	359,848	104	4255	1.44
M2--R3.3.1	317,546	79	3086	1.28

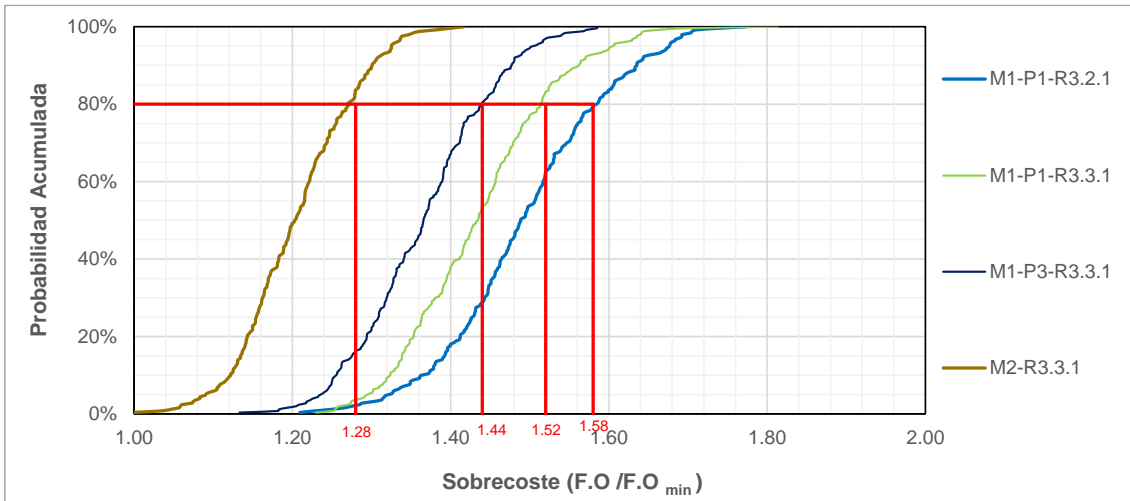


Figura 34. Espacio de Soluciones obtenidos por el desarrollo de M1 y M2

En la Figura 34 se observa que el escenario M2-R3.3.1 presenta una mejor reducción del espacio de soluciones con respecto al resto de escenarios analizados.

El proceso de normalización de los parámetros de comparación se presenta en la tabla 31. La valoración total dada por la normalización de los parámetros obtendrá como máximo 4 y como mínimo 0. Los valores cercanos a 0 representan obtención de mejores resultados al analizar la combinación de los parámetros de comparación.

Tabla 30. Resultados obtenidos en la normalización de los parámetros

Esc.	F.O	MG	T. Simulación	Sobrecoste Máximo	Total
M1-P1-R3.2.1	0.91	1.00	1.00	1.00	3.91
M1-P1-R3.3.1	1.00	0.74	0.85	0.80	3.38
M1-P3-R3.3.1	0.58	0.66	0.96	0.53	2.73
M2--R3.3.1	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00

De la Tabla 31 se observa que la metodología que alcanza el menor puntaje corresponde al desarrollo del M2 que alcanza un valor de 0 en la evaluación de los parámetros de comparación. Por otra parte, la puntuación alcanzada por los escenarios del desarrollo del M1 (M1-P1-R3.2.1, M1-P1-R3.3.1, M1-P3-R3.3.1) logran una valoración que supera el valor de 2.5.

Por lo tanto, al analizar la representación del espacio de soluciones y de la valoración de la metodología, se considera que el desarrollo del M2 con el criterio selección 3 se establece como método de SSR.

CAPITULO 6. CONCLUSIONES Y DESARROLLOS FUTUROS

6.1 CONCLUSIONES

Del desarrollo de la metodología propuesta en este documento y de los resultados obtenidos una vez finalizado el estudio, es posible extraer las siguientes conclusiones.

- Del análisis de errores realizado sobre la red SN, se obtiene el número de veces (N_{it}) que debe converger el algoritmo de optimización a una solución de la Función Objetivo. El valor de N_{it} que corresponde a un tamaño de muestreo de 250, es un tamaño que proporciona para los tres espacios de soluciones factibles, coeficientes de eficiencia NS y W determinados que superan el valor de 0.97, que representa una excelente representación del espacio de soluciones completo de una red.
- El error máximo al representar el espacio de soluciones mediante N_{it} valores de la función objetivo, en un máximo error de 34%, el mismo que puede ser aceptado al considerar que el gasto computacional requerido por el algoritmo para converger N_{it} veces es asumible.
- Se ha establecido propuestas de mejora a la metodología existente para la reducción del espacio de soluciones, que han originado el Método Escalonado.
- Se ha desarrollado una metodología alternativa, que se basa en la eliminación simultánea e iterativa de las variables de decisión, que elimina la pre-localización de STs y la preselección de conductos de la metodología existente.
- Se ha implementado criterios de selección de las variables de decisión, los mismo que han sido incorporados a los métodos propuestos y aplicados a dos casos estudio.
- El criterio de selección 3 correspondiente a Los conductos y nudos que se repiten al menos un 25% entre cada una de las soluciones que pertenecen al 5% de las mejores soluciones, presenta mejores resultados en la eliminación de las variables de decisión, así como la reducción de la magnitud en los casos estudiados. Por consiguiente, el criterio 3 presenta mejores resultados que los criterios 1A, 1 y 2 en el desarrollo del método escalonado y que los criterios 1 y 2 del método simultáneo.

- En la valoración a los métodos desarrollados asociados al criterio 3 de selección de las variables de decisión, que contempla en una ponderación de la F.O mínima, la reducción de la magnitud del problema, el tiempo de simulación representado a través el número de iteraciones media y el sobrecoste máximo que presenta el 80% de soluciones. De esta forma el Método simultáneo iterativo para la reducción del espacio de soluciones ofrece mejores soluciones al método escalonado tanto en la red Ayurá como en la red E-Chicó.
- Se ha implementado una medida de evaluación del desempeño del algoritmo haciendo referencia a la eficiencia, obteniendo el tiempo de simulación requerido para que el algoritmo converja a un valor de Función objetivo expresado en el número iteraciones medias.
- Se ha obtenido valores de la Función objetivo de los problemas de optimización abarcados en los casos de estudio. Para la red Áyura el valor mínimo encontrado es 317,546 euros, valor que servirá de referencia para futuras investigaciones sobre esta red. Por otro lado, el valor determinado para la red E-Chicó es de 213,981 euros, valor que llega ser replicado de estudios anteriores.
- Finalmente, la reducción del espacio de soluciones proporcionada por el método simultáneo iterativo, asociada al criterio 3 de selección de las variables de decisión, genera que se obtenga un 80% de soluciones con un sobrecoste de 1.25 en el caso de la red E-Chicó y 1.28 en Ayurá.

6.2 DESARROLLOS FUTUROS

- Futuros desarrollos han de permitir implementar mejoras en la aplicación del método simultáneo iterativo, que permita mejorar el desempeño del algoritmo de optimización, además de cuantificar otras medidas de evaluación del desempeño del algoritmo.
- Es viable desarrollar estudios paralelos que cuantifiquen el comportamiento del método de reducción al considerar variables los parámetros de convergencia de algoritmo.
- Es conveniente analizar los resultados que obtendría el método de reducción desarrollado en este trabajo con otros algoritmos de optimización.

CAPITULO 7. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Andrés-Doménech, I., Montanari, A., & Marco, J. B. (2012). Efficiency of Storm Detention Tanks for Urban Drainage Systems under Climate Variability. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 138(1), 36-46. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)WR.1943-5452.0000144](https://doi.org/10.1061/(ASCE)WR.1943-5452.0000144)
- Di Toro, D. M., & Small, M. J. (1979). Stormwater Interception and Storage. . . *J. Environ. Eng. Div.*, 105, 43–54.
- Guo, Y., Keedwell, E. C., Walters, G. A., & Khu, S. T. (2007). Hybridizing cellular automata principles and NSGAII for multi-objective design of urban water networks. *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, 4403 LNCS, 546-559. https://doi.org/10.1007/978-3-540-70928-2_42
- Hammond, M. J., Chen, A. S., Djordjević, S., Butler, D., & Mark, O. (2015). Urban flood impact assessment: A state-of-the-art review. *Urban Water Journal*, 12(1), 14-29. <https://doi.org/10.1080/1573062X.2013.857421>
- Horton, R., Rosenzweig, C., Gornitz, V., Bader, D., & O'Grady, M. (2010). Climate Change Scenarios & Implications for NYC Infrastructure. *Annals of the New York Academy of Sciences*, 1196(1), 147-228. <https://doi.org/10.1111/j.1749-6632.2010.05323.x>
- Kadu, M. S., Gupta, R., & Bhave, P. R. (2008). Optimal design of water networks using a modified genetic algorithm with reduction in search space. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 134(2), 147-160. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)0733-9496\(2008\)134:2\(147\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)0733-9496(2008)134:2(147))
- Keedwell, E., & Khu, S. T. (2005). A hybrid genetic algorithm for the design of water distribution networks. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 18(4), 461-472. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2004.10.001>
- Kirshen, P., Caputo, L., Vogel, R. M., Mathisen, P., Rosner, A., & Renaud, T. (2015). Adapting urban infrastructure to climate change: A drainage case study. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 141(4). [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)WR.1943-5452.0000443](https://doi.org/10.1061/(ASCE)WR.1943-5452.0000443)
- Loganathan, V. G., Deniur, J. W., & Segarra, R. I. (1985). Planning Detention Storage for Stormwater Management. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 111(4), 382-398. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)0733-9496\(1985\)111:4\(382\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)0733-9496(1985)111:4(382))
- Maier, H. R., Kapelan, Z., Kasprzyk, J., Kollat, J., Matott, L. S., Cunha, M. C., ... Reed, P. M. (2014). Evolutionary algorithms and other metaheuristics in water resources: Current status, research challenges and future directions. *Environmental Modelling and Software*, 62, 271-299. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2014.09.013>

- Mailhot, A., & Duchesne, S. (2010). Design criteria of urban drainage infrastructures under climate change. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 136(2), 201-208. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)WR.1943-5452.0000023](https://doi.org/10.1061/(ASCE)WR.1943-5452.0000023)
- Marchi, A., Dandy, G., Wilkins, A., & Rohrlach, H. (2014). Methodology for comparing evolutionary algorithms for optimization of water distribution systems. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 140(1), 22-31. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)WR.1943-5452.0000321](https://doi.org/10.1061/(ASCE)WR.1943-5452.0000321)
- Martínez-Solano, F., Iglesias-Rey, P., Saldarriaga, J., & Vallejo, D. (2016). Creation of an SWMM Toolkit for Its Application in Urban Drainage Networks Optimization. *Water*, 8(6), 259. <https://doi.org/10.3390/w8060259>
- Mora-Melia, D., Iglesias-Rey, P. L., Martínez-Solano, F. J., & Fuertes-Miquel, V. S. (2013). Design of Water Distribution Networks using a Pseudo-Genetic Algorithm and Sensitivity of Genetic Operators. *Water Resources Management*, 27(12), 4149-4162. <https://doi.org/10.1007/s11269-013-0400-6>
- Moselhi, O., & Shehab-Eldeen, T. (2000). Classification of Defects in Sewer Pipes Using Neural Networks. *Journal of Infrastructure Systems*, 6(3), 97-104. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)1076-0342\(2000\)6:3\(97\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)1076-0342(2000)6:3(97))
- Navarro-Planas, V. R. (2016). *Modelo heurístico de rehabilitación de las redes de drenaje urbano mediante el uso combinado de la sustitución de conductos y la instalación de depósitos de retención.*
- Ngamalieu-Nengoue, U., Iglesias-Rey, P. L., Martínez-Solano, F. J., & Saldarriaga-Valderrama, J. (2018). Rehabilitación de redes de drenaje mediante la combinación de tanques de retención y sustitución de conducciones (Rehabilitation of Drainage Networks Through the Combination of Retention Tanks and Replacement of Pipelines). *SSRN Electronic Journal*, (86111). <https://doi.org/10.2139/ssrn.3113706>
- Ngamalieu-Nengoue, Ulrich A., Iglesias-Rey, P. L., Martínez-Solano, F. J., Mora-Meliá, D., & Valderrama, J. G. S. (2019). Urban drainage network rehabilitation considering storm tank installation and pipe substitution. *Water (Switzerland)*, 11(3). <https://doi.org/10.3390/w11030515>
- Ngamalieu-Nengoue, Ulrich Aurele, Iglesias-Rey, P. L., Martínez-Solano, F. J., Saldarriaga-Valderrama, J. G., & Mora-Melia, D. (2018). Desarrollo De Una Metodología Para Proyectos De Rehabilitación De Redes De Drenaje Pluvial Bajo Escenarios De Cambio Climático. *22nd International Congress on Project management and Engineering*, (July), 659-671. Recuperado de <http://dspace.aepro.com/xmlui/handle/123456789/1729>
- Nicklow, J., Reed, P., Savic, D., Dessalegne, T., Harrell, L., Chan-Hilton, A., ... Zechman, E. (2010). State of the art for genetic algorithms and beyond in water resources planning and management. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 136(4), 412-432. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)WR.1943-5452.0000053](https://doi.org/10.1061/(ASCE)WR.1943-5452.0000053)
- Rossman, L. A. (2015). STORM WATER MANAGEMENT MODEL USER'S MANUAL Version 5.1. EPA/600/R-14/413b, National Risk Management Laboratory Office of Research

- and Development. United States Environmental Protection Agency, Cincinnati, Ohio., (September), 352. Recuperado de <http://nepis.epa.gov/Exe/ZyPDF.cgi?Dockey=P100N3J6.TXT>
- Sebti, A., Bennis, S., & Fuamba, M. (2014). Cost Optimization of Hydraulic and Structural Rehabilitation of Urban Drainage Network. *Journal of Infrastructure Systems*, 20(3), 04014009. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)IS.1943-555X.0000180](https://doi.org/10.1061/(ASCE)IS.1943-555X.0000180)
- Silver, E. A. (2004). An overview of heuristic solution methods. *Journal of the Operational Research Society*, Vol. 55, pp. 936-956. <https://doi.org/10.1057/palgrave.jors.2601758>
- Szewrański, S., Chrusciński, J., Kazak, J., Swiader, M., Tokarczyk-Dorociak, K., & Zmuda, R. (2018). Pluvial Flood Risk Assessment Tool (PFRA) for rainwater management and adaptation to climate change in newly urbanised areas. *Water (Switzerland)*, 10(4). <https://doi.org/10.3390/w10040386>
- Ugarelli, R., & Di Federico, V. (2010). Optimal Scheduling of Replacement and Rehabilitation in Wastewater Pipeline Networks. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 136(3), 348-356. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)WR.1943-5452.0000038](https://doi.org/10.1061/(ASCE)WR.1943-5452.0000038)
- Walters, G. A., & Lohbeck, T. (1993). Optimal layout of tree networks using genetic algorithms. *Engineering Optimization*, 22(1), 27-48. <https://doi.org/10.1080/03052159308941324>
- Wang, M., Sun, Y., & Sweetapple, C. (2017). Optimization of storage tank locations in an urban stormwater drainage system using a two-stage approach. *Journal of Environmental Management*, 204, 31-38. <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2017.08.024>
- Washington, W. M., Buja, L., & Craig, A. (2009). The computational future for climate and Earth system models: on the path to petaflop and beyond. *Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 367(1890), 833-846. <https://doi.org/10.1098/rsta.2008.0219>
- Willems, P., Arnbjerg-Nielsen, K., Olsson, J., & Nguyen, V. T. V. (2012). Climate change impact assessment on urban rainfall extremes and urban drainage: Methods and shortcomings. *Atmospheric Research*, 103, 106-118. <https://doi.org/10.1016/j.atmosres.2011.04.003>
- Yazdi, J., Sadollah, A., Lee, E. H., Yoo, D. G., & Kim, J. H. (2017). Application of multi-objective evolutionary algorithms for the rehabilitation of storm sewer pipe networks. *Journal of Flood Risk Management*, 10(3), 326-338. <https://doi.org/10.1111/jfr3.12143>
- Zitzler, E., Deb, K., & Thiele, L. (2000). Comparison of multiobjective evolutionary algorithms: empirical results. *Evolutionary computation*, 8(2), 173-195. <https://doi.org/10.1162/106365600568202>