



CALIBRACIÓN DE SISTEMAS REALES DE ABASTECIMIENTOS DE AGUA, DESAFÍOS Y SOLUCIONES PROPUESTAS A UN CASO DE ESTUDIO EN BELO HORIZONTE, BRASIL

**Carlos Bonilla^{1,4}, Gustavo Meirelles², Bruno Brentan², Idel Montalvo³,
Joaquín Izquierdo⁴**

¹Universidad de Pamplona / Grupo de Investigación Etenoha, Facultad de Ingenierías y
Arquitectura, Pamplona 543050, Colombia

²Universidade Federal de Minas Gerais / Departamento de Engenharia Hidráulica e
Recursos Hídricos, Escola de Engenharia, Belo Horizonte 31270-901, Brasil

³IngeniousWare GmbH, Brauerstraße 3a, 76137 Karlsruhe, Alemania

⁴Universitat Politècnica de València / Fluing-IMM, 46022 Valencia, España

¹*carlos.bonilla@unipamplona.edu.co*

RESUMEN

En la actualidad existen diferentes metodologías para la calibración de las redes de distribución de agua potable; su finalidad es determinar los valores más adecuados de diferentes parámetros de los elementos de la red. Contrastar los valores monitorizados con los valores calculados por los modelos hidráulicos es un ejercicio imprescindible para estimar la confiabilidad de los resultados de la modelación. En los sistemas reales, realizar una calibración se convierte en un problema complejo que depende principalmente de las herramientas que nos permitan obtener información del funcionamiento del sistema durante un periodo de tiempo apropiado. Generalmente estos datos son limitados debido al costo asociado a la monitorización. Este artículo desarrolla la calibración de un sistema real que presenta una cantidad reducida en los datos de monitorización. Se cuenta con dos sensores de caudal y cuatro sensores de presión instalados en un periodo limitado de tiempo y que registran los datos del flujo y presión durante cada hora del día. Se realizó la calibración empleando un algoritmo evolutivo desarrollado en Python, basado en la optimización por enjambre de partículas realizando el ajuste de los patrones de demanda y la rugosidad. Como resultado se obtuvo un modelo hidráulico calibrado y confiable. Los resultados muestran que es posible calibrar una red con gran precisión a partir de un número limitado de sensores.

Palabras clave

Sistemas de distribución de agua, calibración, optimización por enjambre de partículas.

1. INTRODUCCIÓN

Los sistemas de distribución de agua (SDA) tienen como función primordial suministrar agua a una población, garantizando la calidad y cantidad demandada con una presión adecuada en todos los puntos de la red [1]. Mediante la gestión del agua se implementan tecnologías digitales que permiten monitorizar y mejorar el control de los SDA. Para realizar estas acciones de gestión es indispensable contar con un modelo matemático que represente el comportamiento hidráulico de la red, el cual se denomina modelo hidráulico [2].

Un modelo hidráulico es una herramienta fundamental de apoyo para las empresas de agua. Permite mejorar el rendimiento y la confiabilidad de un SDA mediante las predicciones y estimaciones realizadas en diferentes escenarios de análisis [3]. La confiabilidad y precisión de un modelo de simulación hidráulica está asociado con la capacidad de reproducir un sistema real de tal forma que el error entre los valores medidos y simulados de presión y caudal sea mínimo [4]. Este error puede reducirse mediante un proceso de calibración que ajuste los parámetros que controlan el comportamiento de la red, tales como la rugosidad de las tuberías, las demandas nodales, los patrones de demanda o la inclusión de fugas [5][6][7].

Existen diferentes metodologías para la calibración de las redes de distribución de agua potable y se pueden incluir en dos categorías, los algoritmos deterministas y los enfoques metaheurísticos [8]. Algunos ejemplos de algoritmos deterministas son el método del gradiente reducido general [9], método de Gauss-Newton [10] y el método Levenberg-Marquardt [11]. En los enfoques metaheurísticos se destacan los algoritmos evolutivos como por ejemplo los algoritmos genéticos, las redes neuronales artificiales, la optimización por colonia de hormigas y la optimización por enjambre de partículas (PSO¹) [12]. En diferentes investigaciones se han propuesto algoritmos evolutivos con soluciones basadas en enfoque de objetivo único o multiobjetivo, ya sea utilizando el ajuste de uno o varios parámetros hidráulicos de un SDA [13].

En la actualidad los algoritmos evolutivos son muy utilizados en la solución de problemas de optimización y calibración, agrupando las variables de decisión en función de propiedades y características similares de una red, lo cual mejora la eficiencia en la búsqueda de soluciones. Estas soluciones se basan en los datos de monitorización disponibles de un SDA, que generalmente son limitados por el coste asociado a la instalación y operación de los sensores de medición, lo cual conlleva a que la calibración se convierta en un problema con múltiples soluciones [8]. Este problema se aborda en el caso de estudio analizado en este trabajo, en el SDA de la ciudad de Belo Horizonte en Brasil.

Este artículo tiene por objeto desarrollar la calibración de un sistema real de abastecimiento de agua y se plantea un procedimiento para calibrar el modelo hidráulico a partir de caudales y presiones monitorizadas en campo, ajustando los patrones de demanda de la red y las rugosidades de las tuberías. Los problemas referentes a la reducida cantidad de información de monitorización con relación al número de variables a calibrar se resuelven mediante un algoritmo evolutivo desarrollado en Python, basado en la optimización por enjambre de partículas. El algoritmo permite minimizar las variaciones existentes entre los resultados de la simulación hidráulica y los valores medidos en campo.

Los resultados muestran un modelo hidráulico calibrado a partir de un número limitado de sensores y que representa de forma adecuada el modelo físico del sistema real. El modelo

¹ PSO (Particle Swarm Optimization)

SMART WATER:

Transición hacia sistemas inteligentes, sostenibles y resilientes

calibrado se convierte en una herramienta de apoyo fundamental para la empresa de agua de Belo Horizonte en la toma de decisiones y la gestión del agua de un sistema real.

2. METODOLOGÍA

2.1 FUNCIÓN OBJETIVO Y MÉTODO DE CALIBRACIÓN

En la calibración, el objetivo es minimizar la diferencia entre los valores simulados y monitorizados. En este trabajo se propone como función objetivo del modelo de optimización, minimizar el error cuadrático medio (RMSE) que existe entre los valores de presión (vector **P**) medidos y simulados, como se muestra en la ecuación (1) y los valores del flujo (vector **Q**) en las tuberías medidos y simulados, como se muestra en la ecuación (2).

$$\text{Minimizar RMSE}(\mathbf{P}) = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (P_{mon_i} - P_{sim_i})^2}{n}} \quad (1)$$

$$\text{Minimizar RMSE}(\mathbf{Q}) = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^m (Q_{mon_j} - Q_{sim_j})^2}{m}} \quad (2)$$

En las ecuaciones (1) y (2), n es el número de nodos y m es el número de tuberías en la red; P_{mon_i} es la presión monitorizada y P_{sim_i} es la presión simulada; Q_{mon_j} es el caudal medido y Q_{sim_j} es el caudal simulado. Los patrones de demanda de la red y las rugosidades de las tuberías son las variables de decisión del problema de optimización.

En este estudio se plantea un procedimiento multiobjetivo de calibración y que puede resumirse en los siguientes pasos: 1) Se analizan los datos de monitorización de cada sensor de caudal y presión y se determinan los valores promedio para 24 horas. 2) Con los datos de caudal, se calcula la relación entre el valor promedio medido cada hora y el valor promedio del total de datos monitorizados. Esta relación permite conocer el factor correspondiente a cada hora del día y construir el patrón de demanda inicial asociado a cada sensor de flujo. 3) Se identifican las áreas de influencia de cada patrón y en los nodos ubicados en cada zona se asignan los respectivos patrones de demanda. 4) Se cargan las librerías en Python (WNTR y PYSWARM) y se ejecuta el modelo hidráulico en periodo extendido. 5) Se crea una base de datos con las mediciones de presión y caudal de cada sensor, así como la información de los nodos y tuberías asociadas a estos sensores. 6) Se realiza la comparación entre los resultados de la simulación y las mediciones con los valores de los nodos y las tuberías del punto anterior. Se estima el RMSE total del modelo. 7) Las partículas PSO se inicializan con valores aleatorios para iterar cada factor horario de los patrones de demanda existentes, identificando el factor más adecuado de cada hora que minimice el RMSE de los valores medidos y simulados de presión y caudal. 8) Por último se ajustan los valores de rugosidad para buscar un mejor resultado de los RSME obtenidos del modelo.

2.2 OPTIMIZACIÓN POR ENJAMBRE DE PARTÍCULAS (PSO)

El algoritmo PSO es un método de optimización metaheurístico propuesto por Eberhart y Kennedy [14], inspirado en el comportamiento social de una bandada o enjambre de aves durante la trayectoria que realizan para alcanzar un destino deseado pero de cierta forma

SMART WATER:

Transición hacia sistemas inteligentes, sostenibles y resilientes

desconocido. Cada ave contiene una posible solución al problema y puede ser denominada como una partícula, lo cual genera un número determinado de posibles soluciones en cada ciclo o iteración t . Cada partícula i inicia en una posición $[X_i]$ y se mueve con una velocidad propia $[V_i]$. Cada solución se actualiza a partir de la experiencia individual y la experiencia de todo el enjambre y es mediante las ecuaciones (3) y (4). Este proceso se repite hasta alcanzar la posición deseada o cumplir una condición de parada establecida previamente.

$$V_i^{t+1} = wV_i^t + C_1r_1(\text{pbest}_i - X_{ij}^t) + C_2r_2(\text{gbest} - X_i^t) \quad (3)$$

$$X_i^{t+1} = X_i^t + V_i^{t+1} \quad (4)$$

En la ecuación (3), $[\text{pbest}_i]$ es la mejor posición que alguna vez ha alcanzado la partícula y $[\text{gbest}]$ es la mejor solución del conjunto de partículas; w es un factor de inercia que controla el impacto de la historia de las velocidades en la velocidad actual; se puede estimar con ecuaciones propuestas en la literatura; para este estudio, el valor adoptado fue de 1.10; r_1 y r_2 son funciones aleatorias independientes que toman valores entre 0 y 1; C_1 es la constante de aprendizaje individual y C_2 es la constante de aprendizaje colectivo; generalmente varían de 0.2 a 4.0; se adoptó para C_1 y C_2 un valor de 1.49.

Este trabajo desarrolló un algoritmo evolutivo de calibración basado en PSO y creado en lenguaje de programación Python, que utiliza la librería WNTR (Water Network Tool for Resilience) [15] y la librería PYSWARMS [16].

3. RESULTADOS

3.1 CASO DE ESTUDIO

La red analizada corresponde al sistema real de distribución de la ciudad de Belo Horizonte en Brasil. El modelo hidráulico tiene 6580 nudos, 6932 tuberías, 41 válvulas, 4 bombas, 1 tanque y 1 reservorio. Una longitud total de las tuberías de 293.73 kilómetros, con diámetros que varían entre 50 y 1000 milímetros y con materiales en PVC, hierro dúctil y concreto. Para el desarrollo de la calibración se tomaron como datos de partida las demandas base de los nodos que fueron establecidas por la empresa de agua de Belo Horizonte y las rugosidades asignadas en el modelo hidráulico inicial creado en EPANET. En la figura 1(a) se muestra la configuración general del SDA del caso de estudio.

3.2 MONITORIZACIÓN

El sistema real analizado presenta una cantidad reducida de datos de monitorización, se cuenta con dos sensores de caudal y cuatro sensores de presión instalados en la red. Se registraron los datos de flujo y presión durante cada hora del día, entre noviembre del año 2022 y enero del año 2023. En la figura 1(b) se muestra la ubicación de los sensores en la red. Los sensores de caudal se asocian a las tuberías EMM0000114 y EMM0000117 y los sensores de presión se asocian a los nodos CAP0074651, CAP0019409, INT0056898 e INT0026648. En la figura 2(a) se muestran los caudales promedio medidos en 24 horas, los valores mínimos y máximos registrados fueron de 45.59 y 237.3 litros por segundo (l/s). En la figura 2(b) se observan las presiones promedio medidas en 24 horas, los valores mínimos y máximos registrados fueron de 18.2 y 59.2 metros columna de agua (mca).

SMART WATER:

Transición hacia sistemas inteligentes, sostenibles y resilientes

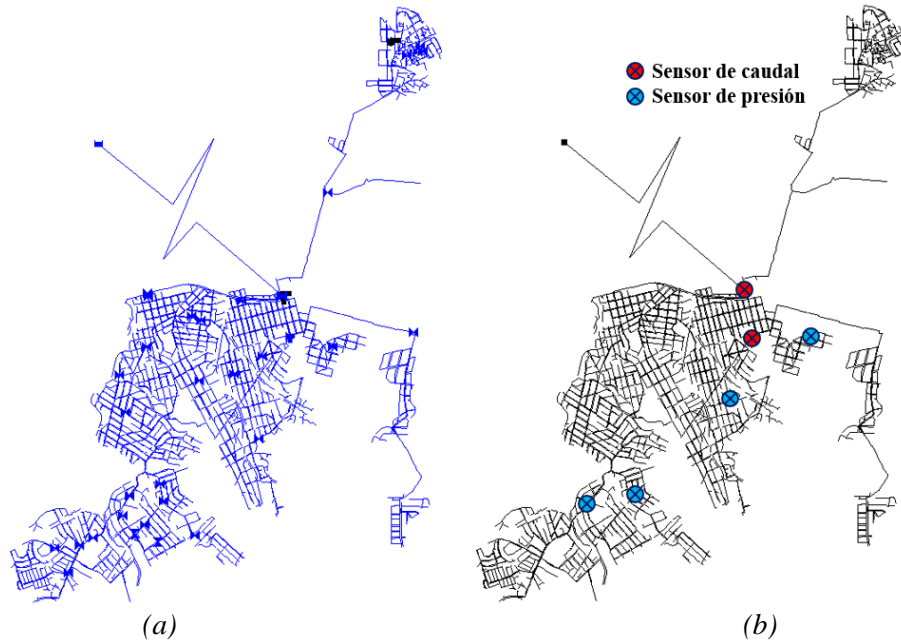


Figura 1. (a) Configuración general del SDA. (b) Ubicación de los sensores.

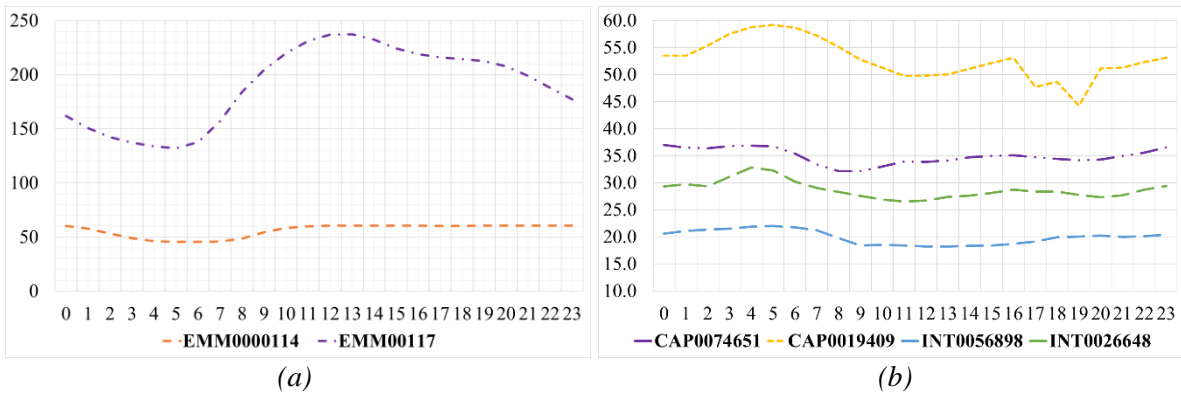


Figura 2. (a) Caudales promedio monitorizados. (b) Presiones promedio monitorizadas.

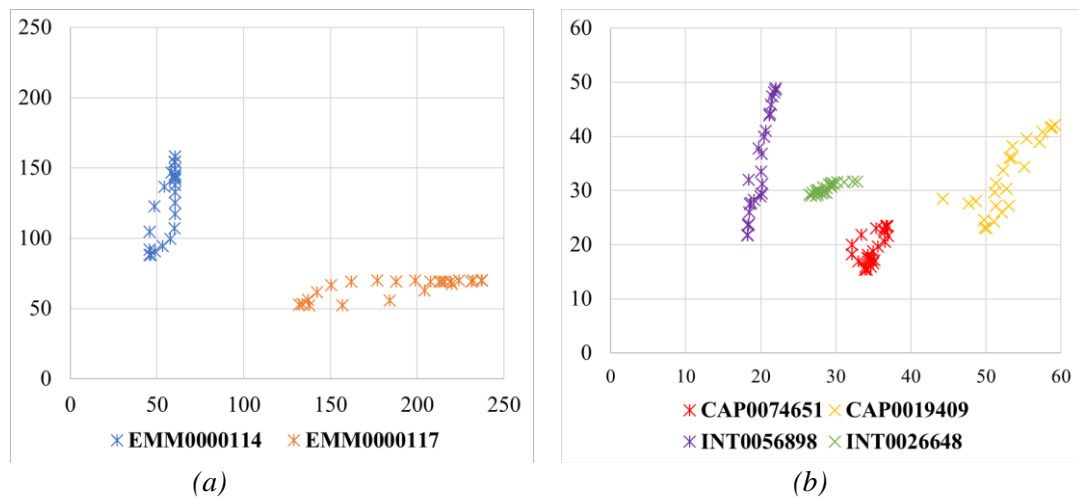


Figura 3. Datos monitorizados vs simulados (a) Caudales. (b) Presiones.

SMART WATER:

Transición hacia sistemas inteligentes, sostenibles y resilientes

En la figura 3 se observa el gráfico de dispersión que refleja la diferencia existente entre los datos medidos y los resultados obtenidos de la simulación. La figura 3(a) muestra los caudales y la figura 3(b) las presiones. Existe una diferencia notable entre los datos monitorizados y los resultados de la simulación hidráulica, lo cual refleja un error considerable en el modelo hidráulico inicial.

3.3 RESULTADOS DE LA CALIBRACIÓN

Al realizar la calibración del modelo se ajustaron los patrones de consumo, se identificaron los factores horarios que logran minimizar el RMSE para cada hora de la simulación en comparación con los datos medidos. Para el caso de estudio se tienen dos patrones de consumo diferentes. Los valores ajustados de cada hora se observan en la figura 4 y los datos obtenidos con el ajuste se muestran en la tabla 1.

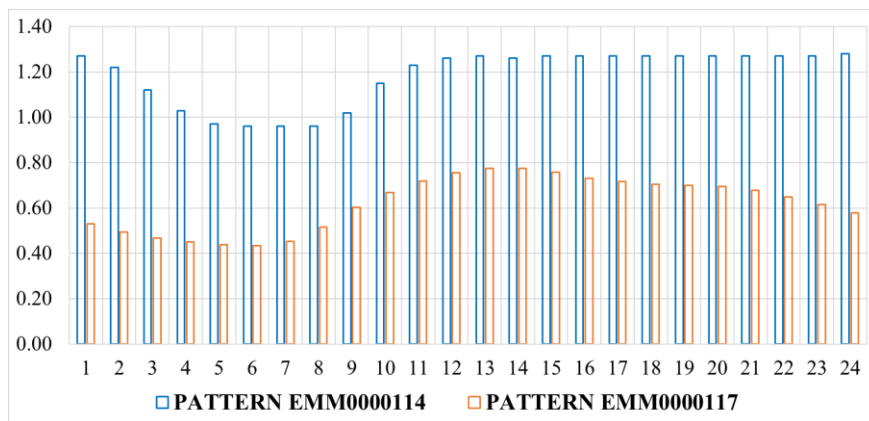


Figura 4. Patrones de consumo ajustados con la calibración.

Tabla 1. Factores de consumo ajustados

Patrón	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
EMM00114	1.27	1.22	1.12	1.03	0.97	0.96	0.96	0.96	1.02	1.15	1.23	1.26
EMM00117	0.53	0.49	0.47	0.45	0.44	0.43	0.45	0.52	0.60	0.67	0.72	0.76
Patrón	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24
EMM00114	1.27	1.26	1.27	1.27	1.27	1.27	1.27	1.27	1.27	1.27	1.27	1.28
EMM00117	0.77	0.77	0.76	0.73	0.72	0.71	0.70	0.70	0.68	0.65	0.61	0.58

Se ajustaron los valores horarios de los patrones del modelo hidráulico. El valor mínimo obtenido fue de 0.96 y el valor máximo de 1.28 para el patrón EMM0000114. En el patrón EM0000117 se tiene una curva más variada con un valor mínimo de 0.43 y un valor máximo de 0.77. Los patrones muestran factores horarios con pocas variaciones a lo largo del día; esto se debe a que la zona de estudio es abastecida por bombeo.

Incluidos los nuevos patrones, se realizó el ajuste las rugosidades de las tuberías, encontrando que la variación de este parámetro no presenta un cambio significativo en el modelo calibrado. Se obtuvo que los valores de caudal presentan un mejor ajuste, obteniendo el menor RMSE de todos los sensores, igual a 1.654. Por el contrario, al comparar el ajuste obtenido en los datos de presión, los resultados obtenidos presentan RMSE mayores que varían entre 3.425 y 6.615, lo cual evidencia que aún existe una dispersión importante entre los valores monitorizados y los simulados. En las Figuras 4a y 4b se observan los gráficos de

SMART WATER:

Transición hacia sistemas inteligentes, sostenibles y resilientes

dispersión de caudal y presión después de la calibración y en la tabla 2 los valores obtenidos de RSME para cada sensor.

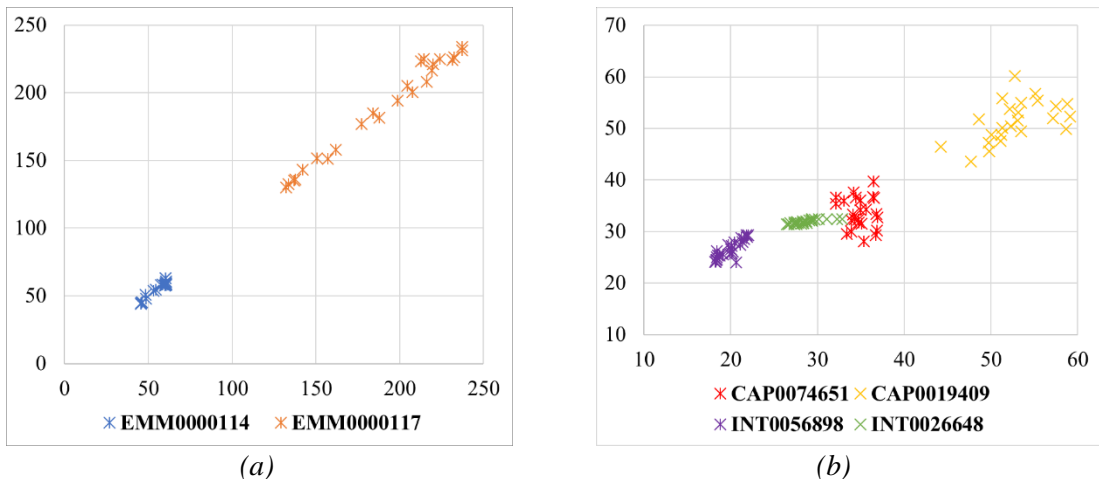


Figura 5. Datos monitorizados vs simulados calibrados (a) Presiones. (b) Caudales.

Tabla 2. Valores de RMSE obtenidos para cada sensor

Sensor	RMSE	Sensor	RMSE
EMM00114	1.654	CAP0019409	3.869
EMM00117	5.130	INT0056898	6.615
CAP0074651	3.627	INT0026648	3.425

4. CONCLUSIONES

Se realizó la calibración de la red con base en los datos de monitorización existentes y empleando un algoritmo evolutivo de calibración basado en la optimización por enjambre de partículas. Como resultado se obtuvo un modelo hidráulico calibrado, los datos medidos en campo presentan una variación aceptable en comparación con los resultados de la simulación hidráulica. Los resultados muestran que es posible determinar de forma aproximada las presiones en los nodos, así como los flujos en las tuberías a partir de un número limitado de sensores. Para realizar la calibración de un modelo hidráulico se recomienda iniciar por ajustar los patrones de demanda de la red, empleando como función objetivo las diferencias entre los datos medidos y los simulados. Los valores horarios de cada patrón serán optimizados en función del mínimo RMSE calculado para cada hora, en los nodos monitorizados. Por último, se ajustan las rugosidades de las tuberías para mejorar los resultados del RSME total del modelo; para este SDA la variación de este parámetro no presentó un cambio significativo en la calibración. El modelo hidráulico calibrado se convierte en una herramienta de apoyo fundamental para las empresas de agua y específicamente para la empresa de agua de Belo Horizonte en la toma de decisiones en la gestión del agua en los sistemas reales de abastecimiento.

REFERENCIAS

[1] L. K. Letting, Y. Hamam, and A. M. Abu-Mahfouz, “Estimation of Water Demand in Water Distribution Systems Using Particle Swarm Optimization,” *Water* 2017, Vol. 9, Page 593, vol. 9, no. 8, p. 593, Aug. 2017, doi: 10.3390/W9080593.

[2] Ó. T. Vegas Niño, “Nuevas herramientas para la gestión técnica de redes de

SMART WATER:

Transición hacia sistemas inteligentes, sostenibles y resilientes

- distribución de agua basadas en el modelo matemático y la topología de la red.,” Universitat Politècnica de València, Valencia (Spain), 2023. doi: 10.4995/Thesis/10251/192474.
- [3] S. Hossain, G. A. Hewa, C. W. K. Chow, and D. Cook, “Modelling and Incorporating the Variable Demand Patterns to the Calibration of Water Distribution System Hydraulic Model,” *Water 2021, Vol. 13, Page 2890*, vol. 13, no. 20, p. 2890, Oct. 2021, doi: 10.3390/W13202890.
- [4] G. Meirelles, D. Manzi, B. Brentan, T. Goulart, and E. Luvizotto, “Calibration Model for Water Distribution Network Using Pressures Estimated by Artificial Neural Networks,” *Water Resour. Manag.*, vol. 31, no. 13, pp. 4339–4351, Oct. 2017, doi: 10.1007/S11269-017-1750-2/METRICS.
- [5] M. Dini and M. Tabesh, “A New Method for Simultaneous Calibration of Demand Pattern and Hazen-Williams Coefficients in Water Distribution Systems,” *Water Resour. Manag.*, vol. 28, no. 7, pp. 2021–2034, May 2014, doi: 10.1007/S11269-014-0592-4/FIGURES/6.
- [6] Z. Alves, J. Muranho, T. Albuquerque, and A. Ferreira, “Water Distribution Network’s Modeling and Calibration. A Case Study based on Scarce Inventory Data,” *Procedia Eng.*, vol. 70, pp. 31–40, Jan. 2014, doi: 10.1016/J.PROENG.2014.02.005.
- [7] L. Berardi and O. Giustolisi, “Calibration of Design Models for Leakage Management of Water Distribution Networks,” *Water Resour. Manag.*, vol. 35, no. 8, pp. 2537–2551, Jun. 2021, doi: 10.1007/S11269-021-02847-X/FIGURES/6.
- [8] Q. Zhao, W. Wu, A. R. Simpson, and A. Willis, “Simpler Is Better—Calibration of Pipe Roughness in Water Distribution Systems,” *Water (Switzerland)*, vol. 14, no. 20, p. 3276, Oct. 2022, doi: 10.3390/W14203276/S1.
- [9] K. E. Lansey and C. Basnet, “Parameter Estimation for Water Distribution Networks,” *J. Water Resour. Plan. Manag.*, vol. 117, no. 1, pp. 126–144, Jan. 1991, doi: 10.1061/(ASCE)0733-9496(1991)117:1(126).
- [10] P. V. N. Reddy, K. Sridharan, and P. V. Rao, “WLS Method for Parameter Estimation in Water Distribution Networks,” *J. Water Resour. Plan. Manag.*, vol. 122, no. 3, pp. 157–164, May 1996, doi: 10.1061/(ASCE)0733-9496(1996)122:3(157).
- [11] “Numerical Recipes 3rd Edition: The Art of Scientific Computing - William H. Press, Saul A. Teukolsky, William T. Vetterling, Brian P. Flannery.
- [12] A. Moghaddam, M. Mokhtari, M. Afsharnia, and R. P. Minaee, “Simultaneous Hydraulic and Quality Model Calibration of a Real-World Water Distribution Network,” *J. Water Resour. Plan. Manag.*, vol. 146, no. 6, p. 06020007, Mar. 2020, doi: 10.1061/(ASCE)WR.1943-5452.0001209.
- [13] A. Zanfei, A. Menapace, S. Santopietro, and M. Righetti, “Calibration Procedure for Water Distribution Systems: Comparison among Hydraulic Models,” *Water 2020, Vol. 12, Page 1421*, vol. 12, no. 5, p. 1421, May 2020, doi: 10.3390/W12051421.
- [14] R. Eberhart and J. Kennedy, “New optimizer using particle swarm theory,” *Proc. Int. Symp. Micro Mach. Hum. Sci.*, pp. 39–43, 1995, doi: 10.1109/MHS.1995.494215.
- [15] K. A. Klise, M. Bynum, D. Moriarty, and R. Murray, “A software framework for assessing the resilience of drinking water systems to disasters with an example earthquake case study,” *Environ. Model. Softw.*, vol. 95, pp. 420–431, 2017, doi: 10.1016/J.ENVSOF.2017.06.022.
- [16] L. James V. Miranda, “PySwarms: a research toolkit for Particle Swarm Optimization in Python,” *J. Open Source Softw.*, vol. 3, no. 21, p. 433, Jan. 2018, doi: 10.21105/JOSS.00433.