

02-018

REHABILITATION OF DRAINAGE NETWORKS USING OPTIMIZATION ALGORITHMS AND SOLUTION SPACE REDUCTION METHODOLOGIES

Guaya-Caraguay, Cristian Iván ⁽¹⁾; Bayas Jiménez, Leonardo ⁽¹⁾; Iglesias-Rey, Pedro L.
⁽²⁾; Martínez-Solano, F. Javier ⁽¹⁾; Briceño-León, Cristian Xavier ⁽¹⁾

⁽¹⁾ Universitat Politècnica de València, ⁽²⁾ Universitat Politècnica de València

One of the main problems of urban drainage infrastructures is the need for their rehabilitation to adapt to the new operating conditions derived from the increase in rainfall intensities. This work uses a rehabilitation methodology based on the partial replacement of pipes and the installation of detention tanks.

The main problem of this type of algorithms is the solutions search space is huge, so its exploitation becomes difficult. Therefore, this paper analyzes some techniques for reducing the solutions search space and proposes a new methodology based on the recursive use of an optimization algorithm. The proposed method requires less computational effort than its precedents, sometimes improving the results obtained.

To validate the methodology, several case studies have been selected on which various rehabilitation technologies have been applied. The comparison of the final solution scenarios obtained by the different methodologies shows the goodness of the proposal made in this work.

Keywords: rehabilitation; urban drainage; optimization; solution space reduction

REHABILITACIÓN DE REDES DE DRENAJE MEDIANTE ALGORITMOS DE OPTIMIZACIÓN Y METODOLOGÍAS DE REDUCCIÓN DEL ESPACIO DE SOLUCIONES

Uno de los principales problemas de las infraestructuras de drenaje urbano es la necesidad de su rehabilitación para adaptarse a las nuevas condiciones de funcionamiento derivadas del aumento de las intensidades de lluvia. En este trabajo se utiliza una metodología de rehabilitación basada en la sustitución parcial de las conducciones y la instalación de tanques de retención de agua.

La problemática principal de este tipo de algoritmos es un espacio de soluciones de tamaño enorme que impide su completa explotación. Por ello, en este trabajo se analizan algunas técnicas de reducción del espacio de soluciones y se propone una nueva metodología basada en la utilización recursiva de un algoritmo de optimización. El método propuesto requiere menor esfuerzo computacional que sus precedentes, mejorando en ocasiones los resultados obtenidos.

Para validar la metodología se han seleccionado varios casos de estudio sobre los que se aplican diversas tecnologías de rehabilitación. La comparación de los escenarios finales obtenidos por las diferentes metodologías pone de manifiesto la bondad de la propuesta realizada en este trabajo.

Palabras clave: rehabilitación; drenaje urbano; optimización; reducción del espacio de soluciones

Correspondencia: Pedro Iglesias Rey piglesia@upv.es



©2020 by the authors. Licensee AEIPRO, Spain. This article is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial-NoDerivatives 4.0 International License (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>).

1. Introducción

Las redes de drenaje son infraestructuras esenciales de las sociedades modernas. Una red con un buen funcionamiento genera seguridad y bienestar por el contrario una red de drenaje con problemas de desempeño se asocia con riesgo y vulnerabilidad. El aumento de lluvias extremas, el crecimiento urbano y el propio envejecimiento de los componentes de la red pueden afectar a su funcionamiento y generar inundaciones (Yazdi, Lee, y Kim, 2015), (Gaudio, Penna, y Viteritti, 2016), (Cunha et al., 2017). Entre otras medidas, la rehabilitación de las redes cobra importancia para afrontar este nuevo escenario.

Son muchas las técnicas y metodologías empleadas por los investigadores para rehabilitar redes de drenaje. Sin embargo, el uso de técnicas heurísticas de optimización ha dado un impulso importante a los estudios en este campo. Los algoritmos genéticos (AG) (Holland, 1975) han ido ganando popularidad en diferentes campos debido principalmente a que han demostrado ser muy robustos ya que no requieren la continuidad de la función objetivo. Afshar (2006) concluye que los algoritmos genéticos pueden ser más eficientes que otros métodos para resolver problemas a gran escala. Uno de los primeros trabajos aplicando AG fue el de Tekeli y Belkaya (1986) quienes desarrollaron un algoritmo genético llamado Layout Generation Algorithm (LGA) para diseñar redes de alcantarillado sanitario mediante la búsqueda del camino más corto de la red. A partir de los resultados obtenidos se calcula el volumen de obras y coste de la red. Más adelante Liang, Thompson y Young (2004) presentaron una metodología para el diseño óptimo de redes de drenaje con el uso de un AG. Para la ayuda en la búsqueda de las mejores soluciones utilizaron el método de búsqueda Tabú (Glover, 1989). Luego, Afshar (2006) desarrolló un modelo para el diseño de redes de drenaje en las que la profundidad de los nodos se tomó como variable de decisión. En este trabajo se utilizó un AG en el que se probaron cuatro métodos de selección para la generación de la nueva población. En estudios más recientes, Vojinovic et al. (2014) presentan una metodología que estudia las incertidumbres del cambio climático, la urbanización, el crecimiento de la población y el envejecimiento de las tuberías en la rehabilitación de redes de drenaje. Como algoritmo de optimización se utilizó un Algoritmo Genético Multiobjetivo (AGMO). Posteriormente, Yazdi et al. (2017) presentaron una metodología para la rehabilitación óptima de redes de drenaje. Para su trabajo, estos autores desarrollaron un algoritmo evolutivo multiobjetivo llamado Non-dominated Sorting Harmony Search (NSHS) conectado al modelo Storm Water Management Model (SWMM) (Rossman, 2009). Por su parte, Ngamalieu-Nengoue et al. (2019) presentaron un modelo para rehabilitar redes de drenaje que considera la renovación de tuberías y la instalación de tanques de tormenta en dispuestos en línea con las conducciones. Para optimizar su ubicación y dimensiones se utilizó un algoritmo llamado Pseudo Genetic Algorithm (PGA) (Mora-Melia et al. 2013) y conectado al modelo SWMM mediante una biblioteca desarrollada por Martínez-Solano et al. (2016). Por su parte, Bayas-Jiménez, Iglesias-Rey, y Martínez-Solano (2019) utilizaron un algoritmo multiobjetivo llamado Non-dominated Sorting Genetic Algorithm (NSGA-II) (Deb et al. 2002) para rehabilitar redes de drenaje considerando los postulados de Ngamalieu-Nengoue e incluyendo el uso de controles hidráulicos en la optimización.

Las metodologías que buscan optimizar problemas reales tienen un inconveniente que superar, el gran espacio de búsqueda que deben explorar para encontrar soluciones cercanas al óptimo global. Bellman (1961) define este problema como la maldición de la dimensionalidad. Para mejorar el desempeño de los algoritmos muchos investigadores han profundizado en este campo. Halhal, et al. (1997) realizaron uno de los primeros trabajos con el objetivo de disminuir el espacio de búsqueda de soluciones y presentaron un Structured Messy Genetic Algorithms (SMGA) modificado con optimización multiobjetivo que incorpora los principios del algoritmo Messy Genetic Algorithm (mGA) (Goldberg, Korb, y

Deb, 1989) como las cadenas que aumentan su longitud durante la evolución de los diseños. Sus resultados demostraron que el algoritmo es una herramienta efectiva para el problema de optimización. Más adelante, Afshar (2011) presenta un método para mejorar la eficiencia de algoritmos genéticos buscando limitar el espacio de búsqueda originalmente ancho a uno más pequeño una vez que se obtiene una solución convergente. El espacio de búsqueda más pequeño está diseñado para contener la solución óptima local en su centro. El espacio de búsqueda resultante se refina y se realiza una búsqueda completamente nueva para encontrar una mejor solución. El proceso se vuelve iterativo hasta que no se pueda mejorar con un refinamiento adicional. En investigaciones recientes, Sophocleous, Savić, y Kapelan (2019) presentan un modelo para detectar y localizar fugas en redes de distribución de agua en dos etapas: la reducción del espacio de busca, y la detección y localización de fugas. En la primera etapa reducen el número de variables de decisión y el rango de valores que pueden tomar, mediante un análisis de las características de la red. Para la segunda etapa utilizan un algoritmo genético. Paralelamente, Ngamalieu-Nengoue, Iglesias-Rey, y Martínez-Solano (2019) presentaron una metodología para reducir el espacio búsqueda de soluciones aplicado a un modelo de rehabilitación de redes de drenaje. La reducción del espacio de soluciones se basa en localizar los posibles nodos en los que se instalarán depósitos de retención (DR) y en identificar las posibles tuberías que deberían ser renovadas. El proceso se realiza disminuyendo el número de variables de decisión y el rango de valores que estas pueden adoptar. El método utiliza un algoritmo PGA para buscar las posibles soluciones y selecciona un porcentaje de las mejores soluciones obtenidas. El proceso es iterativo y se detiene cuando no se perciben mejoras en los resultados. La optimización final se realiza con la ayuda de un algoritmo multiobjetivo NSGA-II y considera todas las variables de decisión y todos los rangos de valores posibles.

Una de las principales limitaciones encontradas en general en este tipo de algoritmos evolutivos es la necesidad de procesar múltiples simulaciones, lo cual requiere de tiempos de cálculo elevados. Estos estudios demuestran el interés creciente en mejorar el desempeño de los modelos de optimización. En consecuencia, el objetivo de este trabajo es presentar una metodología para la rehabilitación de redes de drenaje que contempla la reducción del espacio de búsqueda de soluciones. El método reduce significativamente el esfuerzo computacional y mejora la eficiencia en la búsqueda del óptimo global. Para validar esta investigación, el método propuesto se ha aplicado a una red real como caso de estudio que muestra las bondades de la metodología aquí presentada.

3. Técnicas de Reducción del Espacio de Búsqueda de Soluciones

3.1. Modelo de optimización

La metodología para el problema de optimización utilizada se encuentra descrita en Ngamalieu-Nengoue, Iglesias-Rey, y Martínez-Solano, (2019). En esencia, esta metodología utiliza el algoritmo PGA para la optimización. La función objetivo se formuló en términos económicos, dividiendo los costes entre costes de rehabilitación de conductos (C.C.), costes de instalación de depósitos de retención (C.D.) y costes asociados a los daños provocados por la inundación (C.I.). Para determinar la inundación, el algoritmo se apoya en el programa SWMM (Rossman, 2009) como herramienta de análisis hidráulico de la red. El daño por inundación se ha cuantificado basándola en el nivel que alcanza el agua en la cuenca asociada a cada nudo de la red en lugar de basarla en el volumen acumulado. De esta forma, es posible vincular el daño causado por las inundaciones con usos del suelo o estrato socio-económico del área considerada.

La suma de estos tres términos constituye la función objetivo (F.O.) optimizada por el PGA. F.O. está expresada en términos monetarios y las variables de decisión se agrupan en dos tipos: diámetros de los conductos rehabilitados y dimensiones de los tanques de tormenta,

quedando como resultado proporcionado por el programa de simulación el valor del nivel alcanzado por la inundación.

3.2. Metodología Actual de Reducción del Espacio de Soluciones

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

Las variables de decisión (DV) son discretizadas, segmentado el área que ocuparan los depósitos de retención (DR) en N particiones. Este número de particiones variará entre los valores N_0 y $N_{máx}$ que representan el número de divisiones mínimo y máximo, respectivamente, en que se puede dividir la máxima área de los DRs, se presenta en la ecuación 1.

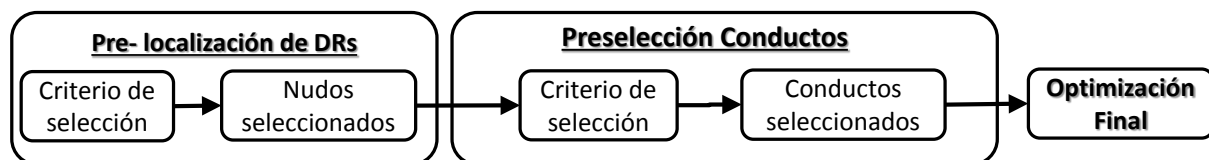
$$N = (N_0, \dots, N_{máx}) \quad (1)$$

De igual forma, se reduce la gama de diámetros (ND), que contiene el número de diámetros candidatos que pueden adoptar los conductos en la búsqueda de la solución. Así, si ND_0 y $ND_{máx}$ son el mínimo y máximo número de diámetros que conforman la gama disponible de tuberías, ND variará según la ecuación 2.

$$ND = (ND_0, \dots, ND_{máx}) \quad (2)$$

En resumen, el método SSR desarrolla en tres etapas: i) reducción del número de nudos en los que se puede instalar un DR (n); ii) reducción el número de líneas potenciales de cambio de la red (m); y iii) optimización final. La metodología descrita para la SSR se presenta en la Figura 1.

Figura 1: Metodología existente para la Reducción del Espacio de Soluciones.



Etapas I. Pre-Localización de los DRs

Se ejecutan simulaciones con todos los nudos que conforman la red (N_N) excluyendo en estas simulaciones los conductos. Por lo tanto, el número de variables de decisión del problema queda reducido a N_N variables. La optimización se realiza considerando que el área de la sección transversal de los DRs considera una discretización N_0 .

El proceso permite obtener una serie de valores de la función objetivo, N_{it} . A partir de esto se analiza un porcentaje de las mejores soluciones (p_n) que conlleva a obtener una lista de nudos seleccionados (n_s) en donde la ubicación de un DR es posible. Cada una de las mejores soluciones analizadas identifica la distribución en la red de los DRs y su dimensión aproximada.

Etapa II. Pre-Selección de conductos

En este proceso, las DV del problema de optimización están conformadas por la lista n_s obtenida en el proceso anterior y todos los conductos que conforman la red (N_C), para las variables se establece los valores mínimos de N_0 y ND_0 .

Con la obtención de los N_{it} valores de F.O se selecciona y analiza un porcentaje de mejores soluciones (p_m). Estas soluciones contienen la distribución de los conductos que son candidatos para ser sustituidos en la red y esto permite generar una lista de conductos seleccionados (m_s), que pueden ser sustituidos por un conducto de diferente diámetro.

Etapa III. Optimización Final: Ubicación Tanques de Tormenta y Sustitución de Conductos

Se define una simulación con las listas n_s y m_s , considerando que a pesar de que las variables de decisión se reducen, la discretización de ambas variables incrementa, considerando para DRs y los conductos de la red $N_{m\acute{a}x}$ y $ND_{m\acute{a}x}$. La optimización final determina los nudos donde los DRs deben ser instalados y el diámetro de los conductos que serán sustituidos.

3.3. Mejora de la metodología de reducción del espacio de soluciones

Se desarrolla la metodología basada en el algoritmo PGA propuesta por Ngamalieu-Nengoue et al. (2019). Estos autores proponen los parámetros que se presentan en la tabla 1, los cuales permiten la obtención de buenos resultados. Los parámetros garantizan la obtención de una menor cantidad de DV y menor dispersión entre los valores de la F.O.

Tabla 1: Definición de parámetros aplicados a 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 fina y gruesa a la combinación de parámetros en la optimización del área de DRs y la gama de diámetros de conductos (N_0 , ND_0) y ($N_{m\acute{a}x}$, $ND_{m\acute{a}x}$).

El proceso correspondiente a la pre-localización de DRs mantiene el criterio definido en el método para SSR existente. Además, éste 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:

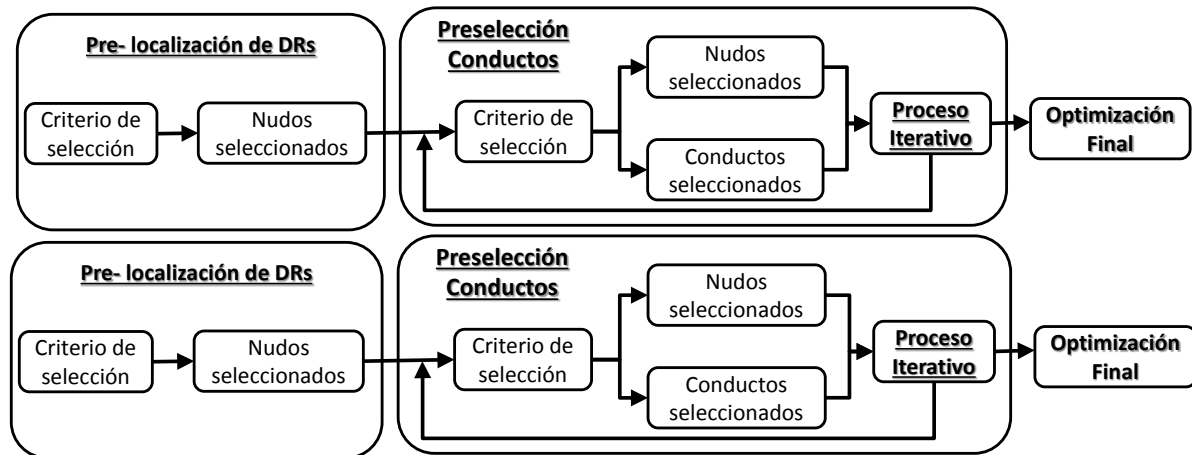
- Criterio 1A: Los conductos que se presenta en cada una de las p_m mejores soluciones, manteniendo el número de nudos seleccionados constante hasta la optimización final.
- Criterio 1: Los conductos y nudos que conforman cada una de las p_m mejores soluciones procedentes de a preselección de conductos.
- Criterio 2: Todos los conductos y nudos que conforman cada una de las p_m mejores soluciones procedentes de a preselección de conductos.
- Criterio 3: Los conductos y nudos que se repiten al menos un 25% de veces entre cada una de las p_m mejores soluciones procedentes de la preselección de conductos.

Los criterios 1, 2 y 3 ocasionan que el número de nudos candidatos sea progresivamente 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.

3.4 Propuesta de Método 1 (Reducción escalonada del espacio de soluciones)

Se toma como punto de partida la metodología para la reducción del SSR existente, adaptando los criterios de selección en el proceso de preselección de conductos. La modificación realizada al método de SSR se resume en la figura 2.

Figura 2: Metodología de la reducción escalonada del espacio de soluciones.



Como se observa en la figura 2 la propuesta de mejora no modifica los procesos de pre-localización de DRs y optimización final, caso contrario de lo que sucede en el proceso de preselección de conductos. El desarrollo preselección de conductos varía tras la aplicación de los criterios de selección además de insertar un proceso iterativo que permite la eliminación de DV. En este proceso la aplicación de los criterios de selección ocasiona que se genere una nueva lista n_s y m_s en cada paso del proceso iterativo, reduciendo el número de elementos que conforma la lista n_s y m_s .

El inicio del proceso parte un problema de optimización que toma la lista n_s proveniente de la pre-localización de DRs y los N_c que conforman la red. La optimización del problema permite obtener un número N_{it} de valores de la F.O sobre los cuales se analiza el porcentaje de mejores soluciones (p_m). En esta fase se aplica una discretización gruesa a las DV.

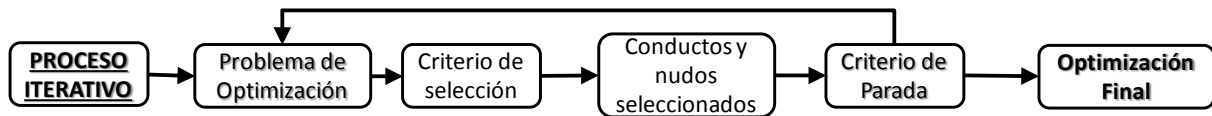
El análisis p_m de mejores soluciones y la aplicación de cada uno de los criterios de selección, permite obtener una primera lista n_s y m_s , en función del criterio de selección. El número de elementos de la lista n_s se mantendrá constante o disminuirá para el ingreso al proceso iterativo posterior.

El proceso se desarrolla tomando como DV los elementos obtenidos en las listas n_s y m_s de la preselección de conductos, obteniendo un nuevo grupo de N_{it} soluciones que convergen a un valor de F.O., que a través de un análisis de un p_m porcentaje de mejores soluciones garantiza la obtención de nuevas listas de n_s y m_s que será diferente a la anterior, el criterio de selección es el mismo del proceso precedente. El proceso se repite con las nuevas listas n_s y m_s . 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 elementos de n_s y m_s es igual o muy cercano al anterior, y las curvas probabilidad acumulada de la función objetivo comparten similitud. Al finalizar el proceso iterativo facilita el desarrollo de una optimización final en donde las DV toman los valores correspondientes a la discretización fina, que ocasiona que la F.O alcance un valor más exacto.

3.5 Propuesta de Método 2 (Reducción simultánea del espacio de soluciones)

A diferencia de la propuesta anterior en esta no existe las etapas de pre-localización de DRs y preselección de conductos a optimizar, sino que ambas etapas se funden en una sola. La solución del problema de optimización parte del desarrollo de un proceso iterativo con la consigna de la reducción de sus DV en cada paso del proceso método, el cual se representa en la siguiente Figura 3.

Figura 3: Metodología de la reducción simultánea del espacio de soluciones.



Como se observa en la figura 3, el desarrollo del método parte del problema de optimización que estará definido por las DV conformada por los N_N nudos y los N_C conductos de la red. Con la optimización de este problema se obtiene N_{it} soluciones de la F.O. con una discretización gruesa de las variables. Estas soluciones permiten el desarrollo de un análisis mejores soluciones permitiendo aplicar un criterio de selección a las variables, en este método son aplicable únicamente los criterios 1, 2 y 3 detallados anteriormente.

Como resultado del análisis del p_m porcentaje de mejores soluciones ligado a un criterio de selección de las DV permite conformar una nueva lista n_s y m_s con un menor número de elementos respecto al inicial, conformando un nuevo problema de optimización en el siguiente paso de iteración, asignando nuevos valores a la cantidad de DV, es decir con un valor diferente n_s y m_s . El proceso finaliza cuando la reducción de las DV de un paso a otro es deficiente, es decir el número de elementos de n_s y m_s es igual o muy cercano al anterior, y las curvas probabilidad acumulada de la función objetivo son similares. Finalmente, el proceso iterativo facilita el desarrollo de una optimización final en donde las DV toman los valores correspondientes a la discretización fina, que ocasiona que la F.O. alcance un valor exacto.

3.6 Comparación de metodologías

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

- **Valor mínimo de la función objetivo:** Se compara la F.O mínima obtenida entre cada uno de los métodos y los criterios de selección.
- **Grafica de Probabilidad Acumulada:** Se comparan las gráficas de probabilidad acumulada vs el sobrecoste de las N_{it} de la F.O en cada uno de los métodos asociados a un criterio de selección.
- **Tiempo de simulación:** Hace referencia al número de iteraciones medias que se ejecutan en el grupo de N_{it} simulaciones en las que la F.O converge.
- **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 en la ecuación 3:

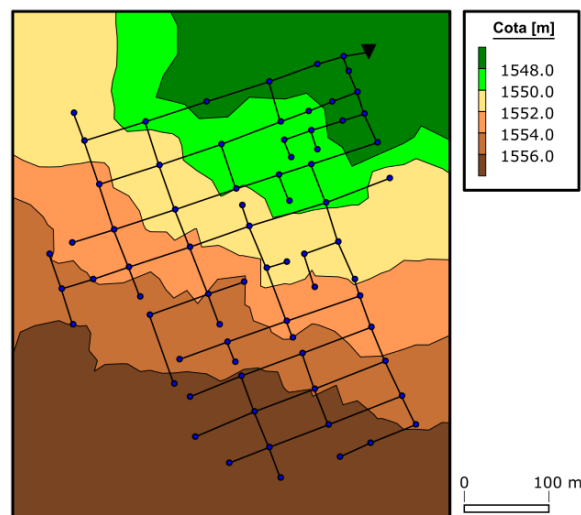
$$MG = N_N \log(N) + N_C \log(ND) \quad (3)$$

4. Casos de Estudio

4.1 Ayurá

La red utilizada como caso de estudio (Ayurá) forma parte de la red de drenaje de la ciudad de Medellín en Colombia. La red se extiende en un área de 22.5 ha dividida en 83 subcuencas, consta de 73 nudos y 86 conductos circulares que varían en un rango de 200 a 1500 milímetros. La diferencia de nivel que presenta la red entre el punto de mayor y menor altitud es de 15.61 m.. 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 como se observa en la Figura 4.

Figura 4: Representación de la red de drenaje Ayurá.



4.2 Resultados

Para la interpretación de los resultados es necesario establecer los escenarios de optimización que se presentan en las distintas etapas de las metodologías. Estos escenarios se han agrupado de la siguiente forma:

- **R1:** Pre-localización de DRs, constituido por las DV del problema de optimización

correspondientes a NN de la red, considerando una discretización gruesa.

- **R2:** Preselección de conductos a optimizar, en donde las DV corresponden a n_s provenientes de la pre-localización de DRs y todos los N_c , considera una discretización gruesa.
- **R3.c.j:** Hace referencia 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 .

Método 1. Reducción escalonada del espacio de soluciones

Los resultados obtenidos de la aplicación del proceso de optimización mediante el método 1 a la red Ayurá y de los criterios de selección, se observan en la Tabla 2. Para cada escenario 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 DRs (C.D.), y de sustitución de conductos (C.C.), e l 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).

Tabla 2: Resultados de la aplicación de criterios de selección en la Red Ayurá con el método 1 para la SSR.

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	512,115.53	34,135.36	477,980.17	-	697	0	14	73
R2	86	32	10	10	429,775.67	3,085.77	274,179.70	152,510.20	1226	38	6	118
R3.1A.0	80	32	10	10	419,641.54	3,390.61	279,590.02	136,660.91	1173	32	7	112
R3.1A.1	78	32	25	40	404,039.45	5,386.33	114,261.69	284,391.43	2192	57	3	160
R3.1.0	80	19	10	10	407,747.82	9,659.44	158,649.75	239,438.63	1034	47	3	99
R3.1.1	79	19	25	40	396,522.59	5,117.80	150,714.47	240,690.31	1893	47	5	140
R3.2.0	72	17	10	10	397,835.21	10,851.28	187,399.41	199,584.53	928	43	4	89
R3.2.1	68	14	25	40	383,994.93	2,129.00	178,110.12	203,755.81	1458	44	3	117
R3.3.0	67	12	10	10	377,940.98	3,603.93	200,579.26	173,757.80	833	43	4	79
R3.3.1	64	11	25	40	390,541.87	4,588.22	76,001.69	309,951.97	1366	50	2	107

De la Tabla 2, se observa que el peor valor de la F.O. recae en el escenario R1, correspondiente únicamente a la instalación de DRs, siendo evidente en el resto de escenarios obtienen mejores resultados usando la metodología que combina la instalación de DRs y la sustitución de conductos, siendo el escenario R3.2.1 la mejor opción, ya que luego de la optimización final ofrece una F.O. menor valor (383,994.93) y el menor valor asociado a los costes de Inundación (2,129.00). El escenario que presenta una menor magnitud del problema de optimización y por lo tanto una reducción eficiente de la DV corresponde al escenario R3.3.1 asociado al criterio de selección 3, a diferencia de los demás criterios definidos, que tras el proceso de optimización final presentan valores de magnitud más elevados.

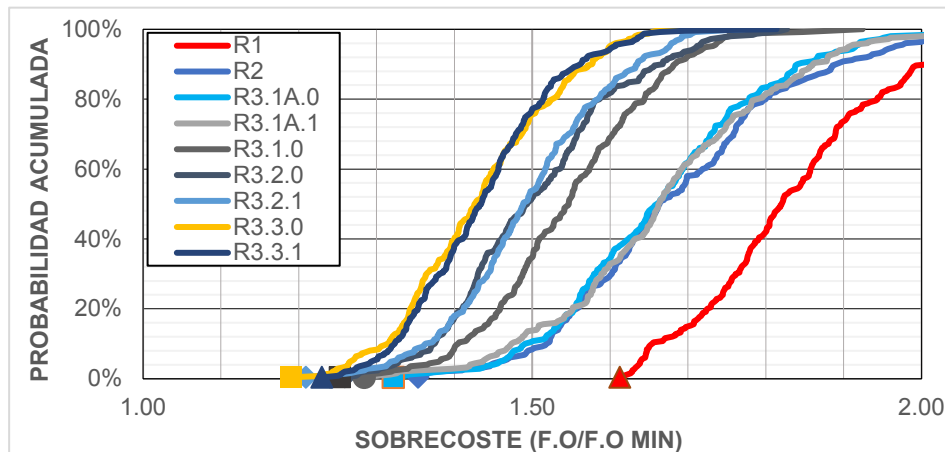
La Tabla 3, presenta el número medio total de iteraciones requeridas por el grupo Nit de soluciones de cada uno de los escenarios asociados a un criterio de selección de DV hasta converger a un valor de F.O. en la optimización final, este valor medio de iteraciones totales se lo liga al parámetro tiempo definido en la validación de la metodología. Se observa que el criterio de selección que mejor rendimiento presenta corresponde al criterio de selección 3 que reduce el tiempo de simulación en un 22.05% (4122 iteraciones) respecto al criterio 1A que presenta el mayor valor de iteraciones (5288 iteraciones).

Tabla 3: Resumen de Iteraciones medias totales en la aplicación del método de reducción simultánea del espacio de soluciones.

CRITERIO	I medio TOTAL	Iteraciones respecto a C1 (%)
C1	5288	100.00
1	4850	91.72
2	4309	81.49
3	4122	77.95

La SSR se presenta en la Figura 5, mediante la representación gráfica de la probabilidad acumulada vs el sobrecoste de los valores de la F.O. obtenidos en cada escenario de optimización, esta identifica el valor mínimo de la F.O. en cada escenario representado en el eje X.

Figura 5: Espacio de soluciones obtenido por cada criterio de selección.



En la Figura 5, se observa que las gráficas correspondientes a los escenarios R3.3.0 y R3.3.1 asociados al criterio 3 define una mejor SSR además de presentar una razón de sobrecoste menor en la relación al resto de escenarios y sus criterios de selección. El Criterio R3.3.1 permite obtener el 80% de soluciones con un sobrecoste que abarca entre el 1.1 a 1.5. La F.O mínima que se emplea como mínimo global es obtenida por el método de reducción simultanea del espacio de soluciones.

Método 2. Reducción simultánea del espacio de soluciones

La aplicación del método 2 sobre la Red de Ayurá y sus respectivos criterios de selección de las DV ha permitido obtener los resultados que se presentan la Tabla 4. Como resultado de

la optimización final, el escenario R3.3.1 converge a una F.O. de menor valor (317,546.37) y que representa al valor mínimo encontrado en la optimización de la red en el desarrollo de este trabajo. Además, este escenario asociado al criterio de selección 3, presenta una menor magnitud del problema de optimización y por lo tanto una eficiente eliminación de las DV, presentando una diferencia de magnitud importante respecto a los demás criterios de selección al desarrollarse la optimización final.

Tabla 4: Resultados de la aplicación de criterios de selección en la Red Ayurá con el método de reducción simultánea del espacio de soluciones.

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	384,224.19	5,857.98	317,426.29	60,939.91	1488	20	8	159
R3.1.0	77	32	10	10	394,342.32	2,193.60	237,544.55	154,604.17	1014	37	6	109
R3.1.1	76	24	25	40	366,688.39	4,403.28	118,411.66	243,873.45	1971	49	2	144
R3.2.0	58	22	10	10	339,087.39	2,325.84	215,898.07	120,863.47	857	31	5	80
R3.2.1	53	15	25	40	352,416.36	1,982.83	199,138.53	151,295.01	1287	35	5	98
R3.3.0	44	17	10	10	337,536.46	4,430.20	242,957.40	90,148.86	634	27	6	61
R3.3.1	43	12	25	40	317,546.37	6,767.08	197,300.94	113,478.35	964	29	5	79

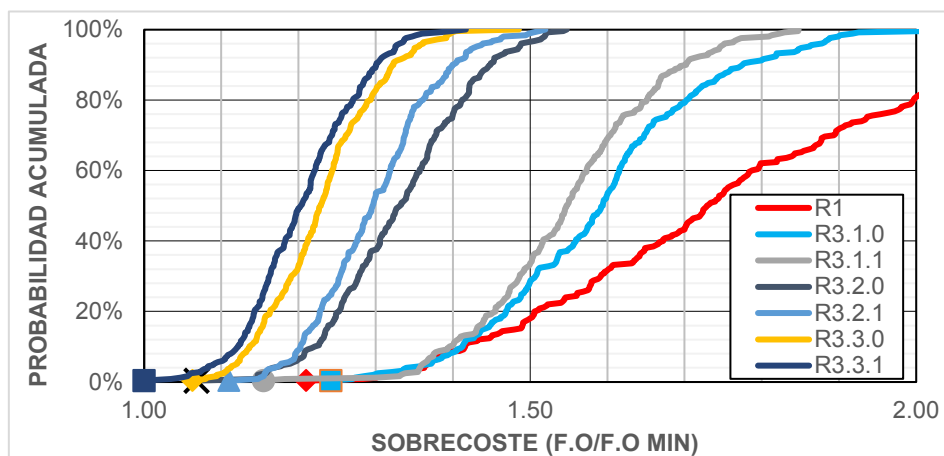
La Tabla 5, presenta las iteraciones medias totales que hace referencia al tiempo de simulación establecido como un parámetro de validación del método. El criterio de selección 3 presenta el mejor rendimiento para la obtención de un valor mínimo de la F.O. (3086 iteraciones), tras el proceso de optimización final, el criterio permite reducir en un 31.01% respecto al criterio 1 que obtiene el mayor número de iteraciones (4473).

Tabla 5: Resumen de Iteraciones medias totales en la aplicación del método de reducción simultánea del espacio de soluciones.

CRITERIO	I medio TOTAL	Iteraciones respecto a C1 (%)
1	4473	100.00
2	3632	81.20
3	3086	68.99

La Figura 6 representa la reducción del SS, el valor mínimo de la F.O. de cada escenario se representa mediante una forma geométrica en el eje X. Las gráficas generadas a partir de la aplicación de criterio de selección 3 de las DV presenta una mejor SSR referente al resto de criterios.

Figura 6: Espacio de soluciones obtenidos por cada criterio de selección.



El escenario R3.3.1 permite la obtención del valor mínimo de la F.O por lo tanto la curva abarca la razón de sobrecoste de 1, abarcando el 90% de soluciones con un sobrecoste de hasta 1.3 sobre el valor mínimo.

4.3 Análisis de Resultados

De la tabla 2, correspondiente a los resultados del método 1 se observa que, a pesar de la aplicación de los criterios de selección de las DV el método no garantiza una adecuada eliminación de las variables, siendo así que el valor mínimo alcanzado de la F.O. (377,940.98) se obtiene con el escenario R3.2.0, optimizado con una discretización gruesa. El método ocasiona que se mantenga un elevado número de DV en cada uno de los escenarios estudiados dificultando al algoritmo converger a un valor de la F.O menor, de forma que, el escenario R3.3.1 (390,541.87) proveniente de la optimización final establecida con discretización fina de la DV es mayor al valor encontrado en su escenario precedente. Por otra, la aplicación de los criterios de selección en el método 2 ocasiona que la optimización final en el escenario R3.3.1 converja al valor mínimo de la F.O (317,546.37), obteniendo el menor valor de todos escenarios, además, que ha permitido encontrar un valor de la F.O que representa el mínimo del desarrollo de este trabajo. La eliminación de las variables en el método ocasiona que todos los escenarios provenientes de la iteración final de la aplicación de los diferentes criterios de selección sean menor a su escenario precedente, esto permite aseverar que la aplicación del método 2 garantiza una adecuada eliminación de las variables de decisión.

Del análisis de la magnitud de los problemas de optimización en los métodos 1 y 2, de lo observado en las Tablas 3 y 5 correspondientes al tiempo de simulación y de las gráficas de probabilidad acumulada representadas en las Figuras 5 y 6, se observa que, el criterio 3 es más eficaz en la SSR.

Por lo tanto, la aplicación del método 2 asociado al criterio de selección 3 de las DV permite obtener una adecuada reducción del SS, de forma que permite al algoritmo converger a un resultado óptimo dando solución al problema de optimización.

5. Conclusiones

De la metodología propuesta y de los resultados obtenidos en el estudio es posible extraer las siguientes conclusiones:

- Se planteó dos métodos para la SSR, en los cuales se ha evaluado un criterio de selección de las variables de decisión definido como criterio 3. En definitiva, el criterio 3 permite una mejor reducción del espacio de soluciones y de la magnitud del problema de optimización, además, el criterio consigue reducir significativamente el número de iteraciones media respecto a los demás criterios de selección aplicados.
- El método simultáneo para la reducción del espacio de soluciones obtiene mejores resultados en todos los criterios implementados en la comparación de metodologías con respecto al método escalonado. El método simultáneo permite al algoritmo encontrar una F.O mínima en todo el estudio.

Futuros desarrollos han de permitir implementar mejoras en la aplicación del método simultáneo para la SSR que permita una mejor eficiencia del algoritmo de optimización, es decir, facilitar al algoritmo aumentar la repetitividad de los resultados.

REFERENCIAS

- Afshar, M. H. (2006). Application of a genetic algorithm to storm sewer network optimization. *Scientia Iranica*, 13(3), 234–244.
- Afshar, M. H. (2011). Rebirthing genetic algorithm for storm sewer network design. *Scientia Iranica*, 19(1), 11–19. (doi:10.1016/j.scient.2011.12.005)
- Bayas-Jiménez, L., Iglesias-Rey, P. L., & Martínez-Solano, F. J. (2019). Multi-Objective Optimization of Drainage Networks for Flood Control in Urban Area Due to Climate Change. 4th International Electronic Conference on Water Sciences (ECWS-4), (doi:10.3390/ECWS-4-06451)
- Bellman, R. (1961). On the approximation of curves by line segments using dynamic programming. *Communications of the ACM*, 4(6), 284. (doi:10.1145/366573.366611)
- Cunha, M. C., Zeferino, J. A., Simões, N. E., Santos, G. L., & Saldarriaga, J. G. (2017). A decision support model for the optimal siting and sizing of storage units in stormwater drainage systems. *International Journal of Sustainable Development and Planning*, 12(1), 122–132. (doi:10.2495/SDP-V12-N1-122-132)
- Deb, K., Pratap, A., Agarwal, S., & Meyarivan, T. (2002). A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 6(2), 182–197. (doi:10.1109/4235.996017)
- Gaudio, R., Penna, N., & Viteritti, V. (2016). A combined methodology for the hydraulic rehabilitation of urban drainage networks. *Urban Water Journal*, 13(6), 644–656. (doi:10.1080/1573062X.2015.1012839)
- Glover, F. (1989). Tabu Search—Part I. *ORSA Journal on Computing*, 1(3), 190–206. (doi:10.1287/ijoc.1.3.190)
- Goldberg, D. E., Korb, B., & Deb, K. (1989). *Messy Genetic Algorithms: Motivation, Analysis, and First Results*. *Complex Systems* (Vol. 3).
- Halhal, D., Walters, G. A., Ouazar, D., & Savic, D. A. (1997). Water network rehabilitation with structured messy genetic algorithm. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 123(3), 137–145. (doi:10.1061/(asce)0733-9496(1997)123:3(137))
- Holland, J. H. (1975). Adaptation in natural and artificial systems Ann Arbor. *The University*

of Michigan Press, 1, 975.

- Liang, L. Y., Thompson, R. G., & Young, D. M. (2004). Optimising the design of sewer networks using genetic algorithms and tabu search. *Engineering, Construction and Architectural Management*, 11(2), 101–112. (doi:10.1108/09699980410527849)
- Martínez-Solano, F. J., Iglesias-Rey, P. L., Saldarriaga, J. G., & Vallejo, D. (2016). Creation of an SWMM toolkit for its application in urban drainage networks optimization. *Water (Switzerland)*, 8(6). (doi: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. (doi: 10.1007/s11269-013-0400-6)
- Ngamalieu-Nengoue, U. A., Iglesias-Rey, P. L., & Martínez-Solano, F. J. (2019). Urban Drainage Networks Rehabilitation Using Multi-Objective Model and Search Space Reduction Methodology. *Infrastructures*, 4(2), 35. (doi: 10.3390/infrastructures4020035)
- Ngamalieu-Nengoue, U. A., Iglesias-Rey, P. L., Martínez-Solano, F. J., Mora-Meliá, D., & Saldarriaga, J. G. (2019). Urban drainage network rehabilitation considering storm tank installation and pipe substitution. *Water (Switzerland)*, 11(3). (doi:10.3390/w11030515)
- Rossman, L. A. (2009). Storm water management model (SWMM) user's manual version 5.0. *Cincinnati, OH*, 45268.
- Sophocleous, S., Savić, D., & Kapelan, Z. (2019). Leak Localization in a Real Water Distribution Network Based on Search-Space Reduction. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 145(7), 04019024. (doi:10.1061/(ASCE)WR.1943-5452.0001079)
- Tekeli, S., & Belkaya, H. (1986). Computerized layout generation for sanitary sewers. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 112(4), 500–515. (doi: 10.1061/(ASCE)0733-9496(1986)112:4(500))
- Vojinovic, Z., Sahlu, S., Torres, A. S., Seyoum, S. D., Anvarifar, F., Matungulu, H., ... Kapelan, Z. (2014). Multi-objective rehabilitation of urban drainage systems under uncertainties. *Journal of Hydroinformatics*, 16(5), 1044–1061. (doi: 10.2166/hydro.2014.223)
- Yazdi, J., Lee, E. H., & Kim, J. H. (2015). Stochastic multiobjective optimization model for urban drainage network rehabilitation. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 141(8). (doi: doi.org/10.1061/(ASCE)WR.1943-5452.0000491)
- 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. (doi:10.1111/jfr3.12143)

