Enfoque integral para la monitorización en tiempo real de redes de abastecimiento de agua mediante técnicas de estimación de estado

Sarai Díaza, Javier Gonzálezby Roberto Mínguezc

^aUniversidad de Castilla-La Mancha, ETSI Caminos, Canales y Puertos Ciudad Real, Departamento de Ingeniería Civil y de la Edificación. Edificio Politécnico Av. Camilo José Cela s/n, 13071, Ciudad Real (España). E-mail: Sarai.Diaz@uclm.es, ^bUniversidad de Castilla-La Mancha, ETSI Caminos, Canales y Puertos Ciudad Real, Departamento de Ingeniería Civil y de la Edificación. Edificio Politécnico Av. Camilo José Cela s/n, 13071, Ciudad Real (España). E-mail: Javier.Gonzalez@uclm.es y ^cHIDRALAB INGENIERÍA Y DESARROLLOS, S.L., Spin-Off UCLM, Laboratorio Hidráulica Universidad Castilla-La Mancha. Av. Pedriza-Camino Moledores s/n, 13071, Ciudad Real (España). E-mail: roberto.minguez@hidralab.es

Línea temática C | Agua y ciudad

RESUMEN

Las técnicas de estimación de estado permiten determinar el estado hidráulico más probable de una red de abastecimiento a partir de las medidas disponibles en tiempo real. Pese a su interés a nivel académico, en el que estas técnicas han sido ampliamente trabajadas, apenas han sido implementadas en sistemas reales a nivel operacional. Esto supone una infrautilización de las Tecnologías de la Información y la Comunicación (TIC) que muchas empresas del sector están instalando en sus redes. El objetivo de este trabajo es resaltar el potencial que presenta la adopción de un enfoque integral para la monitorización en tiempo real de redes de abastecimiento mediante técnicas de estimación de estado. Para ello, se presentan metodologías que permiten: (1) evaluar la calidad de los resultados de la estimación de estado (análisis de observabilidad, análisis de sensibilidad y análisis de incertidumbre), y (2) abordar problemas tradicionales en el sector (calibración, detección de fugas y análisis topológico) desde la perspectiva de la estimación de estado. Por último, con el fin de mostrar el interés práctico de adoptar este tipo de técnicas, se presentan los resultados de aplicar tres de las metodologías propuestas a un ejemplo concreto.

Palabras clave | telemetría; observabilidad; calibración; fugas; análisis topológico.

INTRODUCCIÓN

Durante las últimas décadas las redes de abastecimiento de agua potable se han ido modernizando mediante la instalación de Tecnologías de la Información y la Comunicación (TIC), que pretenden monitorizar el comportamiento en tiempo real del sistema. De hecho, a día de hoy, se están instalando sistemas de telemetría o sistemas SCADA (del inglés, *Supervisory Control and Data Acquisition*) en multitud de redes de abastecimiento, que permiten recoger la información proporcionada por los sensores distribuidos en la red en tiempo real, tal y como se muestra esquemáticamente en la Figura 1. Sin embargo, esta ingente cantidad de datos, asociada a las medidas imprecisas de los aparatos de medida, debe ser filtrada para transformar la información puntual proporcionada por los sensores en información hidráulica de toda la red, útil para la gestión del sistema. Es precisamente el procedimiento de estimación de estado el encargado de filtrar los posibles errores de las medidas y obtener la estimación del estado más probable del sistema. Sólo así la información disponible en tiempo real puede ser útil para la mejora del servicio al ciudadano.

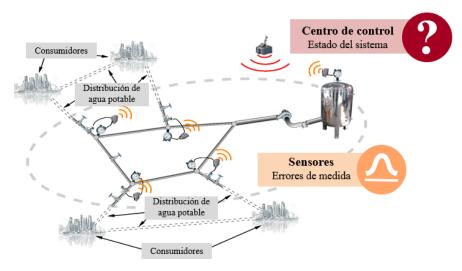


Figura 1 | El problema de la monitorización en las redes de abastecimiento de agua potable.

Las técnicas de estimación de estado se desarrollaron en los años 1970s con este objetivo, si bien es cierto que fueron inicialmente concebidas para estimar el estado de grandes redes eléctricas (Schweppe and Wildes, 1970). Poco después, estas técnicas fueron adaptadas a redes de distribución de agua potable (Coulbeck, 1977), donde han sido ampliamente trabajadas a nivel académico y científico desde principios de los 1980s (ver Andersen et al. (2001) para referencias). Sin embargo, y pese a su extendido uso en otros sectores, estas técnicas apenas han sido implementadas en redes de abastecimiento reales a nivel operacional (Díaz et al., 2017). Las principales causas de esta falta de uso son: (1) la tradicional escasez de aparatos de medida en las redes de abastecimiento, (2) la falta de análisis complementarios adaptados a la realidad de estos sistemas para llevar a cabo con éxito la estimación de estado, y (3) el hecho de que muchas aplicaciones tradicionales en el sector, como pueden ser la calibración, la detección de fugas o el análisis topológico, hayan evolucionado paralelamente a la estimación de estado.

Esta situación demuestra que los sistemas TIC se encuentran actualmente infrautilizados, y por tanto, no se está sacando el máximo partido a las inversiones realizadas en los últimos años. Esto exige un esfuerzo por parte de los ingenieros e investigadores del sector para adaptarse a la nueva realidad, que requiere aprovechar al máximo la ingente cantidad de datos recogidos en tiempo real por los sistemas de telemetría. En este contexto, se debe comenzar por adaptar por completo las técnicas de estimación de estado a la realidad de las redes de abastecimiento. Sin embargo, para fomentar el empleo de estos métodos en redes de abastecimiento reales no es suficiente con realizar una extrapolación de técnicas existentes en otros campos de conocimiento, sino que también es necesario poner de manifiesto el potencial que éstas presentan para abordar otros problemas que resultan de interés para la industria del agua (e. g. calibración, detección de fugas, identificación topológica, ubicación óptima de dispositivos, etc.).

El objetivo de este artículo es resaltar el potencial que presenta la adopción de un enfoque integral para la monitorización en tiempo real de redes de abastecimiento de agua mediante técnicas de estimación de estado. Para ello, en este trabajo se presentan diferentes metodologías que contribuyen a sacar el máximo partido a la información disponible. Estas metodologías se pueden clasificar en dos grupos: (1) métodos para evaluar la fiabilidad y la calidad de los resultados de la estimación de estado, y (2) métodos que afrontan aplicaciones tradicionales en el sector del abastecimiento desde la nueva perspectiva de la estimación de estado.

La organización de este trabajo es la siguiente. En el apartado de Metodología se presentan brevemente las distintas estrategias que se pueden utilizar para adoptar un enfoque global al problema de la monitorización desde la perspectiva de la estimación de estado. A continuación, y a modo de ejemplo, en la sección de Resultados se aplican tres de las metodologías presentadas a la red de C-Town, frecuentemente utilizada en la literatura técnica a modo ilustrativo. Finalmente, se presentan las principales conclusiones derivadas de este trabajo.

METODOLOGÍA

En este apartado se presenta en primer lugar el problema de la estimación de estado, el cual plantea una serie de necesidades que es necesario abordar para su correcta implementación. Estas necesidades llevan a desarrollar cada una de las estrategias propuestas en este trabajo. En este sentido, cabe destacar que las metodologías son contribuciones específicas de la tesis doctoral de Díaz (2017), por lo que una visión más completa del enfoque integral aquí propuesto y el detalle de los métodos aquí presentados pueden encontrarse en el documento original.

La estimación de estado

La estimación de estado se plantea como un problema de optimización que minimiza la diferencia entre las medidas disponibles en el sistema (i.e. piezómetros, sensores de nivel, caudalímetros y contadores) y las estimaciones de las variables hidráulicas (i.e. niveles piezométricos, flujos en tubos y demandas), teniendo en cuenta la incertidumbre de los aparatos de medida. Por tanto, se puede escribir como el siguiente problema de mínimos cuadrados:

$$\min_{\mathbf{x}} J(\mathbf{x}) = \frac{1}{2} \left[\mathbf{z} - \mathbf{h}(\mathbf{x}) \right]^T \mathbf{W} \left[\mathbf{z} - \mathbf{h}(\mathbf{x}) \right]$$
 (1)

sujeto a:

$$f(x) = \mathbf{0} \tag{2}$$

$$g(x) \le 0, \tag{3}$$

donde la función objetivo dada por la Ecuación (1) queda definida por el vector de variables de estado $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$, el vector de medidas $\mathbf{z} \in \mathbb{R}^m$, la relación no lineal entre las variables de estado y las medidas $\mathbf{h} : \mathbb{R}^n \to \mathbb{R}^m$, y la matriz de pesos \mathbf{W} , siendo $\hat{\mathbf{x}}$ la solución óptima del problema. Nótese que las variables de estado son el mínimo conjunto de variables que permiten caracterizar el estado hidráulico de la red, a partir de las cuales se pueden calcular el resto, y en este trabajo se consideran iguales a los niveles piezométricos (Díaz et al., 2016). Por su parte, la Ecuación (2) representa las restricciones hidráulicas del problema (ecuación de pérdidas de energía y ecuación de continuidad), y la Ecuación (3) se refiere a los límites inferiores o superiores que pueden existir para ciertas variables.

El problema de optimización (1)-(3) plantea una serie de necesidades. En este respecto, hace falta resolver cuestiones relativas al propio análisis de los resultados de la estimación de estado y otras que pretenden ir un paso más allá para abordar problemas tradicionales en la industria del agua desde esta nueva perspectiva. La Figura 2 recoge los métodos propuestos en este trabajo para tales fines, así como su objeto principal y las relaciones entre ellos, que serán explicados en los apartados siguientes.



Figura 2 | Metodologías desarrolladas para la propuesta de monitorización integral mediante técnicas de estimación de estado: objeto principal y relaciones entre ellas

Análisis de observabilidad para la estimación de estado

El análisis de observabilidad es un estudio sistemático de las relaciones entre las variables hidráulicas del sistema que permite determinar si se podría inferir el estado del sistema a partir de las medidas disponibles en un posterior proceso de estimación de estado, o si por el contrario la configuración de medidas es insuficiente. Este análisis evalúa por tanto la viabilidad de la implementación de técnicas de estimación de estado, pero tradicionalmente ha recibido poca atención en la industria del agua. Bargiela (1985), Ozawa (1987), y Carpentier and Cohen (1991) desarrollaron métodos gráficos para evaluar la observabilidad de redes de abastecimiento, pero el resto de referencias al análisis de observabilidad en la literatura se centran en analizar el rango de la llamada matriz jacobiana, que contiene las derivadas de primer orden de las variables medidas con respecto a las variables de estado. Esto se debe a que el problema (1)-(3) se puede plantear iterativamente gracias al método de las ecuaciones normales como:

$$\Delta \widehat{\boldsymbol{x}}_{(k+1)} = \left[\boldsymbol{H}_{(k)}^T \boldsymbol{W} \, \boldsymbol{H}_{(k)} \right]^{-1} \left[\boldsymbol{H}_{(k)}^T \, \boldsymbol{W} \right] \left[\boldsymbol{z} - \boldsymbol{h}(\widehat{\boldsymbol{x}}_{(k)}) \right]$$
(4)

donde $\widehat{x}_{(k+1)} = \widehat{x}_{(k)} + \Delta \widehat{x}_{(k+1)}$, $H_{(k)} \in \mathbb{R}^{m \times n}$ es la matriz jacobiana de medidas en el punto $\widehat{x}_{(k)}$, y k es un contador de iteraciones. De acuerdo con la Ecuación (4), es suficiente con que la matriz $H_{(k)}$ sea de rango completo n para que el sistema sea observable, i.e. para que exista solución al problema de estimación de estado. Por el contrario, las técnicas de observabilidad han sido ampliamente desarrolladas en el sector eléctrico (ver Caro et al. (2013) para referencias), y muchas de ellas aún no han sido adaptadas a redes de abastecimiento de agua. Su adaptación permitiría, por ejemplo, evaluar la observabilidad individual de cada variable, sacando mayor partido a los resultados del análisis.

En este trabajo se propone la utilización del método algebraico presentado por Díaz et al. (2016) para el análisis de observabilidad de redes de abastecimiento, el cual es a su vez una adaptación del método propuesto por Pruneda et al. (2010) para redes eléctricas. Esta propuesta parte de la matriz Jacobiana completa del sistema, diferenciando por su posición las medidas disponibles y las candidatas, que son aquellas que no están disponibles pero podrían estarlo a un determinado coste. Posteriormente, se aplica una técnica de eliminación basada en el método de Gauss para pivotar progresivamente las variables de estado de columnas a filas, y las medidas de filas a columnas. Si al final del proceso todas las variables de estado se pueden expresar en términos de las medidas, el sistema es observable, y si no, este método identifica las variables observables dentro de la falta de observabilidad global. Esto supone una ventaja comparativa frente a los métodos tradicionales.

Es importante destacar que el análisis de observabilidad ha sido tradicionalmente infravalorado en el contexto de las redes de abastecimiento porque la falta de aparatos de medida se ha venido complementando con *pseudomedidas*, que son estimaciones basadas en datos históricos. Sin embargo, sigue siendo necesario evaluar cómo se ve afectada la observabilidad del sistema por el fallo de las medidas (e.g. fallo del sensor, fallo en la comunicación), y la observabilidad cobra aún más importancia si se utilizan técnicas de programación matemática o métodos heurísticos para la resolución del problema (1)-(3), ya que estos métodos proporcionan un resultado incluso aunque el sistema no sea observable. Por este motivo, el análisis de observabilidad es un paso previo necesario a la estimación de estado y, tal y como muestra la Figura 2, a cualquier otra aplicación derivada de la misma.

Análisis de sensibilidad de los resultados de la estimación de estado

El hecho de que habitualmente se confie en las pseudomedidas para completar la información disponible en el sistema pone de manifiesto la importancia de evaluar el efecto de las medidas/pseudomedidas en el resultado de la estimación de estado. La fiabilidad del estimador de estado viene condicionada por la precisión y el adecuado tratamiento de las medidas/pseudomedidas, pero además, los resultados de la estimación de estado pueden no ser satisfactorios si el modelo hidráulico no representa el sistema real. En este sentido, es importante señalar que tradicionalmente la estimación de estado asume que el sistema ha sido previamente calibrado, pero lo cierto es que los parámetros del modelo cambian, y una desviación en los mismos también puede afectar negativamente a la calidad de la estimación de estado. Por este motivo, es esencial analizar la sensibilidad de la estimación de estado con respecto a las medidas y los parámetros del modelo.

El análisis de sensibilidad es una técnica que permite comprender cómo información de entrada incierta (i.e. asociada a una cierta desviación típica) puede afectar cualitativa o cuantitativamente la salida de un cierto modelo (Saltelli et al., 2004). En el caso de la estimación de estado, un análisis de sensibilidad completo permite evaluar cómo el resultado de la estimación se ve afectado por ligeras variaciones en términos de medidas o parámetros. Para ello, se calcula la pendiente en el óptimo de la solución respecto a medidas y parámetros, y analizando estas derivadas se puede obtener información sobre posibles desviaciones o anomalías. Se distinguen diferentes formas de calcular la sensibilidad en aplicaciones relacionadas con la industria del agua (Piller et al., 2017). En este respecto, Díaz (2017) propone expresiones explícitas para cuantificar mediante manipulación matricial la sensibilidad del problema de estimación de estado, pero la perturbación en torno al óptimo mediante diferencias finitas es también una opción viable.

Análisis de la incertidumbre de los resultados de la estimación de estado

El análisis de sensibilidad proporciona información local del óptimo de la estimación de estado, pero esta información puede no resultar intuitiva en algunas ocasiones. Por este motivo, es habitual utilizar la sensibilidad para ir un paso más allá y propagar la incertidumbre de las medidas al resultado de la estimación de estado. Esto permite caracterizar la desviación típica de los resultados de la estimación de estado a partir de la incertidumbre (i.e. desviación típica) de las medidas/pseudomedidas. En este respecto, cabe destacar que la observabilidad determina si existen suficientes medidas, pero no tiene en cuenta su precisión, la cual se debe analizar por separado. La cuantificación de la incertidumbre de la estimación de estado se ha venido trabajando desde los años 1990s, gracias a la aportación inicial de Bargiela and Hainsworth (1989). Sin embargo, este método y otros posteriores no se adaptan del todo a la realidad de las redes de abastecimiento, puesto que no están preparados para tener en cuenta restricciones hidráulicas, como pueden ser la existencia de nodos de tránsito (i.e. nodos de demanda nula).

En este trabajo se propone la utilización del método presentado por Díaz et al. (2016a), en el que se utiliza la matriz de sensibilidad de las variables de estado con respecto a las medidas S_{xz} para propagar la incertidumbre de las medidas al resto de variables hidráulicas:

$$C_x = S_{xz}W^{-1}S_{xz}^T, (5)$$

donde C_x es la matriz de varianza-covarianza de las variables de estado (i.e. nieles piezométricos). Una vez caracterizada la varianza de estas variables, la incertidumbre se puede propagar al resto (i.e. caudales y demandas) aplicando el método FOSM (del inglés, *First Order Second Moment*):

$$C_{Q,q} = H_{Q,q}C_x H_{Q,q}^T, (6)$$

donde $C_{Q,q}$ representa la matriz de varianza-covarianza de los caudales o demandas, y $H_{Q,q}$ las filas correspondientes a caudales o demandas en la matriz jacobiana de medidas, respectivamente. Este método ha probado dar buenos resultados incluso en grandes redes, ya que se ha utilizado para completar los resultados del análisis de observabilidad llevado a cabo en la red estratégica de transporte de la Comunidad de Madrid, gestionada por Canal de Isabel II (González et al., 2016). Este estudio refleja que el análisis de la incertidumbre juega un papel fundamental en la evaluación de la viabilidad para la implementación de técnicas de estimación de estado, puesto que el hecho de que el sistema sea observable por sí sólo no garantiza una suficiente calidad de los resultados.

Calibración mediante estimación de estado multi-periodo

Muchos trabajos en el ámbito de la hidroinformática se han dedicado a calibrar redes de abastecimiento de agua (consultar Savic et al. (2009) para referencias), pero este tema aún no se ha dado por zanjado. Prueba de ello es el hecho de que Kumar et al., (2008) hayan criticado recientemente las técnicas de calibración habituales por estar normalmente basadas en un motor de cálculo que resuelve la red de flujo (a partir de medidas de nivel en los depósitos y de demanda en los nodos) para luego ajustar los parámetros del modelo conforme al resto de medidas. Lo cierto es que todas las medidas están sometidas a error y pueden fallar en cualquier momento, y por este motivo es más adecuado abordar el problema de la calibración desde la perspectiva de la estimación de estado (Kumar et al., 2010). Esto supone un considerable aumento del coste computacional, ya

que tanto las variables hidráulicas como los parámetros del modelo deben ser ajustados a partir de las medidas disponibles. Esto se vuelve especialmente complicado cuando varios instantes de tiempo se utilizan para ajustar los parámetros del modelo, lo cual es por otro lado recomendable para contemplar la variabilidad de consumos en la red (Walski, 1983).

En este trabajo se utiliza la metodología propuesta por Díaz et al. (2017a). Estos autores abordan el problema de la estimación del estado y los parámetros del modelo de forma conjunta gracias a la simplificación del problema mediante técnicas de descomposición. Así, el proceso de calibración arranca de los resultados de la estimación de estado almacenados en diferentes tiempos $\forall t = 1, 2, ..., n_t$, denominados *subproblemas*, los cuales se calculan asumiendo un conjunto de parámetros conocido y constante a lo largo de los n_t tiempos considerados. Nótese que en esta propuesta, se considera que las rugosidades en las tuberías $C^{(k)}$ son los únicos parámetros del modelo, lo cual es coherente con los trabajos desarrollados por otros autores en este campo (e.g. Kumar et al., 2010). Así, la resolución de los subproblemas se puede escribir matemáticamente como:

$$\widehat{\boldsymbol{x}}_{t}^{(k)} \overset{\forall t=1,2,\dots,n_{t}}{\longleftarrow} \begin{cases} \widehat{\boldsymbol{f}}_{t}^{(k)} = \min_{\boldsymbol{x}_{t}} \frac{1}{2} \big[\boldsymbol{z}_{t} - \boldsymbol{h}_{t} \big(\boldsymbol{x}_{t}, \boldsymbol{C}^{(k)} \big) \big]^{T} \boldsymbol{W}_{t} \big[\boldsymbol{z}_{t} - \boldsymbol{h}_{t} \big(\boldsymbol{x}_{t}, \boldsymbol{C}^{(k)} \big) \big] \\ sujeto \ a: \\ \boldsymbol{f}_{t} \big(\boldsymbol{x}_{t}, \boldsymbol{C}^{(k)} \big) = \boldsymbol{0} \\ \boldsymbol{g}_{t} \big(\boldsymbol{x}_{t}, \boldsymbol{C}^{(k)} \big) \leq \boldsymbol{0} \end{cases}$$

$$(7)$$

donde los subíndices t se utilizan para hacer referencia a que el problema (1)-(3) se resuelve de modo independiente para los n_t tiempos considerados. Posteriormente, se calcula la sensibilidad de cada una de las funciones objetivo con respecto a los parámetros de rugosidad. En este trabajo se adoptan diferencias finitas para el cálculo de las sensibilidades, es decir, se perturba la solución de la estimación de estado en torno al óptimo en términos de rugosidades. A partir de la suma de estas sensibilidades, se realiza una nueva estimación de C en el llamado $problema\ maestro$:

$$\min_{\boldsymbol{C}} \sum_{\forall t} \hat{f}_{t}^{(k)} + \sum_{\forall t} \frac{\partial \hat{f}_{t}^{(k)}}{\partial \boldsymbol{C}^{(k)}} (\boldsymbol{C} - \boldsymbol{C}^{(k)})$$
 (8)

Esto permite actualizar los valores de rugosidad de forma eficiente, y justifica la relación entre el análisis de sensibilidad y la calibración representada en la Figura 2. En este sentido, cabe destacar que las técnicas de descomposición se han implementado tradicionalmente como un procedimiento iterativo, pero en la propuesta de Díaz et al. (2017a) el cálculo de las derivadas se integra en un método quasi-Newton para acelerar el proceso. Nótese que la consideración de los parámetros del modelo como incógnitas requiere la adaptación del análisis de observabilidad a esta realidad, puesto que se necesitan medidas adicionales a las estrictamente necesarias para alcanzar la observabilidad estándar.

Análisis probabilístico de detectabilidad de fugas mediante estimación de estado

La detección de fugas es un tema que tradicionalmente ha preocupado mucho en el sector debido a su repercusión económica. La posibilidad de detectar fugas a partir de la propia estimación de estado ha sido explorada anteriormente por Carpentier and Cohen (1991) y Vrachimis et al. (2016), pero de nuevo, apenas ha sido implementada en redes reales. Por este motivo, Díaz (2017) propone una nueva metodología concebida para evaluar las posibilidades que presenta el sistema de telemetría de una red para detectar fugas en tiempo real, en vez de abordar directamente el problema de la detección en línea (on-line). El planteamiento se basa en un análisis probabilístico de los residuos normalizados, que se espera sean altos cuando existen fugas en el sistema. Cabe destacar que el cálculo de los residuos normalizados es posible una vez se ha obtenido el resultado de la estimación de estado, motivo por el cual el análisis de observabilidad es imprescindible para analizar la detectabilidad del sistema (ver Figura 2). A su vez, este cálculo requiere trabajar con la matriz de varianza-covarianza de los residuos, la cual se obtiene a partir de la sensibilidad de las variables de estado con respecto a las medidas. Para llevar a cabo el análisis probabilístico, en vez de utilizar métodos de simulación, la propuesta utiliza la matriz de varianza covarianza de las medidas y estimaciones, gracias a la cual se pueden analizar todos los posibles escenarios sobre una única solución de la red de flujo. Esto permite representar en mapas el valor de la fuga mínima que podría ser detectada en el sistema con los equipos disponibles, y sienta las bases para llevar a cabo una detección en tiempo real mediante un test sobre los residuos normalizados.

Análisis topológico: análisis de observabilidad topológica y estimación de estado topológica

Como se ha mencionado anteriormente, es habitual asumir que el modelo hidráulico utilizado en el proceso de estimación de estado (Ecuación (2)-(3)) ha sido previamente calibrado. Esto implica que las rugosidades han sido previamente ajustadas, y que la topología de la red, y más concretamente el estado de sus bombas y válvulas, es conocido. Sin embargo, en el día a día se producen cambios en la operación del sistema para satisfacer las necesidades de los usuarios. Esto supone cambios en el estado de las bombas y las válvulas, que en algunas ocasiones no son convenientemente notificados. Esta cuestión es de suma importancia, ya que si el modelo no está actualizado, la estimación de estado proporciona resultados incoherentes con la realidad del sistema. Por este motivo, Díaz et al. (2017) proponen evolucionar del tradicional concepto de estimación de estado a la idea de estimación de estado topológica. Este matiz implica plantear el problema de optimización de tal forma que no sólo el estado hidráulico, sino también el estado de las bombas y las válvulas del sistema, puedan ser determinados a partir de las medidas disponibles en el sistema. Considerar la presencia de bombas y válvulas supone un incremento del número de incógnitas, y por tanto, también un cambio en la observabilidad, ahora denominada observabilidad topológica, del sistema. Estos autores proponen un método para analizar la observabilidad topológica en la red mediante la modificación de la matriz jacobiana. Esta matriz debe ser actualizada para tener en cuenta que las bombas y/o válvulas del sistema pueden saberse en funcionamiento (abiertas) de acuerdo con una curva característica conocida o paradas (cerradas), o incluso puede darse que su estado sea desconocido. Posteriormente, sólo es cuestión de analizar el rango de la matriz para evaluar la observabilidad de la red.

Una vez caracterizada la observabilidad, se puede abordar el problema de estimación de estado topológica en sí. La posibilidad de que las bombas y/o válvulas del sistema estén abiertas o cerradas se incluye en la formulación (1)-(3) introduciendo restricciones adicionales que representen la presencia de estos aparatos. Estas restricciones deben contar con variables binarias para contemplar la posibilidad de que las bombas y/o válvulas estén funcionando o no. Esto lleva a un problema de programación no lineal entero mixto, de compleja resolución hoy día. En este trabajo se adopta el método propuesto por Díaz et al. (2017b), en el que se linealizan las ecuaciones no lineales (i.e. ecuaciones de pérdidas de Hazen-Williams y curvas características) mediante un procedimiento iterativo para convertir el problema original en un problema cuadrático entero mixto. Nótese que anteriormente se habían planteado cuestiones topológicas con vistas a resolver la red de flujo (e.g. Giustolisi et al., 2008) o incluso calibrar el sistema (e.g. Sophocleous et al., 2017), pero nunca antes desde la perspectiva de la estimación de estado.

Es importante resaltar que en este planteamiento se asume desconocido el estado de las bombas y las válvulas, pero se debe conocer la rugosidad en los tubos, es decir, la red debe haber sido previamente calibrada conforme al método antes presentado (calibración por medio de resultados de la estimación de estado en diferentes pasos temporales). El motivo de esta limitación es la escasa disponibilidad de aparatos de medida en las redes de abastecimiento actuales, que hace inviable aspirar a obtener también las rugosidades en el mismo proceso. Precisamente esta situación justifica la necesidad de un enfoque integral para abordar el problema de la monitorización, ya que las metodologías aquí presentadas proporcionan resultados complementarios que van enriqueciendo el conocimiento de la red, en vez de ir resolviendo problemas específicos de forma aislada.

RESULTADOS

Puesto que el principal objetivo de este trabajo es mostrar las ventajas asociadas a la aplicación de técnicas de estimación de estado para sacar el máximo partido a la información disponible en un sistema de abastecimiento, esta sección muestra los resultados de algunas de las metodologías presentadas en un mismo caso de estudio. Más concretamente, se presentan resultados relativos al análisis de observabilidad (y su variante topológica), el problema de la calibración y la estimación de estado topológica en la red de C-Town. El motivo de centrar la atención en estas metodologías es que la calibración y el análisis topológico se han abordado tradicionalmente desde puntos de vista distintos, y aquí se pretende ilustrar como ambas metodologías encajan desde la perspectiva de la estimación de estado.

La red de C-Town fue presentada por primera vez en la denominada "Batalla para la evaluación de fugas en redes de abastecimiento" (Giustolisi et al., 2014). El problema original presentaba 1 embalse, 7 depósitos, 388 nodos, 432 tuberías, 11 bombas (agrupadas en 5 estaciones de bombeo denominadas E1, E2, E3, E4 y E5 en este trabajo), 1 válvula de seccionamiento y 1 válvula anti-retorno. Para empezar, en este trabajo se ha modificado esta red para eliminar los nodos terminales con demandas nulas (y las tuberías asociadas), ya que estas regiones suponen un coste computacional adicional innecesario. La Figura 3 muestra la disposición en planta del sistema resultante, donde también se representan las rugosidades en los tubos. En este respecto, cabe destacar que los parámetros de Hazen-Williams se modifican con respecto a la red original para trabajar solamente con 4 grupos de tubos, i.e. con 4 rugosidades, de manera que $C_{g,real} = [70, 90, 110, 130]$. Esta agrupación se realiza aproximando la rugosidad de cada tubería al valor más próximo de los cuatro anteriores, e implica una reducción considerable de la complejidad computacional del problema. Además, supone reducir el número de incógnitas, haciendo así viable alcanzar la observabilidad total para la calibración del sistema con un número razonable de medidas.

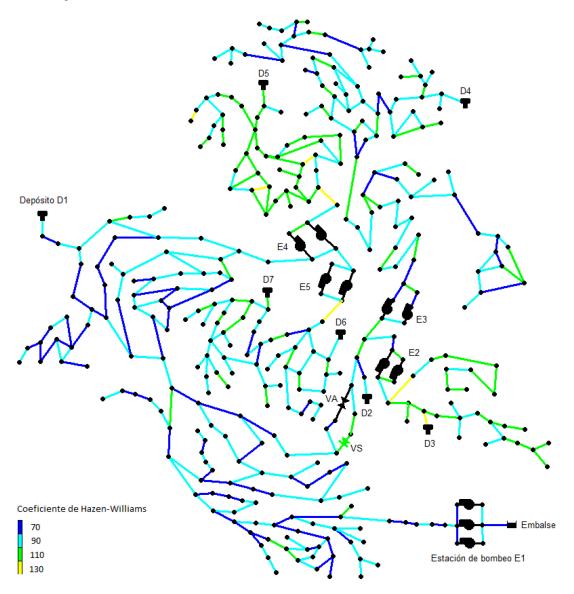


Figura 3 | Caso de estudio C-Town: coeficientes de rugosidad de Hazen-Williams.

Análisis de observabilidad

9

En lo que respecta a las medidas disponibles, en este trabajo se asume que existen medidas de nivel en el embalse y en cada uno de los depósitos del sistema, y que existen caudalímetros que miden el caudal en las 8 tuberías por las que entra el agua a la red. Además, se asume que las demandas son pseudomedidas en todos los nodos. Con esta configuración, y suponiendo conocidas las curvas características de las bombas, existen 8 medidas adicionales con respecto a las medidas que serían necesarias para alcanzar la observabilidad con vistas a una estimación de estado ordinaria. Estas medidas adicionales son esenciales para garantizar que el sistema también resulta observable cuando se lleva a cabo la calibración (por la cual se determinan cuatro parámetros de rugosidad además de las variables de estado) y la estimación de estado topológica (en la que se obtiene el estado de los cinco grupos de bombeo y las dos válvulas existentes).

Cabe destacar que para ambas aplicaciones las medidas se generan de forma sintética, i.e. en torno a los valores reales. Esto permite probar el correcto funcionamiento de las metodologías presentadas. Concretamente, la desviación típica considerada es de 0.01 m para las medidas de nivel, del 2% el valor del caudal para los caudalímetros, y de 20% el valor de la demanda para las pseudomedidas de consumo. El orden de magnitud de estas desviaciones es representativo de los valores que se pueden encontrar en un sistema de abastecimiento real.

Calibración mediante estimación de estado multi-periodo

Uno de los aspectos clave de la metodología de calibración aquí presentada es que ésta parte de una batería de resultados de estimación de estado previos. Por tanto, los resultados de la estimación de estado obtenidos en tiempo real deberán ser almacenados con vistas a una calibración periódica. En este caso, se considera que existen 24 configuraciones de medidas, es decir, que existen estimaciones del estado hidráulico cada hora a lo largo de un mismo día. Como se mencionaba antes, cada una de estas medidas se genera sintéticamente en torno a la solución de la red de flujo cada hora, considerando las desviaciones típicas mencionadas. La Tabla 1 proporciona los resultados de la calibración partiendo de dos inicializaciones diferentes. El motivo de considerar dos puntos de inicio distintos es probar el funcionamiento del algoritmo en diferentes supuestos. Concretamente, se considera primero que el punto de inicio es igual al 90% del valor de rugosidad real de cada grupo (i.e. $C_{g,0} = [63,81,99,117]$), y luego una rugosidad inicial igual a 100 para todos los grupos (i.e. $C_{g,0} = [100,100,100,100]$).

Tabla 1 | Resultados de la calibración mediante estimación de estado multi-periodo para el caso de C-Town.

		$C_{g,real}$	$\widehat{\mathcal{C}}_g$	ĵ	it	Time (s)
	63	70	69.6582	185.9628	34	6671.00
	81	90	89.6163			
$C_{g,0} =$	99	110	108.4727			
	117	130	129.5980			
	100	70	69.6578	185.9628	31	6259.30
<i>C</i> –	100	90	89.6166			
$C_{g,0} =$	100	110	108.4718			
	100	130	129.5986			

Esta tabla proporciona información sobre los valores reales de rugosidad ($\mathcal{C}_{g,real}$) y los valores estimados tras la calibración ($\widehat{\mathcal{C}}_g$). Además, recoge el valor de la función objetivo total (suma de los n_t tiempos) en el óptimo (\widehat{j}), el número de veces que se ha resuelto la batería de subproblemas en la búsqueda del óptimo (it), y el tiempo requerido para la convergencia del algoritmo en un ordenador de sobremesa. Tal y como muestra la Tabla 1, los valores estimados de rugosidad son prácticamente los mismos independientemente de la inicialización, y lo mismo ocurre con la función objetivo en el óptimo. Esto quiere decir que el algoritmo converge bien independientemente del punto de inicio. Cabe destacar que la función objetivo no

alcanza el cero debido al ruido de las propias medidas, lo cual justifica también que no se alcancen exactamente los valores reales de rugosidad. Además, el punto de inicio no parece afectar al tiempo de cálculo, ya que el algoritmo emplea aproximadamente 100-110 minutos en encontrar la solución correcta. Esto se debe a que la sensibilidad de la solución de la estimación de estado se utiliza para estimar cada nuevo valor de C, tal y como refleja la Ecuación (8). En cualquier caso, se debe hacer hincapié en que los tiempos de cálculo resultantes no son admisibles para la implementación del algoritmo de calibración en tiempo real. Esto hace que la metodología propuesta sea válida como procedimiento fuera de línea (off-line) para reajustar los parámetros del modelo cada cierto tiempo a partir de los resultados obtenidos en sucesivas estimaciones de estado en línea (on-line). Así, el método permite actualizar al sistema cada cierto tiempo (e.g. cada semana o cada mes) para mantenerlo al día.

Estimación de estado topológica

La estimación de estado topológica pretende ser capaz de detectar cambios en el estado de las bombas y las válvulas con respecto a las condiciones ordinarias de explotación, las cuales suelen ser conocidas. De esta forma, se estima el estado hidráulico y el estado de las bombas y las válvulas en un tiempo concreto con un modelo hidráulico (restricciones del problema (1)-(3)) previamente calibrado. En este caso de estudio se considera la solución de la red de flujo en su régimen permanente, despreciando los patrones de demanda y controles establecidos cuando se planteó por primera vez el problema de C-Town con vistas a la detección de fugas. Además, y puesto que el objetivo de esta aplicación es probar el correcto funcionamiento del algoritmo de estimación de estado topológica, no se resuelve una sola vez, sino que se trabaja con simulaciones de Monte Carlo para probar el funcionamiento del algoritmo en todo el rango posible de medidas. Así, se generan 1000 configuraciones de medidas en torno a la solución de la red de flujo con las desviaciones típicas antes mencionadas, y luego se resuelve 1000 veces la estimación de estado topológica para calcular el porcentaje de éxito en la determinación del estado de las bombas y válvulas de la red. Cabe destacar que en cada una de estas simulaciones el algoritmo debe identificar el estado correcto de las bombas y las válvulas partiendo de un escenario de medidas sometidas a ruido, el cual es especialmente alto para las pseudomedidas de demanda.

La Tabla 2 proporciona los resultados de la simulación de Monte Carlo cuando se considera que el estado de las bombas y válvulas en el sistema no es conocido (lo debe determinar el algoritmo), pero se conocen las curvas características de las bombas del sistema. Puesto que todas las bombas en la misma estación de bombeo presentan curvas características idénticas, se considera que el método de estimación de estado topológica acierta el estado cuando identifica correctamente el número de bombas trabajando en cada estación de bombeo i (E_{E_i}). Además, la tabla recoge el porcentaje de éxito en la determinación del estado de la válvula de seccionamiento (E_{VS}) y la válvula anti-retorno (E_{VA}) , así como el número medio (it_m) y máximo (it_{max}) de iteraciones del algoritmo de estimación de estado topológica, el error cuadrático medio de los flujos del sistema (ECM), y el tiempo que cada simulación requiere para converger en un ordenador de sobremesa. Esta tabla muestra que los porcentajes de éxito en la determinación del número de bombas funcionando en cada estación de bombeo son del 100%, al igual que los porcentajes de éxito del estado de la válvula de seccionamiento y la anti-retorno. Esto se debe a que a pesar de que las medidas están sometidas a ruido, la información disponible es suficiente para determinar correctamente el estado de las bombas y las válvulas en todas las simulaciones de Monte Carlo. Es importante resaltar que la observabilidad topológica de la red se podría ver comprometida si se produjese el fallo de algunas de las medidas. De hecho, si se asumiesen las curvas características de las bombas del sistema desconocidas en vez de conocidas (i.e. si se perdiese la información relativa a su mantenimiento), el sistema pasaría a ser no observable, y por tanto los resultados de la estimación de estado no serían fiables. Esto se puede detectar aplicando el análisis topológico previamente descrito como un paso sistemático previo a la estimación de estado topológica. En esta línea, algunas empresas del sector ya están trabajando en la evaluación de la observabilidad de sus redes en diferentes escenarios (González et al., 2016). Sin embargo, cabe destacar de nuevo que el análisis de observabilidad sólo permite evaluar si existen relaciones suficientes entre las variables, pero el ruido de las medidas puede llevar a fallos en la detección del estado de las bombas y las válvulas (Díaz et al., 2017). Esto sólo puede evaluarse llevando a cabo la propia estimación de estado topológica, la cual constituye un punto de partida sólido para identificar posiciones óptimas en las que colocar equipos de medida adicionales.

Tabla 2 | Resultados de la estimación de estado topológica para el caso de C-Town

E_{E_1}	E_{E_2}	\boldsymbol{E}_{E_3}	E_{E_4}	E_{E_5}	\boldsymbol{E}_{VS}	E_{VA}			ECM	Time
(%)	(%)	(%)	(%)	(%)	(%)	(%)	it _m	it _{max}	(m^6/h^2)	(s)
100	100	100	100	100	100	100	3.9980	5	1.7431	4.22

Además, la Tabla 2 muestra que el método cuadrático entero mixto propuesto en este trabajo es bastante estable, con 4 iteraciones de media y 5 de máximo. Estos valores son sensibles a la inicialización del problema, pero ya que la estimación de estado se concibe para caracterizar el estado hidráulico de la red en tiempo real, es razonable asumir que la inicialización de cada tiempo será el resultado del paso de tiempo anterior, facilitando así la convergencia. Finalmente, la tabla también refleja que el error cuadrático medio es relativamente bajo, y el tiempo medio requerido para ejecutar el algoritmo es de aproximadamente 4 segundos, lo cual es más que razonable con vistas a su implementación en tiempo real.

CONCLUSIONES

Este trabajo pretende mostrar el potencial de utilizar técnicas basadas en la estimación de estado para abordar el problema de la monitorización de las redes de abastecimiento en toda su complejidad. Lo cierto es que la industria del agua se ha ido centrando tradicionalmente en resolver los problemas específicos concretos que se han ido presentando, pero los recientes avances en herramientas TIC exigen un cambio en la forma de entender las redes. Este artículo presenta una serie de metodologías que se han desarrollado para sacar el máximo partido a la información disponible en tiempo real en la red mediante técnicas de estimación de estado. Para ello, se presentan primero una serie de métodos que se han venido utilizando en las últimas décadas en el sector eléctrico pero que hasta ahora no han sido adaptados a la realidad de los sistemas de abastecimiento. Esto incluye técnicas para el análisis de la disponibilidad de los equipos de medida (análisis de observabilidad), del efecto de las medidas y los parámetros del modelo en la calidad del resultado (análisis de sensibilidad) y de la precisión de las estimaciones (análisis de incertidumbre). Además, se presentan técnicas que van un paso más allá y abordan problemas reales del sector desde la perspectiva de la estimación de estado, como es el caso de la calibración, la detección de fugas y el análisis topológico de la red.

Tres de las seis metodologías propuestas se han aplicado de forma ilustrativa a la red de C-Town en este trabajo para mostrar la forma en la que dos problemas tradicionales en el sector (la calibración y el análisis topológico) pueden abordarse en etapas sucesivas y complementarias de un proceso de estimación de estado. Los resultados obtenidos muestran que cuando las metodologías se conciben desde el mismo punto de partida, es mucho más sencillo integrar los resultados y obtener información útil y realista sobre el estado del sistema. Aún queda mucho por hacer, pero estos resultados prueban que las técnicas de estimación de estado son una opción viable para afrontar el problema de la monitorización y aprovechar las millonarias inversiones que se están realizando en sistemas de tecnologías de la información.

REFERENCIAS

Andersen, J. H., Powell, R. S., Marsh, J. F. 2001. Constrained state estimation with applications in water distribution network monitoring. *International Journal of Systems Science* 32(6), 807-816.

Bargiela, A. 1985. An algorithm for observability determination in water-system state estimation. *IEE Proceedings D - Control Theory and Applications* 132(6), 245-250.

Bargiela, A., Hainsworth, G. D. 1989. Pressure and flow uncertainty in water systems. *Journal of Water Resources Planning and Management* 115(2), 212-229.

Caro, E., Arévalo, I., García-Martos, C., Conejo, A. J. 2013. Power system observability via optimization. *Electric Power Systems Research* 104, 207-215.

Carpentier, P., Cohen, G. 1991. State estimation and leak detection in water distribution networks. *Civil Engineering Systems* 8(4), 247-257.

Coulbeck, B. 1977. Optimisation and modelling techniques in dynamic control of water distribution systems. PhD thesis, Univ. of Sheffield, UK.

Díaz, S. 2017. Comprehensive approach for on-line monitoring water distribution systems via state estimation related techniques. PhD thesis, Univ. of Castilla-La Mancha, Spain.

Díaz, S., González, J., Mínguez, R. 2016. Observability analysis in water transport networks: Algebraic approach. *Journal of Water Resources Planning and Management* 142(4), 04015071.

Díaz, S., González, J., Mínguez, R. 2016a. Uncertainty evaluation for constrained state estimation in water distribution systems. *Journal of Water Resources Planning and Management* 142(12), 06016004.

Díaz, S., Mínguez, R., González, J. 2017. Topological observability analysis in water distribution systems. *Journal of Water Resources Planning and Management* 143(5), 06017001.

Díaz, S., Mínguez, R., González, J. 2017a. Calibration via multi-period state estimation in water distribution systems. Under review in *Water Resources Management*.

Díaz, S., Mínguez, R., González, J. 2017b. Topological state estimation in water distribution systems: A mixed integer quadratic programming approach. Under review in *Journal of Water Resources Planning and Management*.

Giustolisi, O., Berardi, L., Laucelli, D., Savic, D., Walski, T., Brunone, B. 2014. Battle of background leakage assessment for water networks (BBLAWN) at WDSA Conference 2014. *Procedia Engineering* 89, 4-12.

Giustolisi, O., Kapelan, Z., Savic, D. 2008. Algorithm for automatic detection of topological changes in water distribution networks. *Journal of Hydraulic Engineering* 134(4), 435-446.

González, J., Mínguez, R., Díaz, S. 2016. Estudio de observabilidad para la estimación del estado hidráulico de la red sectorizada de abastecimiento. Cuaderno de I+D+i 23. Canal de Isabel II, Madrid, España.

Kumar, S. M., Narasimhan, S., Bhallamudi, S. M. 2008. State estimation in water distribution networks using graph-theoretic reduction strategy. *Journal of Water Resources Planning and Management* 134(5), 395-403.

Kumar, S. M., Narasimhan, S., Bhallamudi, S. M. 2010. Parameter estimation in water distribution networks. *Water Resources Management* 24(6), 1251-1272.

Ozawa, T. 1987. The principal partition of a pair of graphs and its applications. Discrete Applied Mathematics 17(1-2), 163-186.

Piller, O., Elhay, S., Deuerlein, J., Simpson, A. R. 2017. Local sensitivity of pressure-driven modeling and demand-driven modeling steady-state solutions to variations in parameters. *Journal of Water Resources Planning and Management* 143(2), 04016074.

Pruneda, R. E., Solares, C., Conejo, A. J., Castillo, E. 2010. An efficient algebraic approach to observability analysis in state estimation. *Electric Power Systems Research* 80(3), 277-286.

Saltelli, A., Tarantola, S., Campolongo, F., Ratto, M. 2004. *Sensitivity analysis in practice: A guide to assessing scientific models*. Wiley, New York, USA.

Savic, D. A., Kapelan, Z. S., Jonkergouw, P. M. R. 2009. Quo vadis water distribution model calibration? *Urban Water Journal* 6(1), 3-22.

13

Schweppe, F. C., Wildes, J. 1970. Power system static-state estimation, Part I: Exact model. *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems* PAS-89(1), 120-125.

Sophocleous, S., Savic, D. A., Kapelan, Z., Giustolisi, O. 2017. A two-stage calibration for detection of leakage hotspots in a real water distribution network. *Procedia Engineering* 186, 168-176.

Vrachimis, S. G., Eliades, D. G., Polycarpou, M. M. 2016. Real-time hydraulic interval state estimation for water transport networks: A case study. *14th International Computing and Control for the Water Industry (CCWI) Conference*, November 7-9, Amsterdam, The Netherlands.

Walski, T. M. 1983. Technique for calibrating network models. *Journal of Water Resources Planning and Management* 109(4), 360-372.