

INTERVALOS DE CONFIANZA EN LA ESTIMACIÓN DE ESTADOS EN SISTEMAS DE DISTRIBUCIÓN DE AGUA

Joaquín Izquierdo¹, P. Amparo López¹, Rafael Pérez¹, Benjamín Lara¹

Resumen – El objetivo básico de un sistema de distribución de agua (SDA) es el de suministrar agua tratada a los consumidores a través de una red de tuberías interconectadas. Para conseguir este objetivo de una forma segura, es decir, sin interrupciones del servicio se debe monitorizar el estado del sistema de distribución. Esta monitorización se lleva a cabo a través de ciertas medidas que se toman permanentemente y se envían mediante algún sistema de telemetría a los operadores del sistema, quienes, utilizando predicciones de consumo, denominadas pseudomedidas, tratan de calcular el estado del SDA. Esta tarea se lleva a cabo mediante la utilización de estimadores de estado que son mecanismos de combinación de las distintas medidas interrelacionándolas en el seno de un modelo matemático del sistema. La estimación adecuada del estado del sistema es fundamental en el diagnóstico de fugas y otros problemas de operación frecuentes en los SDAs. En [Iz1] se presentó un estimador de estados basado en técnicas de optimización que minimizan las discrepancias entre las medidas y los valores esperados por el modelo de la red. Sin embargo, aunque el modelo matemático sea totalmente preciso, los estados estimados se basan en datos que contienen una cantidad significativa de incertidumbre. Esta incertidumbre tiene una influencia decisiva en la precisión con la que los estados estimados se calculan. Por lo tanto, es muy importante que los operadores del sistema no solo posean los datos de caudales y presiones en la red en cualquier instante, sino también alguna indicación de su fiabilidad, es decir, del grado de incertidumbre de que están afectados. La cuantificación de la inexactitud de los estados estimados originada por la incertidumbre de los datos de entrada (medidas de telemetría y pseudomedidas) puede llevarse a cabo mediante procedimientos adecuados de estimación robusta de estados. En este trabajo describimos un mecanismo de cálculo de intervalos de confianza para los estados estimados que utiliza el propio estimador de estados citado.

Abstract –The objective of a Water Distribution Systems (WDS) is to convey treated water to consumers through a system of interconnected pipes. To achieve this aim in a safe manner, that is to say, without service interruptions the system must be monitored. The monitoring is carried out by taking continually certain measures that are sent by a telemetry system to the control and operation centre of the Company. Using this typically limited number of measures together with demand predictions, called pseudomeasures, the state of the system must be assessed. This task is carried out by using state estimators, which are mechanisms of combination of the available information interrelating it within a mathematical model of the system. Suitable state estimation is of paramount importance in diagnosing leaks and other anomalies in WDS. In [Iz1] an algorithm to estimate the state of a network based on optimization techniques that minimizes the discrepancies between measures taken by telemetry and the values expected from the model of the network was presented. Nevertheless, although the model can be completely accurate, the estimation is based on data containing non negligible levels of uncertainty, what definitely influences the precision of the

¹ Universidad Politécnica de Valencia – Grupo Multidisciplinar de Modelación de Fluidos (GMMF) – Camino de Vera S/N – CP 46022 – Valencia (España) – Tel: 34 96 3879890 – Fax: 34 96 3877981.
* e-mail: jizquier@gmmf.upv.es

estimated states. As a consequence, the operators need to have not only flow and head data but also some indication of the uncertainty of that data. The quantification of the uncertainty of the input data (telemetry measures and pseudomeasures) can be achieved by means of robust estate estimation. In this paper we describe a method to calculate confidence intervals for the estimated states that uses the own estimation mechanism described in the quoted paper.

Palabras clave: Monitorización en SDAs, estado de un SDA, anomalías en SDAs, optimización, linealización, normas funcionales, estimación robusta, intervalos de confianza.

INTRODUCCIÓN

Todas las compañías de Aguas, especialmente las que suministran agua a las ciudades más grandes, tienen sistemas de telecontrol en funcionamiento. A la vista de los resultados proporcionados por esos sistemas el ingeniero a cargo del sistema toma decisiones de operación que tratan de optimizar la utilización del mismo. No obstante, la complejidad de la red es tal que las mediciones que se llevan a cabo en tiempo real no son sino una pequeña representación del estado de la red, por lo que solo dan una ligera idea de su situación. Proporcionan indicadores de ciertos aspectos importantes del sistema. Sin embargo, anomalías más específicas o finas pasan desapercibidas.

Los estados anómalos en una red de distribución de agua se identifican por las desviaciones observadas en las mediciones de lo que se consideran los valores normales de funcionamiento, es decir, por los errores o discrepancias que se observan.

En el supuesto de que los aparatos de medida, los transductores y el equipo de telecomunicación funcionen correctamente y no existan errores de medida, los errores que pueden aparecer son los de tipo topológico, debidos a fugas, posiciones incorrectas de válvulas en el sistema y otras anomalías (que invalidan el modelo). Este tipo de errores originan cambios correlacionados en las señales de entrada. Los procedimientos de estimación que tratan de equilibrar la incorrección del modelo de la red, lo que realmente hacen es propagar errores dispersos a través de toda la red. De esta manera asimilan tales errores a los errores no correlacionados típicos de los aparatos de medida que pueden ser identificados y excluidos mediante técnicas estadísticas adecuadas, si se tiene un nivel de medidas suficientemente redundante. Sin embargo, los errores del modelo no están realmente correlacionados, por lo que se hace necesario algún tipo de análisis distinto.

La detección e identificación de los errores topológicos es todavía un importante reto para los gestores de las redes de distribución de agua. El control eficiente de los complejos sistemas actuales requiere información lo más precisa posible sobre el estado real de los mismos. Las medidas enviadas por los aparatos de medida y las predicciones sobre consumos pueden ser utilizadas de manera combinada para calcular caudales y alturas en el sistema mediante algún estimador del estado que trate de conciliar las discrepancias entre el modelo matemático del sistema y las medidas recibidas. Tales estimadores son imprescindibles para la implementación de control en tiempo real en los crecientemente complejos sistemas de distribución de agua actuales.

En este artículo, parcialmente fruto de un Proyecto CICYT de la Dirección General del Ministerio de Ciencia y Tecnología de España [Iz3], se utiliza un mecanismo de estimación de estados basado en técnicas de optimización, descrito en [Iz1] para calcular conjuntos de estados factibles que corresponden a un cierto nivel de incertidumbre en las medidas. Estos conjuntos consisten en una serie de cotas superiores e inferiores para las variables individuales del sistema y, por tanto, proporcionan límites del error potencial de cada variable. Todos los cálculos se implementan en MatLab. Es conocido que las arquitecturas neuronales, cuando son implementadas en tecnologías VLSI, exhiben tiempos de cálculo que son independientes del tamaño de tal arquitectura [Ci]. Si se identifica el tamaño de la arquitectura de la red neuronal con el de la red de distribución de agua, es plausible pensar que la solución pueda obtenerse en tiempos del orden de centenas de nanosegundos, lo que es clave para el control on-line.

ESTIMACIÓN DE ESTADOS

El proceso de estimación de estados requiere del modelo matemático de la red de distribución de agua. Cuando se utiliza el sistema de las ecuaciones de los nudos y el de las ecuaciones de las líneas el modelo matemático del sistema puede escribirse de manera conjunta, [Iz1], como

$$y = f(x_r) \quad (1)$$

donde y es un vector de m medidas (incluyendo pseudomedidas); $f(\cdot)$ es la función no lineal que describe el sistema, es decir, es la función de la red y x_r es el vector de estado n -dimensional.

En general, las medidas están contaminadas por errores y ruido (con origen en los aparatos de telemetría y también en la falta de precisión de las predicciones proporcionadas por las pseudomedidas), por lo que el sistema anterior se escribe

$$y = f(x_r) + \sigma \quad (2)$$

donde σ es un vector desconocido que recoge el ruido de las medidas, los errores del modelo y las anomalías o problemas de funcionamiento de la red (que es, fundamentalmente, lo que se trata de reproducir). La inclusión de las telemidas que los operadores del sistema obtienen en el modelo, hace que, en general, el número de ecuaciones, m , del sistema (2) sea mayor que el número de incógnitas o variables de estado, n . Así, en general, el sistema (2) es sobredeterminado.

Ya que σ es desconocido y, en general, no despreciable, y existe redundancia en el número de medidas considerado, la estimación del estado se puede expresar como un problema de minimización de las discrepancias entre las medidas y los valores calculados por el modelo matemático. La elección del criterio de optimización, es decir, el tipo de función de

coste a minimizar, caracteriza a diferentes estimadores de estado. Elijamos, por ahora, una minimización por mínimos cuadrados ponderados. La función objetivo, a minimizar, será

$$F_2(x) = \frac{1}{2} (y - f(x))^t P (y - f(x))$$

donde x es un vector n -dimensional que estima el estado real x_r , y P es una matriz $m \times m$ diagonal de ponderación de las medidas. Obsérvese que las incógnitas son presiones y caudales, por lo que tienen variaciones en órdenes de magnitud diferentes. Además, por otras razones de tipo funcional es posible que algunas variables tengan menos influencia en el comportamiento de la red. Este es un aspecto que el ingeniero del sistema conoce, dadas sus características concretas. El problema puede expresarse como: hallar

$$x^* \in \mathbb{R}^n / F_2(x^*) \leq F_2(x), \forall x \in \mathbb{R}^n \quad (3)$$

La solución de este problema podría abordarse con alguna técnica de optimización no lineal, lo que no presenta dificultad alguna para redes pequeñas. No obstante, dada la enorme magnitud de algunos modernos sistemas de distribución de agua, la dimensionalidad del problema de minimización podría hacer inviable su solución desde el punto de vista de la optimización no lineal, dado el altísimo coste computacional que implicaría. Así que se hacen necesarios otros mecanismos de minimización de la función objetivo F_2 . Aquí consideraremos el método iterativo de Newton-Raphson, basado en la linealización del modelo. No obstante, otras técnicas serían posibles, tales como programación cuadrática o técnicas de optimización basadas en algoritmos genéticos. Estas últimas están siendo consideradas dentro de un Proyecto CICYT de la Dirección de Investigación del Ministerio de Ciencia y Tecnología de España, [Ig].

Para una estimación dada $x^{(k)}$ la expresión de primer orden del teorema de Taylor para $f(x)$ es

$$f(x) = f(x^{(k)}) + J_f(x^{(k)})(x - x^{(k)}),$$

que, denotando

$$\Delta y^{(k)} := y - f(x^{(k)}), \quad \Delta x^{(k)} := x - x^{(k)},$$

proporciona el modelo linealizado de la red

$$\Delta y^{(k)} = J^k \Delta x^{(k)} + r \quad (4)$$

donde $J^k = J_f(x^{(k)})$ es la matriz Jacobiana de f evaluada en $x^{(k)}$ y r es el vector de residuos (una estimación de σ). El correspondiente problema de minimización se escribe como: hallar

$$\min_{\Delta x^{(k)} \in \mathbb{R}^n} F_2(\Delta x^{(k)}) = \min_{\Delta x^{(k)} \in \mathbb{R}^n} \frac{1}{2} (\Delta y^{(k)} - J^{(k)} \Delta x^{(k)})^t P (\Delta y^{(k)} - J^{(k)} \Delta x^{(k)}) \quad (5)$$

La solución de (4) que proporciona (5) es, suprimiendo los superíndices, la proporcionada por las ecuaciones normales [Iz2]

$$(J^T P J) \Delta x = J^T P \Delta y. \quad (6)$$

Así, la solución, x^* , del problema de optimización no lineal (3) se encuentra mediante un proceso iterativo calculando los estados estimados sucesivos mediante un método de sobrerelajación sucesiva a través de la ecuación lineal

$$x^{(k+1)} = x^{(k)} + \alpha \Delta x^{(k)}, \quad k = 0, 1, \dots, \quad (7)$$

donde α tomará algún valor adecuado entre 0 y 1.

Cuando todos los elementos de $\Delta x^{(k)}$ en la k -ésima iteración son menores o igual que un valor de convergencia predeterminado, el proceso de iteración se detiene. En otro caso, se calcula un nuevo estimado $x^{(k+1)}$ y otro vector de corrección Δx a partir de (6), habiendo calculado Δy en términos de $x^{(k+1)}$.

ANÁLISIS DE INTERVALOS DE CONFIANZA

La estimación de intervalos de estado, [Ja], es un proceso de cálculo de cotas de incertidumbre para las estimaciones de estados originada en las imprecisiones de los datos de entrada en sistemas que se monitorizan con precisión limitada. Para estos sistemas, la representación de la incertidumbre mediante intervalos de confianza, ofrece mejores resultados que los modelos probabilísticos de representación del ruido, [Mi], debido a que las observaciones que se utilizan no suelen tener una caracterización probabilística adecuada. Básicamente, la cuestión es ¿cuál es la fiabilidad del estado estimado x^* del apartado anterior sabiendo que el vector de medidas y no es único (como en el modelo presentado en el apartado anterior) sino que puede variar en una región $[y-\delta y, y+\delta y]$? Por ejemplo, al hablar de los consumos esa es, desde luego, la auténtica realidad.

Existen diferentes técnicas para obtener tal error desconocido (aunque acotado). Unas difieren de otras en la complejidad computacional y también en la calidad de la estimación de la fiabilidad, que se traduce en la capacidad de reducir la sobre-estimación y dar fiabilidades más ajustadas.

En un extremo del espectro podemos considerar la solución consistente en tomar el espacio entero de estados como estimador que incorpore la incertidumbre de los datos. Esta solución trivial tiene coste computacional cero pero es inútil.

En el otro extremo tenemos el método de Monte Carlo, un método fiable y preciso, pero computacionalmente ineficiente, para cuantificar la incertidumbre de la solución de sistemas no lineales con incertidumbres. La idea básica que subyace tras este método es la utilización de un estimador de estado determinista (por ejemplo, el descrito en la sección anterior), repetidamente, para un gran número (en teoría un número infinito) de vectores de medidas que cubran todo el espacio (infinito) $[y-\delta y, y+\delta y]$. Cada estimación de estado calculada se

compara con los valores máximo y mínimo obtenidos en las simulaciones anteriores y se establecen los nuevos límites, si procede, de manera adecuada. De esta manera, las cotas de error para las variables de estado van separándose y tras muchas pruebas convergen asintóticamente a sus verdaderos valores, es decir, a valores que no sobreestiman el grado de incertidumbre.

La utilización de este método podría justificarse mediante el reconocimiento de la no linealidad del modelo para redes de agua. Sin embargo, su ineficiencia computacional hace que el método no sea apropiado para tamaños de redes grandes y, menos aun, para aplicaciones de control on-line.

Entre ambos extremos se han diseñado algunos métodos que intentan conseguir el mejor equilibrio entre coste computacional y precisión. Son métodos de programación lineal, [No], y técnicas de acotación mediante elipsoides [Ku]. Los primeros involucran un coste computacional excesivo especialmente para dimensiones grandes y cuando las restricciones son importantes [No]. Las técnicas de acotación elipsoidal son menos exigentes computacionalmente hablando pero, con frecuencia proporcionan cotas poco ajustadas y, además, el resultado que producen depende del orden en que se procesan las restricciones, [Mi]. En [Ba] se propone un método basado en las matrices de sensibilidad que consigue mejor el equilibrio anterior. Describimos aquí una variante de dicho método, en la que, para realizar las simulaciones, se utiliza el estimador de estados definido en la sección anterior.

LA ESTIMACIÓN DE INTERVALOS DE ESTADO

La estimación del estado de un sistema descrito por una función no lineal pero conocida, $f(\cdot)$ y monitorizado mediante un sistema de mediciones con precisión limitada es un proceso de búsqueda de un conjunto factible de variables de estado x que proporcionen valores $f(x)$ que satisfagan las mediciones realizadas.

Formalmente, se trata de identificar un conjunto de incertidumbre de estado X definido por

$$X([y]) = \{x \in \mathbb{R}^n : f(x) \in [y]\}$$

donde el conjunto $[y]$ representa un conjunto factible de vectores de medidas,

$$[y] = \{\gamma \in \mathbb{R}^m : y_i^- \leq \gamma_i \leq y_i^+, i = 1, \dots, m\}$$

siendo y_i^- y y_i^+ cotas inferiores y superiores para las medidas que son las componentes de y , y γ un vector de medidas cualquiera. El conjunto $[y]$ es una celda m -dimensional, un paralelepípedo definido por los vectores y^- de componentes y_i^- e y^+ de componentes y_i^+ , que se obtiene por intersección de parejas de semiespacios de la forma $y_i^- \leq \gamma_i \leq y_i^+$.

El conjunto X no está, en general, formado por un único elemento, sino por los diferentes estados posibles correspondientes al conjunto de los posibles vectores de medidas. Esto refleja con realismo lo que ocurre en los sistemas físicos conocidos con precisión limitada.

Análogamente a como se han definido los conjuntos factibles de vectores de medida, se pueden definir cotas de incertidumbre para los vectores de estado:

$$\begin{aligned}x_i^- &= \min_{x \in X([y])} x_i, \quad i = 1, \dots, n \\x_i^+ &= \max_{x \in X([y])} x_i, \quad i = 1, \dots, n\end{aligned}\tag{8}$$

Los vectores x^- y x^+ proporcionan cotas inferior y superior para el vector de estado x . Para cada variable individual, el intervalo $[x_i^-, x_i^+]$ es conocido como intervalo de incertidumbre de la variable x_i y los valores x_i^- y x_i^+ límites de confianza [Ha]. Estos intervalos de incertidumbre o los límites de confianza se ajustan más o menos, dependiendo de la incertidumbre de las medidas. Su cálculo es un problema no trivial y, dependiendo de las hipótesis simplificadoras en que se base la técnica empleada para calcularlos, proporcionan cotas más o menos ajustadas.

En general, la celda n -dimensional $[x]$ definida por los intervalos de incertidumbre anteriores (por tanto dependientes del vector de medidas, y , original)

$$[x] = \{x \in \mathbb{R}^n : x_i^- \leq x_i \leq x_i^+, i = 1, \dots, n\}$$

incluye a X , $X \subset [x]$. Además, $[x]$ contiene todas las combinaciones de valores de variables de estado x_i que sean factibles individualmente, pero que conjuntamente no constituyan un vector de estado factible. Análogamente, el conjunto Y que es la imagen del conjunto de incertidumbre de estado X mediante f

$$Y = \{y \in \mathbb{R}^m : y = f(x), x \in X\}$$

es un subconjunto de $[y]$, $Y \subset [y]$. La celda $[y]$ contiene, en general, además de los elementos de Y , aquellos vectores de medidas y para los que no existe un vector de estado x con $f(x) = y$. Es decir, en general, en $[y]$ hay vectores inconsistentes con el modelo $f(\cdot)$.

Los problemas de optimización (8) son, en general, bastante complejos especialmente si, como es el caso, la función $f(x)$ es no lineal. Con n variables de estado y m medidas el análisis de confianza requiere $2n$ optimizaciones no lineales cada una sujeta a $2m$ restricciones (las cotas inferior y superior de incertidumbre de las medidas). En los sistemas reales existen cientos de variables de estado y cientos de medidas. Así que el análisis de intervalos de confianza supone una tarea computacional muy intensiva. Presentaremos ahora un método que utiliza el estimador de estados definido más arriba y que se basa en las llamadas matrices de sensibilidad [Ba].

ANÁLISIS DE INTERVALOS DE CONFIANZA BASADO EN MATRICES DE SENSITIVIDAD

En el apartado anterior la solución del modelo linealizado dada por (4) ha sido utilizada en el esquema de Newton-Raphson para calcular los vectores corrección en el proceso de búsqueda del mejor estimado x^* del verdadero estado. Encontrado el mejor estimado, la misma ecuación puede ser utilizada para relacionar las posibles variaciones de x^* (representadas por δx^*) causadas por la incertidumbre en las medidas dadas por δy .

En efecto, si denotamos por J^* a la matriz jacobiana calculada para el mejor estimado x^* del verdadero estado real x_r , a partir de

$$(J^{*t}PJ^*)(x^* + \delta x^*) = J^{*t}P(y + \delta y)$$

y teniendo en cuenta la linealidad y que x^* es la solución estimada, se pueden utilizar de nuevo las ecuaciones normales,

$$(J^{*t}PJ^*)\delta x^* = J^{*t}P\delta y. \quad (9)$$

para estimar δx^* .

El cálculo de δx^* puede ahora hacerse a partir de δy mediante el uso de la matriz pseudoinversa.

A partir de (9) se puede determinar un vector de error de estado e^* que acota componente a componente a δx^* mediante

$$e^* = |(J^{*t}PJ^*)^{-1}J^{*t}P||\delta y|. \quad (10)$$

donde las barras verticales indican que los términos de $(J^{*t}PJ^*)^{-1}J^{*t}P$ y de δy se toman en valor absoluto.

A la matriz $B = (J^{*t}PJ^*)^{-1}(J^{*t}P)$, cuyo elemento (i,j) relaciona la sensibilidad de la i -ésima variable de estado respecto de la j -ésima medida, se la denomina matriz de sensibilidad.

En efecto, (9) se puede escribir

$$\delta x^* = (J^{*t}PJ^*)^{-1}(J^{*t}P)\delta y = B\delta y.$$

Entonces,

$$\delta x_i^* = B_i\delta y = B_{i1}\delta y_1 + \dots + B_{in}\delta y_n,$$

siendo B_i la i -ésima fila de la matriz B . Por tanto $|\delta x_i^*| \leq |B_{i1}||\delta y_1| + \dots + |B_{in}||\delta y_n|$. Es decir,

$$e^* = |B||\delta y|,$$

que coincide con (10).

Ya que (9) es lineal, las cotas calculadas son simétricas y el intervalo de confianza correspondiente a x^* se puede expresar mediante una celda n -dimensional, $[x^*]$, en el espacio de estados. Los valores mínimos y máximos para todas las variables de estado vienen dados por

$$[x^*] = [x_{\inf}^*, x_{\sup}^*] = [x^* - e^*, x^* + e^*]. \quad (11)$$

APLICACIÓN A UNA RED CONCRETA

Se trata de la red de la Figura 1. La red consta de un único punto de alimentación a altura constante de 50m. Y está formada por 20 nodos y 32 líneas.

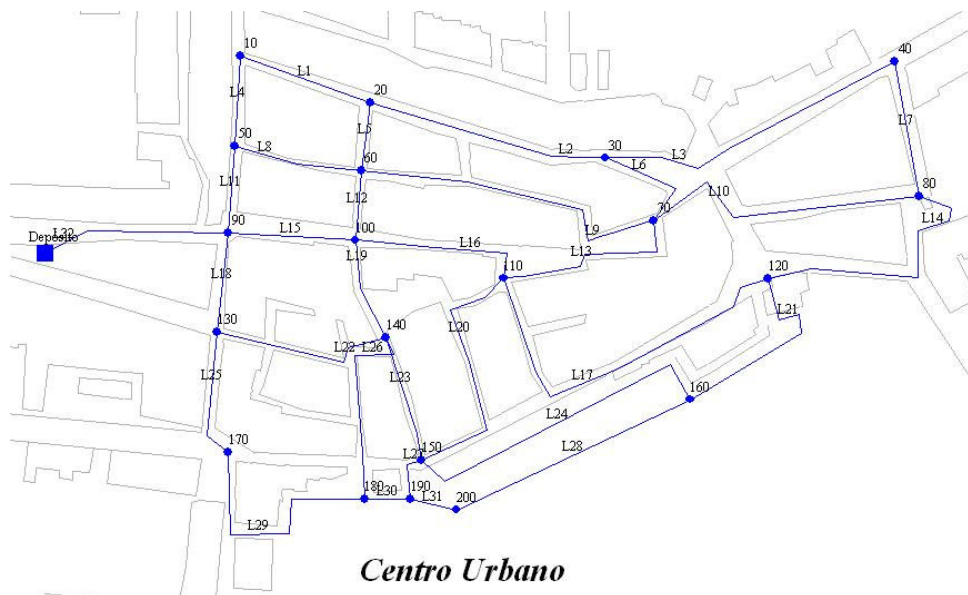
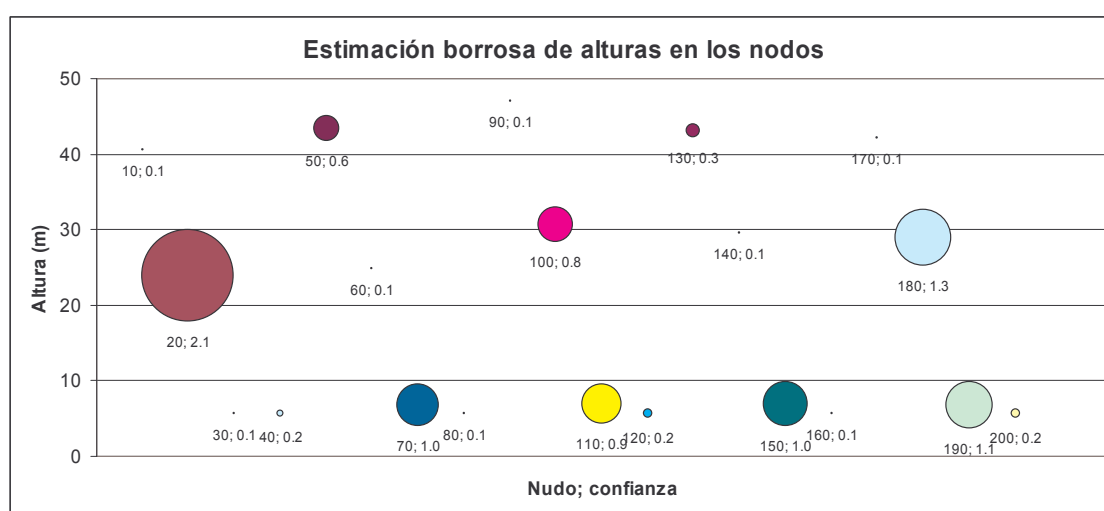
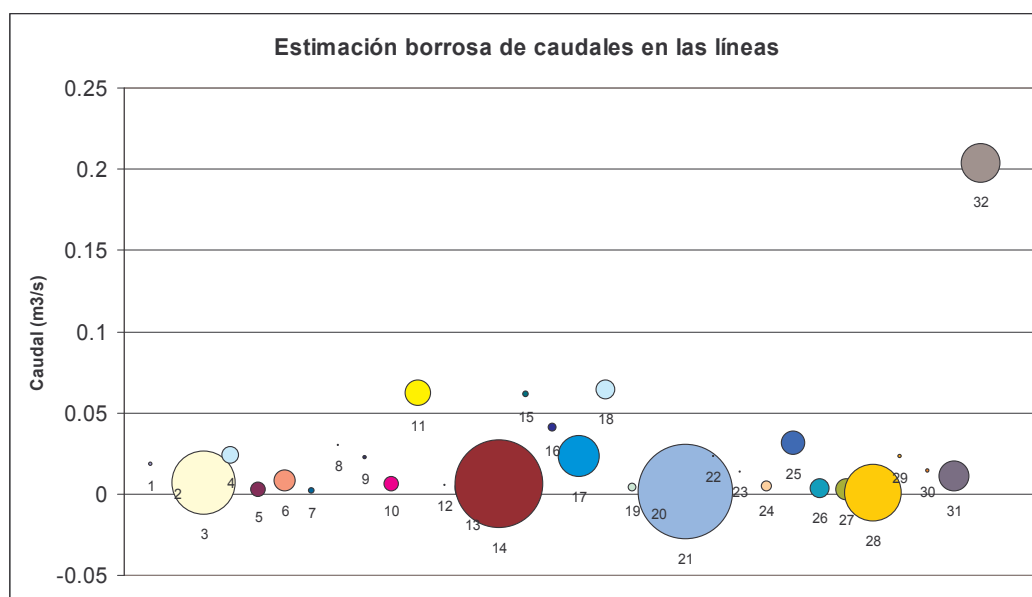


Figura 1. Red estudiada

Se ha modelado una pérdida de 4l/s en la mitad de la línea 16 en hora punta, cuando el consumo de toda la red es de 200l/s. Algunos de los datos obtenidos, en concreto 8 valores de alturas piezométricas y siete de caudales, han sido utilizados como valores que ciertos aparatos de medida, manómetros y caudalímetros, deberían proporcionar para tal estado. Estos valores han sido incorporados al sistema sin consideración de la fuga. Así el estimador de estado tuvo que resolver un sistema de $20+32+15 = 67$ ecuaciones con $20+32 = 52$ incógnitas. Es decir, en este caso se emplea un factor de redundancia del 22%. Se ha calculado el estado estimado, es decir, valores de caudales en las líneas y alturas en los nodos que mejor concilia el estado de carga actual del modelo (ignorante de la anomalía) con las medidas recibidas utilizando (6) y (7). Además, se han proporcionado valores de imprecisión para cada uno de los aparatos de medida. También se han ponderado todos los parámetros, incluyendo las medidas de manómetros y caudalímetros mediante una matriz de ponderación, según se indica en (6). Una representación bidimensional (mediante gráficos de burbujas) del estado borroso obtenido es la de las Figuras 2 y 3, que representan, respectivamente, caudales en las líneas y alturas en los nodos. Se pretende que patrones en forma de cubos multidimensionales construidos con estos estados borrosos, puedan ser utilizados para adiestrar a una red neuronal que sepa finalmente realizar un diagnóstico de la anomalía que sufre el sistema de distribución de agua.



Figuras 2 y 3. Estimación borrosa de estado

Finalmente, hay que hacer notar que el tamaño de las burbujas de los gráficos anteriores no está a escala, con el fin de que puedan apreciarse algunas variables para las que el intervalo de confianza es realmente pequeño. En el caso de las alturas, junto al número del nodo se ha incluido el tamaño del intervalo de confianza, que vemos oscila entre los 0.1 y los 2.1m, aproximadamente. Para los caudales tales tamaños oscilan entre 0.4 y 14l/s.

CONCLUSIÓN

Ante situaciones anómalas en una red de distribución de agua, las medidas que se reciben mediante los sistemas de telemetría no son compatibles con el modelo matemático de la red. Obtener una idea clara del estado del sistema que concilie las discrepancias entre valores esperados y valores medidos es de gran interés para el control del sistema. El estimador de estados, ya descrito en [Iz1], permite llevar a cabo tal tarea mediante la

minimización adecuada de tales discrepancias. Ya que el problema es no lineal y sobredeterminado, se ha utilizado una solución iterativa del modelo linealizado, cuya solución se ha obtenido mediante técnicas mínimo-cuadráticas para el caso de la norma euclídea y en [Iz1] se obtiene también mediante una red neuronal adaptable a otros tipos de normas funcionales. En el Proyecto CICYT [Ig] se aborda la cuestión mediante la utilización de algoritmos genéticos.

Por otra parte, en [Iz1] se supuso que no existen errores en el modelo ni en los aparatos de medida y que las discrepancias radican solamente en los errores topológicos del sistema. Sin embargo, todo elemento del sistema está sujeto a niveles de incertidumbre que pueden distorsionar la información. En este artículo se ha considerado incertidumbre mediante una técnica basada en las matrices de sensibilidad que, sin duda, proporciona una enriquecida estimación de estados. El objetivo final es el de obtener, para los distintos conjuntos de medidas que se reciben al monitorizar la red, estados estimados acompañados de la incertidumbre proporcionada por la técnica aquí considerada que definan estados difusos para el sistema de distribución de agua con los que pueda ser adiestrada una red neuronal que aprenda la anomalía asociada a tales estados y generalice dicho aprendizaje para que sepa identificar otras anomalías. En la actualidad, como continuación del Proyecto CICYT [Iz3] y dentro del Proyecto CICYT [Pé], se está desarrollando e implementando experimentalmente esta técnica en la red de distribución de agua modelo de la Figura 1.

AGRADECIMIENTOS

El presente trabajo se ha realizado dentro del proyecto de investigación titulado “*SIBA: Aplicación de técnicas de minería de datos en la planificación, operación, mantenimiento y gestión de sistemas de abastecimiento de agua*” (referencia DPI 2004-04330), financiado por el Ministerio de Educación y Ciencia de España.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [Ba] Bargiela, A., Pedrycz, W. *Granular Computing*. Kluwer Academic Press, Boston, Dordrecht, London, 2003.
- [Ci] Cichocki A., Unbehauen, R. *Neural Networks for Optimization and Signal Processing*. John Wiley & Sons, 1993.
- [Ha] Hartley, J. K., Bargiela, A. Parallel state estimation with confident limit analysis, *Parallel Algorithms and Applications*, Vol. 11, No. 1-2, 155-167, 1997.
- [Ig] Iglesias, P. L. *Desarrollo de una herramienta para modelación de sistemas de abastecimiento de agua utilizando sistemas de información geográfica y algoritmos genéticos*. Proyecto DPI2003-02676 del MCyT, 2003.
- [Iz1] Izquierdo, J., Iglesias, P. L., Díaz, J. L., Pérez, R. Identificación de estados en sistemas de distribución de agua mediante técnicas de optimización, SEREA Seminario hispano-brasileño: Planificación, proyecto y operación de redes de abastecimiento de agua, formato CD-Rom, Valencia, 2004.
- [Iz2] Izquierdo, J., Torregrosa, J. R. *Álgebra y Ecuaciones diferenciales*. Universidad

- Politécnica de Valencia, SPUPV 97-669, 1997.
- [Iz3] Izquierdo, J. *Desarrollo de una herramienta para la gestión de recursos hídricos en sistemas de distribución de agua basada en las redes neuronales*. On-line <http://www.upv.es/gran>, web de difusión del proyecto REN 2000-1152/HID del MCyT, 2004.
- [Ja] Jaulin, L., Walter, E. Guaranteed non linear set estimation via interval analysis, in *Bounding Approaches to system identification*, Milanese, M. et al. (Eds.), Plenum Press, 1996.
- [Ku] Kurzhanski, A. B., Valyi, I. *Ellipsoidal Calculus for Estimation and Control*. Birkhauser, 1997.
- [Mi] Milanese, M. et al. (Eds.). *Bounding Approaches to system identification*, Milanese, M. et al. (Eds.), Plenum Press, NY, 1996.
- [No] Norton, J. P. *An Introduction to Identification*. Academic Press, 1986.
- [Pé] Pérez, R. SIBA. Aplicación de Técnicas de Minería de Datos en la Planificación, Operación, Mantenimiento y Gestión de Sistemas de Abastecimiento de Agua. Proyecto DPI2004-04330 del MCyT, 2004.