

XII Simposio Iberoamericano sobre planificación de sistemas de abastecimiento y drenaje

“SECTORIZACIÓN MEDIANTE EL AGRUPAMIENTO ESPACIAL DE LA INFORMACIÓN COMPLETA DE LA RED DE ABASTECIMIENTO”

Joanna Gutiérrez-Pérez (1), Manuel Herrera (2), Joaquín Izquierdo (3), Rafael Pérez-García (4)

(1), (3), (4) Grupo Fluing-Instituto Universitario de Matemática Multidisciplinar (IMM), Universitat Politècnica de València. Camino de Vera S/N, 46022 Valencia, (España). {joagupre, jizquier, rperez}@upv.es

(2) BATir, Université libre de Bruxelles, Avenue F. Roosevelt, 50 (CP 194/2) B-1050 Bruxelles (Belgique). {mherrera@ulb.ac.be}

RESUMEN

La división de un sistema de abastecimiento de agua (SAA) en distritos métricos, tiene por objetivo mejorar la gestión de operación de dicho abastecimiento. Por tanto, la división de los SAAs facilita la detección, identificación y seguimiento de posibles anomalías en el suministro de agua, debido a la reducción de la zona de inspección. En este trabajo se propone un marco de análisis basado en un tratamiento espacial del SAA mediante el mallado de la red de abastecimiento (RAA) que la divide en celdas regulares. Estas celdas heredan las características de la red, incluyendo las propiedades de las tuberías y de los nodos que contiene cada una de ellas. Las celdas, entonces, se convertirán en nodos de una nueva red, que se dividirá mediante métodos kernel basados en el espectro de la matriz de su grafo asociado. Como resultado, se obtiene una división del sistema de distribución que puede ser utilizada no sólo como soporte en la sectorización, sino también para llevar a cabo una gestión eficiente por zonas de características similares.

Palabras claves: Sistemas de abastecimiento de agua, sectorización, métodos kernel, SIG

ABSTRACT

Division of a water supply network (WSN) into district metered areas aims at improving the management of the whole system. Thus, WSN division facilitates detection, identification, and monitoring of possible abnormalities in water supply due to inspection area reduction. This paper proposes a grid-based framework in which the spatial area of the WSN is divided into regular cells. Each cell inherits the distribution system features of its corresponding area involving both pipe and node characteristics. Then cells are transformed into nodes of a fully connected network. In this new framework, a kernel spectral clustering is proposed. This approach can manage in an efficient way the various information contained in each new node. As a result, a WSN division is obtained, which can be used as a support for sectorization purposes, and also to achieve efficient management of the distribution system by working with zones of similar characteristics.

Key words: Water distribution systems, sectorization, clustering, kernel methods, SIG methods.

SOBRE EL AUTOR PRINCIPAL

Autor 1: Joanna A. Gutiérrez Pérez es Actuarial por la Universidad Tecnológica Americana (México) y posee dos posgrados: Maestría en Gestión Integral del Agua por la Universidad Nacional Autónoma de México (UNAM) y el Máster en Ingeniería Hidráulica y Medio Ambiente por la Universitat Politècnica de València (UPV). Actualmente su investigación está enfocada al análisis de la vulnerabilidad en redes de distribución de agua potable, mediante el uso de técnicas de teoría de redes complejas. Actualmente es estudiante de doctorado en el Departamento de Ingeniería Hidráulica y Medio Ambiente de la UPV y es miembro del grupo de investigación FluIng-IMM de la UPV.

INTRODUCCIÓN

La distribución del agua en los sistemas de abastecimiento es un problema complejo. Esta complejidad crece si el sistema es de gran tamaño y el objetivo es proporcionar un abastecimiento regular y constante de agua de óptima calidad, y con la presión requerida a los consumidores. Los sistemas de distribución de agua están constituidos por un gran número de nodos de consumo interconectados por otro gran número de tuberías, además de los elementos necesarios para alimentar a la red desde la fuente de abastecimiento. La mayoría de las veces, estas redes no son el resultado de un único proceso de diseño, sino que son consecuencia de años dando respuesta al aumento continuo de nuevas demandas. Como resultado, sus diseños carecen de una estructura clara desde un punto de vista topológico, haciendo difícil su comprensión y control.

La sectorización entendida como la partición de la red en subredes, con *inputs* y *outputs* controlados, es una opción estratégica que homogeniza los elementos, las mediciones y los parámetros de diseño de cada subred. De esta manera, se gana en precisión y se evita el sesgo en la toma de decisiones sobre la gestión del abastecimiento. La sectorización facilita la detección, identificación y seguimiento de posibles anomalías en el suministro de agua, debido a la reducción de la zona de inspección. Además, conociendo el tipo de usuarios contenidos en cada sector, junto con un tratamiento adecuado de los datos disponibles para un estudio, hace que la sectorización sea un proceso fundamental para explicar el comportamiento de la demanda de agua.

El concepto de la gestión de redes de abastecimiento de agua basado en distritos métricos (DMAs, *District Metered Areas*), utilizando la división de la RAA en sectores, fue una propuesta novedosa que se introdujo para la detección y control de fugas. Este método surgió a principios de la década de 1980 en el sector del agua de Reino Unido llevado a cabo por el Departamento de Medio Ambiente y el Consejo Nacional del Agua. Desde entonces, su desarrollo se ha basado principalmente en aplicaciones prácticas con poca contribución científica. Se puede destacar el manual del *Water Research UK Ltd*, publicado en 1999 (UKWIR, 1999). Más reciente, en diciembre de 2007, la *IWA Water Loss Task Force* publicó una guía práctica para la gestión de DMAs (IWWA Loss-Group, 2007). Por otra parte, dentro de un marco más conceptual y científico, Walski *et al.* (2001) propuso la creación de un sistema de sub-medición, como apoyo a la implementación de la

sectorización de la red de abastecimiento. Tzatchkov *et al.* (2006) aplicó la teoría de grafos para dividir la RAA en zonas hidráulicas diferentes. Hunaidi y Brothers (2007) colaboraron con su trabajo que busca el tamaño óptimo de los DMAs en base a diferentes criterios y teniendo en cuenta el coste económico. Izquierdo *et al.* (2008) evaluaron la importancia relativa de las tuberías en una red de suministro de agua, con esto, es posible establecer un criterio de formalización para la división de la red en zonas. Estos mismos autores (Izquierdo *et al.*, 2011) han desarrollado *software* de apoyo a la sectorización, basando su trabajo en aplicaciones de sistemas multi-agente. Otra contribución importante es la división de las redes de abastecimiento mediante análisis inteligente de datos. Perelman y Ostfeld (2012) trabajaron con algoritmos de *clustering*; Alvisi y Franchini (2013) dirigieron su trabajo en la división por medio de enfoques heurísticos y Diao *et al.* (2013) trabajaron centrándose en la teoría de grafos y la búsqueda de zonas de mayor densidad de arcos (comunidades) para la división de la red.

La división de la RAA en sectores hidráulicos es muy utilizada en la detección de fugas. Trabajos como el de Covas y Ramos (1999) se han dedicado a este campo de la aplicación de los DMAs. Sin embargo, también han surgido otras formas de trabajar con sectores, como es el caso de la investigación doctoral de Misiunas (2005) en la que analiza varios aspectos de los fallos que pueden surgir en una RAA dividida en DMAs. Por su parte, Bougadis *et al.* (2005) resaltó las diferencias, por áreas, en el comportamiento del consumo de agua potable. Su trabajo propone una clasificación hidráulica de los usos del agua para desarrollar modelos predictivos de la demanda. Posteriormente, Herrera *et al.* (2010) llevó a cabo un estudio comparativo global de modelos predictivos y su aplicación eficiente en un DMA.

Este artículo aborda el problema de la división de la RAA por medio de *clusters* de abastecimiento, que son sectores hidráulicos obtenidos a través de herramientas inteligentes y métodos de *machine learning*. Con este trabajo pretendemos que los DMAs sean obtenidos de una manera más eficiente, mejorando las ambigüedades de los enfoques clásicos. Para ello, introducimos diferentes abstracciones para las redes de abastecimiento y sus componentes a su representación matemática por medio de grafos (Herrera, 2011). El principal objetivo es integrar toda la información disponible respecto a la disposición espacial y estructura de la red y sus diferentes características referentes a los

nodos y las tuberías. Con el fin de gestionar este problema de la división, el proceso se inicia con la superposición de una malla en la RAA (Yan *et al.*, 2009; Yu *et al.*, 2010). Mediante el procesamiento en un Sistema de Información Geográfica (SIG), los datos de los nodos y las tuberías son adquiridos por cada celda de la malla. A continuación, en una segunda etapa, las celdas se convierten en “hiper-nodos” de una nueva red completamente conectada. Por último, el proceso de división de esta nueva red se logra por medio de *spectral clustering* basado en métodos *kernel* (Alzate y Franchini, 2013). La incorporación de esta red en un espacio *kernel* permite trabajar con un número de diferentes tipos de datos y ampliar el concepto de una simple división de la red, teniendo en cuenta toda la información posible.

El esquema general del resto del artículo es el siguiente. En la sección 2, se discute la relación entre los grafos y la red de distribución de agua. A continuación, en la sección 3, se considera el uso del *kernel spectral clustering* mostrando sus posibilidades a la hora de dividir cualquier grafo (RAA) en un número determinado de sectores. Se explica cómo el enfoque basado en la superposición de la malla, puede resumir la información relacionada con todo el SAA. Esta malla se convierte en otro grafo que tiene en cuenta la información de los nodos y de las tuberías. Un caso de estudio se presenta en la sección 4 con el fin de comprobar el desempeño de la metodología propuesta. Por último, la sección 5 cierra este trabajo con algunas conclusiones sobre el proceso y los resultados alcanzados.

FUNDAMENTOS DEL PROCESO DESPECTRAL CLUSTERING

Una RAA de agua puede ser considerada como un caso especial de un grafo¹ no dirigido y ponderado. Además, es una red de flujo, que tiene una o más fuentes de suministro y un número determinado de desagües o desembocaduras. En este caso, las fuentes son depósitos de agua y embalses. A partir de estas fuentes, el agua viaja hacia los nodos de consumo, en los que el sistema trata de satisfacer la demanda de agua. El agua se conduce a través de

rutas definidas por los enlaces entre nodos, o tuberías entre los puntos de consumo.

Bajo estas premisas, podemos aplicar métodos de *clustering*, específicamente *spectral clustering*, que se basa en el análisis del grafo, considerando la siguiente relación de equivalencia: "RAA - redes de flujo - grafos no dirigidos y ponderados". No dirigidos, porque la dirección del flujo es impredecible en una RAA mallada y ponderados porque las tuberías tienen diferente capacidad de transporte, dependiendo de sus características.

Algoritmo de *spectral clustering*

Las técnicas de *spectral clustering* se derivan de la teoría de grafos, haciendo uso del espectro de la matriz de similitud de los datos para reducir dimensionalmente el proceso de *clustering* en menos dimensiones (von Luxburg, 2007). Esto mejora la aplicación directa de los *k-means*, trabajando bien en espacios no convexos. El *spectral clustering* utiliza la información obtenida del cálculo de los valores propios y los vectores propios de las matrices *kernel* para la partición de la base de datos. Los vectores propios correspondientes a los *k* valores propios más pequeños de este Laplaciano, *L*, son especialmente importantes, ya que tienen algunas propiedades deseables y varias aplicaciones se basan en ellos. Específicamente, el segundo valor propio λ_2 más pequeño del Laplaciano, mide la conectividad algebraica del grafo. Por lo tanto, un grafo está conectado si y sólo si su λ_2 es diferente de cero (de Abreu, 2007). Por otro lado, $\lambda_1 = 0$ siempre y el vector propio correspondiente es $(1, 1, \dots, 1)^t$. La multiplicidad de 0 es un valor propio de *L*, igual al número de componentes del grafo

Dado un conjunto de puntos $X = \{x_1, \dots, x_n\}$ en \mathbb{R}^l que se agruparán en *C* clusters, el algoritmo de *spectral clustering* es:

1. Construcción de la matriz de afinidad o similitud $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ definida por

$$A_{ij} = \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{2\sigma^2}\right) \text{ si } i \neq j \quad A_{ii} = 0.$$

2. Definir *D* como la diagonal del grado de la matriz cuyo elemento (i,i) es la suma de las entradas en la *i*-ésima fila de *A*, y construir la matriz $\mathcal{L} = I - D^{-1/2}AD^{-1/2}$
3. Encontrar u_1, u_2, \dots, u_C el vector propio *C* más pequeño de \mathcal{L} y construir la matriz $U = [u_1 u_2 \dots u_C] \in \mathbb{R}^{n \times C}$ mediante la

¹ Los grafos son estructuras formadas por un conjunto de vértices y un conjunto de arcos. Desde el punto de vista del análisis de redes, también utilizamos la terminología de nodos para los vértices y enlaces para los arcos, que son las conexiones entre pares de vértices.

recolección en columnas de los vectores propios.

4. Formar la matriz U^* a partir de U mediante la normalización de cada fila de U para tener longitud unitaria.
5. Tratamiento de cada fila de U^* como un punto en \mathbb{R}^C , agruparlos en C clusters (por ejemplo, mediante el algoritmo de *k-means*).
6. Finalmente, asignar el punto original x_i al cluster j si y solo si la fila i de la matriz U^* fue asignada al cluster j .

El parámetro de escala σ^2 (paso 1) controla qué tan rápido la matriz de afinidad A_{ij} cae dentro de la distancia entre x_i y x_j . En el paso 5, se puede aplicar los *k-means* y obtener una mejora de su implementación directa, evitando complicaciones de convexidad y con una mejora en la ejecución computacional.

El proceso del método de kernel spectral-clustering para la división de la RAA

Una vez expuestos los métodos espectrales como procesos eficientes para agrupar grafos no dirigidos, proponemos simplificaciones adecuadas para abordar algoritmos de partición grafos. Ahora, el criterio para dividir la RAA sería introducir la matriz del Laplaciano asociada al grafo de la RAA en un espacio *kernel*, considerando las ventajas de su estructura (Gärtner, 2003; Kashima *et al.*, 2003), pero también complementando el proceso, con la incorporación de los datos hidráulicos a la matriz *kernel*. De esta forma es posible establecer un marco completo donde todas las fuentes de información disponibles sean utilizadas adecuadamente. Este proceso se resume en la Figura 1.

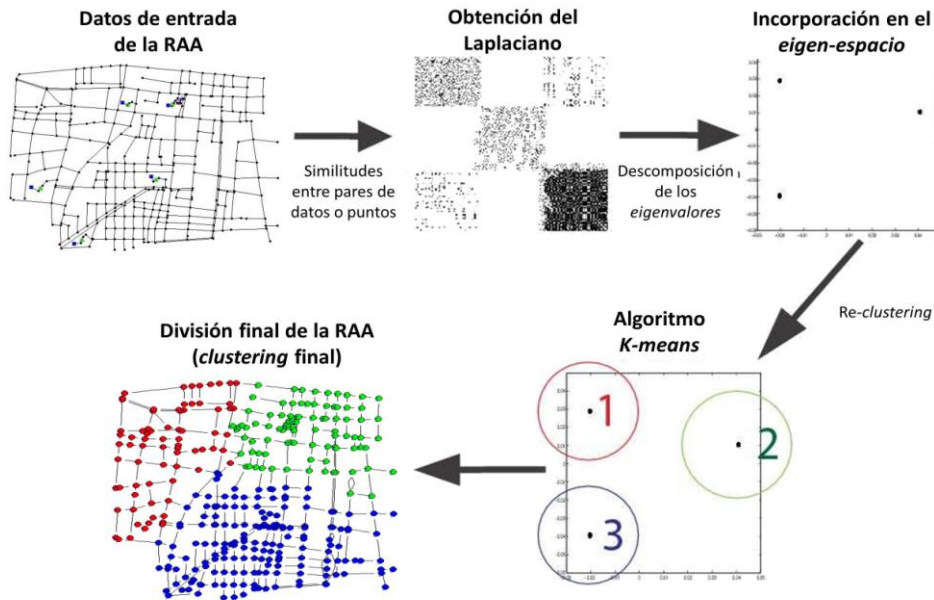


Figura 1. .Esquema del proceso de *kernel spectral clustering*

El aprendizaje basado en los métodos *kernel* (Schölkopf y Smola, 2002; Karatzoglou *et al.*, 2006) utiliza una aplicación (*mapping*) implícita de los datos de entrada sobre un espacio denominado espacio de características, de dimensión alta. Además utiliza una función *kernel*, una función que permite calcular de manera sencilla el producto interno entre las imágenes de dos datos en el espacio de características. El aprendizaje se lleva a cabo en este espacio de características donde se pueden utilizar métodos lineales, pero el algoritmo de aprendizaje se simplifica enormemente al calcular los productos interiores mediante la función *kernel*, sin necesidad de realizar el cálculo explícito en el espacio de características, lo que resultaría costoso y

complejo. Esto se conoce generalmente como el "truco *kernel*" (Schölkopf y Smola, 2002).

Por otra parte, la matriz *kernel* donde se logra el proceso de *spectral clustering* se puede entender como una transformación de las diferentes matrices referidas al Laplaciano y de las medidas de similitud de los *inputs* de los nodos. Si cada matriz es transformada en una matriz *kernel* (simétrica y definida positiva) entonces, se puede utilizar la propiedad de que una combinación de matrices *kernels* (las cuales no tienen que ser necesariamente una combinación lineal) es otra matriz *kernel* (Shawe-Taylor y Cristianini, 2006). Finalmente, es en los principales vectores propios de

esta matriz resultante donde se lleva a cabo el algoritmo de *clustering k-means*.

METODOLOGÍA BASADA EN EL MALLADO DE LA RAA

El proceso de *spectral clustering* basado en métodos *kernel* es un enfoque que toma en cuenta la estructura de la red, junto con diferentes variables hidráulicas. Sin embargo, existe un problema con el manejo de los datos de las tuberías. Una solución a esto, es trabajar con un resumen de la información ponderada de los enlaces que representan a las tuberías en el grafo de la RAA (Herrera, 2011). Otra posibilidad es organizar dos grupos de información: uno asociado con los nodos de consumo de la RAA, mientras que el otro estará relacionado con las tuberías. Tanto la configuración del *clustering* de los nodos como de las tuberías, deben estar combinadas en un único modelo final (Herrera *et al.*, 2012). Estas dos aproximaciones pierden parte de la

información que se tiene de las tuberías debido a que sus propiedades son resumidas en el peso de los arcos del grafo y no se tiene en cuenta cada una de ellas de manera específica. Su presencia solo se ve reflejada en la conectividad entre los nodos.

Este artículo introduce una nueva alternativa con el objetivo de manejar la información más completa posible en la división de una RAA. La propuesta consiste en utilizar un método basado en un sistema SIG y superponer una malla en el plano de la RAA bajo estudio. De esta forma, la red es automáticamente dividida en celdas de información. La superposición de la malla es un método que se emplea usualmente para calcular áreas en un mapa o para diferentes estudios con información geográfica con imágenes de satélite (O'Sullivan y Unwin, 2003; Moreno *et al.*, 2003). La combinación con un SIG, da una herramienta útil que recupera e integra la información para análisis posteriores a diferentes niveles (Figura 2).

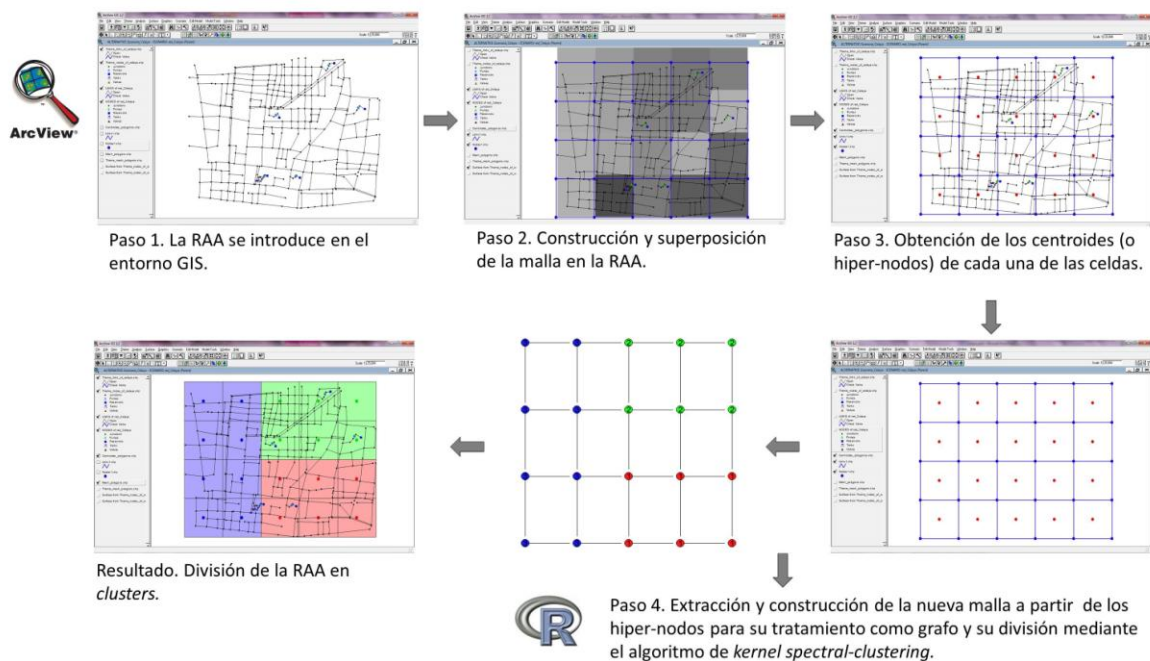


Figura 2. .Proceso general del método propuesto basado en un entorno SIG y *spectral-clustering* para la división de una RAA

Las celdas de la malla deben tener el tamaño adecuado para el contenido en cada una de ellas. Para esto, existen diferentes criterios para hacerlo. En este trabajo se considera el diseño de una malla de celdas con una amplitud mínima, pero con un número suficiente de elementos dentro de cada una. Para lograr eso, el primer paso del proceso consiste en importar la RAA al entorno SIG (Figura 2 – paso 1), preservando las propiedades y características de todos sus elementos. En seguida (Figura 2 – paso 2),

la malla es construida y superpuesta en el área total de la RAA. Para realizar esto, se ha utilizado un método de interpolación disponible en las opciones del SIG, específicamente del programa ArcView (Childs, 2004). El procedimiento de interpolación predice los valores de la dimensión de las celdas en localizaciones que carecen de puntos de muestra y se basa en el principio de autocorrelación espacial o dependencia espacial, que mide el grado de relación/dependencia entre objetos distantes y

cercanos. La elección del método de interpolación depende de la distribución de los puntos de muestra y del caso que está bajo estudio. El tamaño y el número de celdas de la malla están condicionados a la longitud de las tuberías, es decir, la malla puede ser construida teniendo en cuenta la diferencia entre la longitud máxima y la longitud mínima y de la tubería. En base a este criterio, la malla se ajustó a la superficie total de la RAA, definiendo su área total. De este modo, es posible acercarse a un número de medidas estadísticas para cada celda con una pérdida mínima de precisión. También se puede abordar un análisis espacial con la superposición de la malla en la RAA. El proceso sigue con la transformación de las celdas de la malla en hiper-nodos de un nuevo grafo (Figura 2 - paso3). Los llamados hiper-nodos corresponden a los centroides de cada celda, los cuales son calculados automáticamente de acuerdo con las dimensiones y condiciones antes mencionadas. Estos hiper-nodos adquieren todos los datos de entrada calculados en sus celdas correspondientes (que resumen tanto la información de los nodos como de las tuberías, tales como, elevación y demanda de los nodos, y longitud y diámetro de las tuberías). Un nuevo gráfico se forma mediante la vinculación de todos los hiper-nodos vecinos (Figura 2 - paso 4). A continuación, los algoritmos de *clustering* basados principalmente en los nodos pueden ser utilizados, manteniendo la información de los nodos y de las tuberías de la RAA. Estos últimos pasos se procesaron en el entorno de lenguaje R (R-Development-Core-Team, 2013). Finalmente, la división de este nuevo grafo representa la sectorización de la RAA (Figura 2).

CASO DE ESTUDIO

Para probar el funcionamiento de la metodología descrita, se presenta un caso de una RAA real (Figura 3). La RAA corresponde a la zona centro de la ciudad de Celaya, en México. La red se compone de 479 líneas de conducción y 334 nodos de consumo, siendo la longitud total de sus tuberías de 42,5 km y la elevación promedio de los nodos es de 156 m. La red se alimenta de un embalse (D1) y cinco depósitos (E1,..., E5) con cinco estaciones de bombeo, su caudal de consumo total es aproximadamente de 91 l/s. La base de datos de entrada contiene la información sobre la elevación de los nodos, las demandas de consumo y sus coordenadas geográficas; y conjuntamente, la información de las tuberías, como sus diámetros y longitudes.



Figura 3. Localización de la RAA de la zona centro de la ciudad de Celaya

Después de introducir la RAA en el entorno SIG, el proceso continuó con la superposición de la malla sobre la RAA de estudio. Mediante el procesamiento en el entorno SIG, se obtuvo la información de los nodos y las tuberías para cada una de las celdas de la malla. Como ya se mencionó antes, la malla se construyó en base a la diferencia entre la longitud máxima y mínima de las tuberías de la RAA. En este caso particular de estudio, las longitudes máxima y mínima son 1127.86 m y 17.21 m, respectivamente. Con esto, se consiguió un primer tamaño de celda adecuado para cubrir la totalidad del área de la RAA y reducir el corte de tuberías en varias celdas. La longitud de cada celda fue ajustada a 1000 m², resultando una malla de 4×5 celdas de extensión.

A continuación, las celdas fueron convertidas en los nodos de un nuevo grafo espacialmente regularizado y completamente conectado, como lo muestra la Figura 4. En este nuevo gráfico es posible llevar a cabo la división con *spectral clustering*, utilizando toda la información de los nodos y tuberías de la RAA.

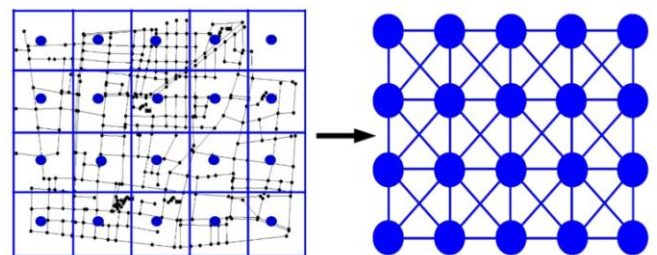


Figura 4. Esquema de la superposición de la malla en la RAA y obtención del nuevo grafo a partir de los hiper-nodos

Una vez construido el nuevo grafo, el algoritmo de *spectral clustering* es ejecutado en sus hiper-nodos. Toda la información adquirida por los hiper-nodos son el promedio de los datos de entrada de los nodos y tuberías contenidos en cada celda. A continuación, una suma ponderada de las matrices *kernel* asociadas con los diferentes datos de entrada (como se muestra

en la ecuación 1) es la matriz *kernel* final en la que se aborda la división.

$$K = w_L K_L + \sum_{i \in I} \omega_i K_i \quad (1)$$

Para la Ecuación 2 se obtiene la combinación cónica² de los pesos, los cuales se han calibrado por una búsqueda heurística (*Grid Search*) mallando el espacio en \mathbb{R}^6 (ya que son seis pesos a calibrar) y buscando el óptimo en las intersecciones de esta malla mediante regiones de confianza.

$$K = 0,5K_L + 0,10K_{xc} + 0,10K_{yc} + 0,25K_{el} + 0,20K_{dem} + 0,35K_{diam} \quad (2)$$

K_L es el *kernel* asociado con la matriz del Laplaciano del grafo, K_{xc} y K_{yc} con las coordenadas x e y respectivamente, K_{el} con la elevación de los nodos, K_{dem} con la demanda de los nodos y K_{diam} con el diámetro de las tuberías.

Como resultado final, se ha obtenido la división que se presenta en la Figura 5, que consta de tres *clusters* o DMAs. En la Tabla 1 se detallan algunos datos de la división de la RAA.

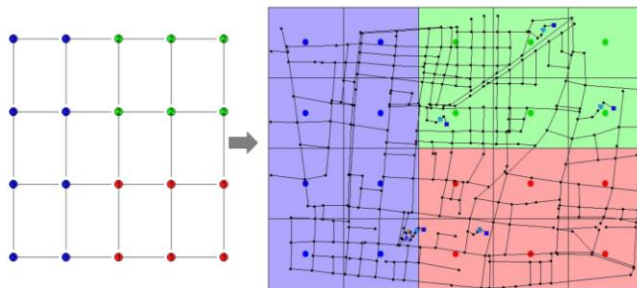


Figura 5. Representación de la división de la red de estudio en tres DMAs

Se puede observar que el DMA más grande (es decir, con mayor densidad de nodos y tuberías) es el sector 2 (representado en color verde en la Figura 5), compuesto por 131 nodos y 190 tuberías. Esta zona tiene el promedio más bajo de demanda en los nodos y diámetro de tuberías. El sector 3 (de color azul en la Figura 5) es el DMA más grande, geográficamente hablando, pero con un número medio de nodos y tuberías

Comparando los resultados con otros trabajos previos de los autores, sobre la sectorización de esta RAA (Herrera, 2011), tenemos que la solución

propuesta en este artículo involucra la información de una manera más completa y explícita. Las propuestas anteriores están basadas en la información de los nodos y su estructura como un grafo (mediante la conectividad asociada con las tuberías).

Por otro lado, el presente trabajo representa un avance en el uso de la información disponible de la RAA. Sin embargo, la solución obtenida no es tan precisa como la propuesta por [9]. Aquí se propone una división en sectores hidráulicos, pero no se muestra exactamente qué tuberías deberían ser cortadas.

Tabla 1. Descripción de los sectores (DMAs) de la red de estudio

	Sector 1	Sector 2	Sector 3
N de nodos	93	131	115
N de tuberías	124	190	169
Fuentes de abast.	E1 y E5	E2, E3 y E4	D1
Elevación (m)	154	153	155
Demanda (l/s)	0,33	0,23	0,29
Diámetro (mm)	135	105	138

CONCLUSIONES

Clásicamente, la división de una RAA en sectores o DMAs tiene el objetivo de mejorar la detección de fugas usando la información de la elevación, la presión y la demanda de los nodos. La propuesta de este trabajo es cambiar o aumentar la perspectiva de dicho objetivo. Esto es posible tomando en consideración información diferente para ser incluida dentro de los criterios para la división en sectores hidráulicos (*clusters* de abastecimiento) de la RAA. Asimismo, se puede utilizar el diámetro y la edad de las tuberías, ponderando planes de rehabilitación y otros criterios.

La flexibilidad para incluir en el caso de estudio datos de entrada diferentes, con pesos distintos, es otra de las mejoras de una metodología que tiene la ventaja de trabajar en espacios *kernel*. Además, se describe cómo la información referente a los nodos y las tuberías es tomada en cuenta conjuntamente. La realización del proceso dentro de un entorno SIG, ha facilitado la integración y la representación de toda esa información. Esto ha permitido incluir tanto

² No restringido a que la suma de sus elementos sea 1, como es el caso de la combinación lineal.

datos hidráulicos, como las propiedades del grafo asociado a la RAA.

Como trabajo futuro se pretende incluir un punto de vista dinámico de la RAA, proponiendo la gestión por áreas de la red aunque, por diversos motivos, no sea posible llevar a cabo su sectorización hidráulica completa. Con base en este marco de trabajo por áreas separadas (las cuales conservan cierta homogeneidad en sus características de nodos de consumo y de tuberías) y mediante el uso de herramientas similares a las presentados en este trabajo, será posible una gestión eficiente y *on-line* o de respuesta automática de la RAA. Siendo este nuevo paradigma una de las bases principales en el que las ciudades inteligentes “actuales y futuras” deben establecerse para la ayuda en la toma de decisiones en las RAAs.

AGRADECIMIENTOS

Este trabajo ha sido desarrollado con el apoyo del proyecto IDAWAS (Ref. DPI2009-11591) financiado por el Ministerio de Ciencia e Innovación de España y por la ayuda complementaria ACOMP2011/188 de la Conselleria d'Educació de la Generalitat Valenciana.

REFERENCIAS

- [1] Alvisi, S., Franchini, M., (2013). “A heuristic procedure for the automatic creation of district metered areas in water distribution systems”. Urban Water Journal, 1–23.
- [2] Alzate, C., Suykens, J. A. K., (2012). “Hierarchical kernel spectral clustering”. Neural Networks 35, 21–30.
- [3] Bougadis, J., Adamowski, K., Diduch, R., (2005). “Short-term municipal water demand forecasting”. Hydrological Processes 19, 137–148.
- [4] Childs, C., (2004). Interpolating Surfaces in ArcGis Spatial Analyst. ESRI Educational Services.
- [5] Covas, D., Ramos, H., (1999). Practical methods for leakage control, detection and location in pressurised systems. In: 13th International Conference on Pipeline Protection. Edinburg, Scotland, pp. 135–149.
- [6] de Abreu, N., (2007). “Old and new results on algebraic connectivity of graphs”. Linear Algebra and its Applications 423, 53–73.
- [7] Diao, K., Zhou, Y., Rauch, W., (2013). “Automated creation of district metered area boundaries in water distribution systems”. Journal of Water Resources Planning and Management 139 (2), 184–190.
- [8] Gärtner, T., (2003). A survey of kernels for structured data. In: SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. pp. 49–58.
- [9] Herrera, M., (2011). Improving water network management by efficient division into supply clusters. Ph.D. thesis, Departamento de Ingeniería Hidráulica y Medio Ambiente, Universitat Politècnica de València, Valencia, España.
- [10] Herrera, M., Gutiérrez-Pérez, J., Izquierdo, J., Pérez-García, R., (2012). “Combining multiple perspectives on clustering. Node-pipe case in hydraulic sectorization”. International Journal of Complex Systems in Science 2(1), 17–20.
- [11] Herrera, M., Torgo, L., Izquierdo, J., Pérez-García, R., (2010). “Predictive models for forecasting hourly urban water demand”. Journal of Hydrology 387 (1-2), 121–130.
- [12] Hunaidi, O., Brothers, K., (2007). Optimum size of District Metered Areas. In: Water Loss Specialist Conference, International Water Association. Bucharest, Romania, pp. 57–66.
- [13] IWWA-Loss-Group, (2007). District Metered Areas: Guidance Notes. IWA Eds.
- [14] Izquierdo, J., Herrera, M., Montalvo, I., Pérez-García, R., (2011). “Division of Water Supply Systems into District Metered Areas Using a Multi-agent Based Approach”. Springer-Verlag, Berlin Heidelberg.
- [15] Izquierdo, J., Montalvo, I., Pérez-García, R., Herrera, M., (2008). “Sensitivity analysis to assess the relative importance of pipes in water distribution networks”. Mathematical and Computing Modelling 48, 268–278.
- [16] Karatzoglou, A., Meyer, D., Hornik, K., (2006). “Support vector machines in R”. Journal of Statistical Software 15 (9), 1–28.
- [17] Kashima, H., Tsuda, K., Inokuchi, A., (2003). Marginalized kernels between labeled graphs. In: Intl. Conf. Machine Learning. Morgan Kaufmann, San Francisco, CA, pp. 321–328.
- [18] Misiunas, D., (2005). Failure monitoring and asset condition assessment in water supply systems. Ph.D. thesis, Lund University, Sweden.
- [19] Moreno, M., Levachkine, S., Torres, M., Quintero, R., (2003). “Geomorphometric analysis of raster image data to detect terrain ruggedness and drainage density”. In:

- Sanfeliu, A., Ruiz-Shulcloper, J. (Eds.), Progress in Pattern Recognition, Speech and Image Analysis. Vol. 2905 of Lecture Notes in Computer Science. Springer Berlin Heidelberg, pp. 643–650.
- [20] O’Sullivan, D., Unwin, D., (2003). Geographical Information Analysis. Wiley, NJ.
- [21] Perelman, L., Ostfeld, A., (2012). “Water-distribution systems simplifications through clustering”. Journal of Water Resources Planning and Management 138 (3), 218–229.
- [22] R-Development-Core-Team, (2013). R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria.
- [23] Schölkopf, B., Smola, A. J., (2002). Learning with kernels. MIT Press.
- [24] Shawe-Taylor, J., Cristianini, N., (2006). Kernel Methods for Pattern Analysis. Cambridge University Press.
- [25] Tzatchkov, V., Alcocer-Yamanaka, V., Bourguett-Ortíz, V., (2006). Graph theory based algorithms for water distribution network sectorization projects. In: 8th Annual Water Distribution Systems Analysis Symposium. Cincinnati, Ohio, USA.
- [26] UKWIR, 1999. A Manual of DMA Practice. UKWIR Eds., London.
- [27] von Luxburg, U., (2007). A tutorial on spectral clustering. Statistics and Computing 17(4), 395–416.
- [28] Walski, T. M., Gangemi, D., Kaufman, A., Malos, W., (2001). Establishing a system submetering project. In: AWWA Annual Conference. Washington, DC.
- [29] Yan, B., Xu, X., Chen, Y., (2009). “Functional structure and data management of urban water supply network based on GIS”. Water Resources Management 23, 2633–2653.
- [30] Yu, T., Liya, M., Xiaohui, L., Yunzhong, J., (2010). Construction of water supply pipe network based on GIS and EPANET model in fangcun district of guangzhou. In: Second IITA International Conference on Geoscience and Remote Sensing (IITA-GRS). pp. 268–271.