

## **Identificación y corrección de ineficiencias de congestión en estaciones depuradoras de aguas residuales de la Comunidad Valenciana.**

**Ramón Fuentes<sup>1,2</sup>, Águeda Bellver-Domingo<sup>2</sup>, Vicent Hernández Chover<sup>2</sup>, Francesc Hernández Sancho<sup>2</sup>**

1. Facultad de Economía (Departamento de Análisis Económico Aplicado – Universidad de Alicante).
2. Grupo de Economía del Agua (Departamento de Estructura Económica: Economía Aplicada II – Facultad de Economía – Universidad de Valencia).

**Resumen:** Se analiza la existencia y la corrección de ineficiencias de congestión en un conjunto homogéneo de estaciones depuradoras de aguas residuales (EDARs) de la Comunidad Valenciana mediante el análisis envolvente de datos (DEA). Los resultados muestran una gran concentración de dichos tipos de ineficiencias, así como las medidas a adoptar para corregirlas. También se ofrecen recomendaciones de carácter político dirigidas a mejorar la eficiencia del sector basadas en los resultados obtenidos.

**Palabras Clave:** *Eficiencia, DEA, gestión, congestión, medioambiente.*

**Clasificación JEL:** Q25, Q38, Q51, Q52, Q53.

### **1. INTRODUCCIÓN<sup>1</sup>**

El análisis de la eficiencia de los procesos de tratamientos de aguas residuales se ha constituido en objeto de estudio de un gran número de trabajos de investigación en los últimos años (Fuentes et al., 2017; Guerrini et al., 2017). Tanto la descontaminación de las aguas residuales como la gestión de los fondos dedicados a la misma han cobrado especial relevancia debido a la escasez de recursos hídricos generada principalmente por aspectos tales como el aumento de la población y de sus estándares de vida. Esta tendencia se muestra, sobre todo, en zonas con un déficit hídrico crónico y períodos de sequías cada vez más frecuentes e intensos como los que habitualmente se experimentan en el Mediterranean Basin (Beltrao et al., 2009; Gössling et al., 2012; Hof and Shimitt, 2011). En estas áreas, al menos parte de esa escasez puede ser aliviada mediante la reutilización de los recursos hídricos con fines agrícolas y/o industriales. En estos casos se genera, además, una mejora medioambiental asociada a la mejoría en la calidad del efluente (Hernández-Sancho et al., 2011; Lazarova et al., 2012). En definitiva, el tratamiento de

---

<sup>1</sup> Ante todo, nuestro agradecimiento al profesor Mahmood Mehdiloozad por su muy amable atención al facilitar los scripts en GAMS para la identificación de las situaciones de congestión así como por la resolución de todas las dudas que surgieron en el momento de implementar los algoritmos. Sin su inestimable ayuda hubiera sido mucho más difícil llevar a cabo esta investigación

las aguas residuales se constituye en una cuestión fundamental para garantizar la protección de la salud humana y ambiental. Esta situación justifica los esfuerzos de investigación centrados en aumentar los niveles de depuración del agua residual y/o en la reducción de los costes que conlleva (Piao et al., 2016).

Existen diferentes enfoques para abordar la investigación en este ámbito. Uno de estos puntos de vista es el concepto de ineficiencia de congestión. Según Färe y Svensson (1980) la existencia de ineficiencias de congestión implica la utilización de una elevada cantidad de algunos de los inputs que intervienen en la generación del output, saturando el proceso productivo y reduciendo la cantidad de generada de producto final. De este modo, la reducción del exceso de inputs utilizados permitiría una reducción de costes junto con un incremento en la producción (Cooper et al., 2002).

Bajo esta perspectiva, es claro que identificar y eliminar ineficiencias de congestión constituye un objetivo crucial para mejorar la *performance* de cualquier proceso productivo y, por tanto, de cualquier estación depuradora de aguas residuales (EDAR). En este sentido, una EDAR sería considerada como un proceso productivo en el que, por un lado, los inputs estarían representados por el agua residual bruta (influyente) y los diferentes costes asociados a las diversas etapas del tratamiento (reactivos, energía y personal, principalmente) y, por otro lado, la eliminación de contaminantes y nutrientes del influente representaría el output deseado de dicho proceso de depuración.

Uno de los métodos habituales utilizados en la identificación de ineficiencias por congestión y su implicación en la *economic performance* de las empresas es el data envelopment analysis (DEA) (Mehdiloozad et al., 2018). El uso del DEA para tal fin fue propuesto por Färe y Grosskopf (1983) y con el tiempo ha llegado a ser una vía fundamental para la evaluación de la eficiencia de diversos modos de producción en diferentes sectores económicos : (i) explotación de materias primas (Kao, 2010), (ii) general performance of DMUs (Khoveyni et al., 2017, Khoveyni et al., 2013, Sueyoshi and Sekitani, 2009, Wei and Yan, 2004), (iii) procesos productivos (Chen et al., 2016, Malin and Shuhong, 2015; Lansink et al., 2015, Wu et al., 2013), (iv) generación de energía (Sueyoshi et al., 2017, Sueyoshi and Goto, 2016, Salehizadeh et al., 2015, Wu et al., 2015, Salehizadeh et al., 2014), (v) ámbito social (Saljooghi and Rayeni, 2011) and (vi) e-commerce (Yang et al., 2016).

Uno de los pasos previos a todo análisis de eficiencia es la elección de las variables a utilizar, la cual debe estar basada en la revisión de la literatura previa, en la opinión de

los expertos del sector tratado y en la disponibilidad de los datos estadísticos necesarios (Barros and Matias, 2006; Fuentes and Álvarez-Suárez, 2011). A partir de trabajos previos (Fuentes et al., 2015), puede observarse no solo las variables utilizadas anteriormente sino también el tipo de modelo y orientación utilizado, la cantidad de EDARs analizadas, su ubicación y los principales resultados obtenidos. Todo ello ayuda a la selección tanto de la muestra a analizar como a la del modelo a escoger con el fin de realizar la investigación.

Con la información anterior, en primer lugar, puede observarse que DEA sigue siendo el método más empleado para analizar la eficiencia y/o productividad del sector. Hay otros métodos utilizados con el mismo fin como el Free Disposal Hull (FDH) (Fuentes et al., 2015, Guerrini et al., 2017) e incluso hay trabajos que han combinado DEA con otros métodos tales como índice de Malmquist (MI) (Fuentes et al., 2017), Life Cycle Assessment (LCA) (Lorenzo-Toja et al. 2015, 2018), Hicks-Moorsteen Productivity Index (Molinos-Senante et al., 2016b) u Ordinary Least Squares (OLS) (Guerrini et al., 2017) pero DEA es con mucho el más habitual. Adicionalmente, se ha constatado que no existen referencias previas que hayan realizado un análisis DEA de existencia de ineficiencias de congestión aplicado al ámbito objeto de análisis. En este sentido, parece apropiado que el estudio de la *performance* de las EDARs avance y considere otros diferentes enfoques de análisis desarrollados en la literatura.

En lo que a la selección de las variables se refiere, la conclusión es que las variables elegidas en cada trabajo son similares de modo que los inputs comprenden desde los datos puramente económicos hasta otros de carácter más técnico. Así mismo, los outputs se concentran alrededor de los contaminantes eliminados. Finalmente, en relación con los outputs no deseados, el más utilizado ha sido el nivel de Greenhouse Gas (GHG) si bien, otras ocasiones ha sido el N<sub>2</sub>O y el nitrógeno residual.

La estructura de este trabajo es la siguiente. En la sección 2, se describe el método de análisis elegido. Seguidamente, en la sección 3, se presentan los datos utilizados en el estudio y, en la sección 4, se muestran tanto los resultados obtenidos como los comentarios acerca de los mismos. Finalmente, la sección 5 recoge las conclusiones y las sugerencias sobre las medidas a implementar con el fin de mejorar tanto la eficiencia de las EDARs analizadas como la calidad del medioambiente.

## 2. Método

En este trabajo se utiliza el modelo de identificación y corrección de ineficiencias de congestión desarrollado por Mehdiloozad et al. (2017) el cual, a diferencia de otros modelos anteriores, es capaz de obtener resultados en situaciones en las que de forma simultánea existan variables negativas y opciones de proyección múltiples de las unidades ineficientes, además de ser también computacionalmente más eficiente que las aproximaciones previas (Mehdiloozad et al., 2017).

En tanto que se llevaron a cabo diferentes especificaciones del modelo en función del conjunto de variables que se consideraron en cada situación, se hace necesario mostrar los diferentes algoritmos que se utilizan para cada una de las mismas. En este sentido, inicialmente se comentará el algoritmo empleado para el caso en el que todas las variables sean positivas y, a continuación, el correspondiente al caso de la existencia de variables negativas (males).

Así, dada la existencia de  $N$  DMUs ( $j: 1, \dots, N$ ) donde cada una de ellas utiliza un conjunto de recursos,  $x_j \in \mathfrak{R}_+^m$ , para generar un vector de output definido por  $y_j \in \mathfrak{R}_+^s$  y siendo  $X \in \mathfrak{R}_+^{m \times N}$  e  $Y \in \mathfrak{R}_+^{s \times N}$  las matrices de inputs y outputs respectivamente, el conjunto de tecnología se define como:

$$T = \{(x_j, y_j) \in \mathfrak{R}_+^{m+s} : x_j \in \mathfrak{R}_+^m \text{ can produce } y_j \in \mathfrak{R}_+^s, \forall j\}. \quad (1)$$

Además, el conjunto de tecnología  $T_{\text{CONGESTION}}$  se define como:

$$T_{\text{CONGESTION}} = \{(x_j, y_j) \in \mathfrak{R}_+^{m+s} : X\lambda = x, Y\lambda \geq y, 1_n^T \lambda = 1, \lambda \geq 0_n\}. \quad (2)$$

donde  $\lambda$  es el vector de intensidad que refleja la importancia de cada DMU en la determinación del conjunto  $T_{\text{CONGESTION}}$ ,  $1_n^T$  un vector unitario fila y  $0_n$  un vector columna de ceros.

Suponiendo que todos los valores de todas las variables sean semipositivos, el procedimiento a implementar para la identificación de las ineficiencias de congestión sería descrito por el algoritmo 1 descrito por Mehdiloozad et al. (2017). Con el fin de describir los pasos a seguir, primero se definirán los programas lineales involucrados en el proceso y, a continuación, se especificarán los pasos a seguir.

El primer programa a resolver en el algoritmo 1 sería el siguiente:

$$\begin{aligned}
 & \mathbf{max} \varphi + \varepsilon (\mathbf{1}_s^T \mathbf{q}) \\
 & \text{s.t.} \\
 & \mathbf{X}\lambda = \mathbf{x}_0, \\
 & \mathbf{Y}\lambda = \varphi \mathbf{y}_0 + \mathbf{q}, \\
 & \mathbf{1}_N^T \lambda = 1, \\
 & \lambda \geq \mathbf{0}_N, \mathbf{q} \geq \mathbf{0}_s,
 \end{aligned} \tag{3}$$

donde  $\mathbf{q} \in \mathfrak{R}_+^s$  representa las variables de holgura (slacks) de los outputs y  $\varepsilon$  es a non-Archimedean small positive number. Las soluciones de (3) serían  $(\varphi^*, \mathbf{q}^*, \lambda^*)$ . Una DMU será eficiente if and only if  $(\varphi^* = 1, \mathbf{q}^* = \mathbf{0}_s)$ .

Además del anterior programa lineal, es necesario considerar los dos siguientes:

$$\begin{aligned}
 & \mathbf{max} \mathbf{1}_N^T \lambda^2 \\
 & \text{s.t.} \\
 & \begin{bmatrix} \mathbf{X} & \mathbf{0}_{m \times s} \\ \mathbf{Y} & -\mathbf{I}_s \\ \mathbf{1}_N^T & \mathbf{0}_s^T \\ \mathbf{0}_N^T & \mathbf{1}_s^T \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \lambda^1 + \lambda^2 \\ \mathbf{q} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_0 \\ \varphi^* \mathbf{y}_0 \\ \mathbf{1} \\ \mathbf{1}_s^T \mathbf{q}^* \end{bmatrix} (\mathbf{1} + \nu), \\
 & \lambda^1 \geq \mathbf{0}_N, \mathbf{0}_N \leq \lambda^2 \leq \mathbf{1}_N, \mathbf{q} \geq \mathbf{0}_s, \nu \geq 0,
 \end{aligned} \tag{4}$$

donde  $(\lambda^{1*}, \lambda^{2*}, \mathbf{q}^*, \nu^*)$  sería la solución óptima de (4).

$$\begin{aligned}
& \max \mathbf{1}_m^T \mathbf{t}^- + \mathbf{1}_s^T \mathbf{t}^+ \\
& \text{s.t.} \\
& \mathbf{X}\delta + \mathbf{s}^- + \mathbf{t}^- = (\mathbf{1} + \mathbf{w}) \mathbf{x}_0, \\
& \mathbf{Y}\delta - \mathbf{s}^+ - \mathbf{t}^+ \geq (\mathbf{1} + \mathbf{w}) \mathbf{y}_0, \\
& \mathbf{1}_N^T \delta = \mathbf{1} + \mathbf{w}, \\
& \delta \geq \mathbf{0}_N, \mathbf{s}^+ \geq \mathbf{0}_s, \mathbf{s}^- \geq \mathbf{0}_m, \mathbf{w} \geq \mathbf{0}, \\
& \mathbf{1}_m \geq \mathbf{t}^- \geq \mathbf{0}_m, \mathbf{1}_s \geq \mathbf{t}^+ \geq \mathbf{0}_s,
\end{aligned} \tag{5}$$

siendo  $(\delta^*, \mathbf{s}^{-*}, \mathbf{s}^{+*}, \mathbf{t}^{-*}, \mathbf{t}^{+*}, \mathbf{w}^*)$  la solución óptima de (5)

Una vez establecidos los programas lineales necesarios (modelos), los pasos del algoritmo 1 a seguir serían los siguientes (Mehdiloozad et al., 2017):

1. Resolver el modelo (3).

Si la DMU<sub>0</sub> es eficiente, ir al paso 2.

En otro caso, si  $q^* = 0_s$ , se calcula:

$$(\mathbf{x}_0^{\text{CONGESTION}}, \mathbf{y}_0^{\text{CONGESTION}}) = (\mathbf{X}\lambda, \mathbf{Y}\lambda) = (\mathbf{x}_0, \rho^* \mathbf{y}_0 + \mathbf{q}^*), \tag{6}$$

haciendo ahora  $(\mathbf{x}_0, \mathbf{y}_0) = (\mathbf{x}_0^{\text{CONGESTION}}, \mathbf{y}_0^{\text{CONGESTION}})$  para ir al paso 2.

En cualquier otro caso, resolver el modelo (4) y obtener

$$(\mathbf{x}_0^{\max}, \mathbf{y}_0^{\max}) = (\mathbf{X}\lambda^{\max}, \mathbf{Y}\lambda^{\max}) \text{ con:}$$

$$\lambda^{\max} = [1/(1+v^*)](\lambda^{1*} + \lambda^{2*}). \tag{7}$$

Luego, tomar  $(\mathbf{x}_0, \mathbf{y}_0) = (\mathbf{x}_0^{\max}, \mathbf{y}_0^{\max})$  para ir al paso 2.

2. Resolver el modelo (5) y calcular:

$$(\alpha^{\max}, \beta^{\max}) = [(1/(1+w^*))](\mathbf{s}^{-*} + \mathbf{t}^{-*}, \mathbf{s}^{+*} + \mathbf{t}^{+*}). \tag{8}$$

· Si  $(\alpha^{\max}, \beta^{\max}) > 0_{m+s}$ , DMU<sub>0</sub> es strongly congested.

· Si no ocurre lo anterior pero  $\beta^{\max} \neq 0_s$ , DMU<sub>0</sub> es weakly congested, but not strongly.

· En cualquier otro caso, DMU<sub>0</sub> is not congested.

En el caso de que los valores de alguna de las variables no fueran siempre semipositivos, el algoritmo a implementar desarrollado por Mehdiloozad et al. (2017) sería el número 3.

El procedimiento a seguir en el mismo sería similar al descrito antes para el número 1 salvo por el hecho de que en el primer paso habría que resolver un modelo diferente a (3). En particular, el modelo a resolver en este otro caso sería:

$$\begin{aligned}
 & \max \mathbf{1}_s^T \mathbf{q} \\
 & \text{s. t.} \\
 & \mathbf{X}\boldsymbol{\lambda} = \mathbf{x}_0, \\
 & \mathbf{Y}\boldsymbol{\lambda} = \mathbf{y}_0 + \mathbf{q}, \\
 & \mathbf{1}_N^T \boldsymbol{\lambda} = \mathbf{1}, \\
 & \boldsymbol{\lambda} \geq \mathbf{0}_N, \mathbf{q} \geq \mathbf{0}_s,
 \end{aligned} \tag{9}$$

siendo  $(\mathbf{q}^*, \boldsymbol{\lambda}^*)$  las soluciones del mismo. En este caso, una DMU será eficiente if and only if  $\mathbf{1}_s^T \mathbf{q} = 0$ .

Una vez solucionado el modelo (9), el algoritmo a aplicar cuando existan valores no semipositivos de las variables tendría un primer paso diferente al ya descrito antes para el algoritmo 1, si bien el segundo paso sería análogo. En particular (Mehdiloozad et al., 2017):

1. Resolver el modelo (9).
  - Si la DMU<sub>0</sub> es eficiente, ir al paso 2.
  - En cualquier otro caso, resolver el modelo (4), obtener  $(\mathbf{x}_0^{\max}, \mathbf{y}_0^{\max}) = (\mathbf{X}\boldsymbol{\lambda}^{\max}, \mathbf{Y}\boldsymbol{\lambda}^{\max})$  con (7) y luego tomar  $(\mathbf{x}_0, \mathbf{y}_0) = (\mathbf{x}_0^{\max}, \mathbf{y}_0^{\max})$  para ir al paso 2.
2. Resolver el modelo (5) y calcular  $(\alpha^{\max}, \beta^{\max})$  con (8).
  - Si  $(\alpha^{\max}, \beta^{\max}) > 0_{m+s}$ , DMU<sub>0</sub> es strongly congested.
  - Si no ocurre lo anterior pero  $\beta^{\max} \neq 0_s$ , DMU<sub>0</sub> es weakly congested, but not strongly.
  - En cualquier otro caso, DMU<sub>0</sub> is not congested.

Seguidamente, una vez que se hayan identificado las ineficiencias por congestión que pudieran existir, independientemente del algoritmo implementado para ello, la corrección de las mismas se llevaría a cabo mediante el siguiente modelo (Mehdiloozad et al., 2017):

$$\begin{aligned}
& \max \sum_{i \in I_c} w_i^- t_i^- + \sum_{r \in O_c} w_r^+ t_r^+ \\
& \text{s.t.} \\
& X\lambda = x_0 - t^-, \\
& Y\lambda = y_0 + t^+, \\
& \mathbf{1}_N^T \lambda = 1, \\
& \lambda \geq \mathbf{0}_N, t^+ \geq \mathbf{0}_s, t^- \geq \mathbf{0}_m,
\end{aligned} \tag{10}$$

donde  $t^+ \geq \mathbf{0}_s, t^- \geq \mathbf{0}_m$  son slack variables de outputs e inputs respectivamente,  $I^c \subseteq (1, \dots, m)$  y  $O^c \subseteq (1, \dots, s)$  son los índices de los improvable inputs y outputs (los cuales son determinados como aquellos valores no nulos de  $(\alpha^{\max}, \beta^{\max})$  del paso 2 del algoritmo de identificación que se implemente) y  $(w_i^-, w_r^+)$  son ponderaciones no negativas elegidas por el decision maker basadas en su experiencia, cumpliendo que  $\sum_{i \in I_c} w_i^- + \sum_{r \in O_c} w_r^+ = 1$ . Por último, siendo  $(\lambda^*, t^{*-}, t^{*+})$  la solución óptima del modelo (10), el

non-congested bechmark of DMUo sería:

$$(X\lambda^* = x_0 - t^{*-}, Y\lambda^* = y_0 + t^{*+}). \tag{11}$$

Finalmente, con el fin de identificar variables de contexto que estuvieran influyendo sobre los niveles de ineficiencia de congestión detectados, se implementa el test de Kruskal-Wallis (Mann-Whitney en el caso de que la característica de contexto sea dicotómica) dado el carácter no paramétrico del test, el cual coincide con el de DEA en ese mismo aspecto. De este modo se testarán las siguientes hipótesis:

H0: Las muestras se derivan de la misma población

H1: Algunas muestras se derivan de poblaciones diferentes

En el caso de que el p-value fuera menor o igual a 0.05 se podría rechazar la hipótesis nula (Ho) y se consideraría que sí hay relación entre los niveles de congestión y los diferentes grupos de las EDARs.

### 3. Datos y variables

Para evitar los problemas que estas diferencias pudieran ocasionar en el análisis posterior, el presente trabajo centra la atención en el estudio de un grupo de 30 EDARs gestionadas



por la misma Empresa Pública de Saneamiento de Aguas Residuales (EPSAR) durante el año 2016 y ubicadas en la Comunidad Valenciana (Este de España) que, tanto desde el punto de vista técnico como del económico, fueron elegidas con el fin de lograr el máximo nivel de homogeneidad entre ellas.

La información acerca de las variables a utilizar, que fue amablemente proporcionada EPSAR, puede ser dividida en dos grupos. El primero, los inputs, se centraría en la energía consumida (E) (KwH/año) y en los costes de operación y gestión (CO) (€/año) que incluirían los costes de personal (salarios, impuestos y seguridad social), reactivos (sustancias químicas necesarias para tratar el agua residual y los fangos) y mantenimiento (revisión de la maquinaria e infraestructura del proceso, piezas de recambio y reparaciones de averías). El segundo grupo, los outputs, hace referencia a la cantidad de contaminantes que es eliminada en el proceso (mg/l): SSE, DQOE, NE y PE. Además, en un segundo conjunto alternativo de variables, se incluyó como output no deseado a la emisión de gases de efecto invernadero (CO<sub>2</sub>) medida en kg de CO<sub>2</sub> equivalentes con el fin de comparar los resultados obtenidos y así lograr más información sobre la estabilidad de los resultados y los rangos de mejora que fuera posible lograr a partir de los mismos.

Finalmente, se comprobó la influencia de variables de contexto diferenciadoras que potencialmente pudieran afectar a la existencia o no de ineficiencias de congestión, tales como: la edad (E), el tamaño de la planta (TP) medido por volumen del agua tratada, sus niveles de sobrecapacidad (SC) (relación entre el volumen de diseño y el de tratamiento), el tipo de línea de agua (LA) y el de secado de fangos (LF). Con estas variables se trataría de comprobar si alguna de sus características podría influir sobre la inversión excesiva de recursos. Las tablas 2 y 3 recogen las principales características de la muestra y de las variables de contexto.

**Tabla 2. Descripción de la muestra.**

	<b>Inputs</b>		<b>Outputs deseables</b>				<b>Output no deseable</b>
	<b>Costes Operativos anuales</b>	<b>Consumo de energía (E)</b>	<b>Sólidos en suspensión eliminados</b>	<b>Carga química de</b>	<b>Nitrógeno eliminado</b>	<b>Fósforo eliminado</b>	<b>Gases de efecto invernadero</b>

	(CO) por m3 (€/m3)	(KwH/m3) anuales	(SSE) (mg/l)	oxígeno eliminada (DQOE) (mg/l)	(NE) (mg/l)	(PE) (mg/l)	(CO2) Kg de CO2 equivalente al año por m3
<b>Media</b>	0.78	0.72	298.90	581.77	50.64	7.45	0.17
<b>Desviación típica</b>	1.07	0.77	168.45	254.71	20.72	3.42	0.19

Fuente: EPSAR y Red Eléctrica de España (REE).

**Tabla 3. Descripción de las variables de contexto.**

	Continuas				Discretas	
	Edad (E) (años)	Nivel de sobrecapacidad (SC) (%)	Tamaño de planta (TP) (M3/año)		Línea de agua (LA)	Línea de fangos (LF)
<b>Media</b>	20.05	51.85	1,923,079.00	<b>Categorías</b>	Aireación prolongada tipo carrusel o convencional	Centrífuga Filtro-banda Eras de secado
<b>Desviación típica</b>	7.93	21.45	1,685,962.20			

Fuente: EPSAR.

#### 4. Resultados

La información ya comentada previamente en el apartado anterior (Datos y variables) fue analizada utilizando GAMS 24.8.5 así como R 3.5.0 con el paquete LpSolve 5.6.13. Los scripts en GAMS para la detección de las ineficiencias de congestión fueron amablemente facilitados por el profesor Mehdiloozad. El script del modelo de la Eq. (10), el destinado a la corrección, fue escrito en R por los autores de este trabajo a partir de lo especificado por Mehdiloozad et al. (2017).

Partiendo de la idea de que cada EDARs recibe cada año un presupuesto con el fin de reducir al máximo los contaminantes existentes en las mismas garantizando siempre un mínimo de calidad, se consideró adecuado optar por un enfoque centrado en hacer máximo el nivel de resultados a partir de unos recursos iniciales dados. Asimismo, y en tanto que tamaño de planta existente entre las 30 EDARs analizadas era diverso, se consideró que la existencia de rendimientos variables a escala sería lo más apropiado. En

cualquier caso, adicionalmente, se llevó a cabo el test no paramétrico de Simar y Wilson (2002) para la determinación de la existencia de retornos a escala, obteniendo como resultado la confirmación de rendimientos variables a escala (VRS) con un valor de  $-C_{\alpha}^* = -0.0021598\mathfrak{Z}$ .

Con todo lo anterior, inicialmente se llevó a cabo el estudio partiendo de un conjunto de 6 variables donde los inputs vendrían dados por el nivel de costes operativos (CO) y el consumo de energía (E), y los outputs por los niveles de eliminación de los cuatro tipos de contaminantes, esto es, sólidos en suspensión (SSE), carga química de oxígeno (DQOE), nitratos (NE) y fosfatos (PE), cuyas características ya han sido detalladas anteriormente en el epígrafe 3 (Datos y variables). Los resultados obtenidos bajo estas premisas, tras aplicar el algoritmo 1, fueron los mostrados en la tabla 4:

**Tabla 4. Identification of Weak/Strong Congestions con algoritmo 1**

DMU	$\alpha_1^{\max}$	$\alpha_2^{\max}$	$\beta_1^{\max}$	$\beta_2^{\max}$	$\beta_3^{\max}$	$\beta_4^{\max}$
1	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
2	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
3	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
4	0.1210	0.2330	0.1210	0.1210	0.1210	0.1210
5	0.2920	0.6970	0.2920	0.2920	0.2920	0.2920
6	0.0530	0.0760	0.0530	0.0530	0.0530	0.0530
7	0.2030	0.0790	0.0790	0.0790	0.0790	0.0790
8	0.0530	0.1240	0.0530	0.0530	0.0530	0.0530
9	1.2730	0.1730	0.1730	0.1730	0.1730	0.1730
10	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
11	0.1790	0.0090	0.0090	0.0090	0.0090	0.0090
12	0.0040	0.0010	0.0010	0.0010	0.0010	0.0010
13	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
14	0.2720	0.0640	0.0640	0.0640	0.0640	0.0640
15	0.2030	0.0550	0.0550	0.0550	0.0550	0.0550
16	0.0790	0.0180	0.0180	0.0180	0.0180	0.0180
17	0.0800	0.0180	0.0180	0.0180	0.0180	0.0180
18	0.2180	0.0820	0.0820	0.0820	0.0820	0.0820
19	0.0500	0.1040	0.0500	0.0500	0.0500	0.0500
20	0.1460	0.0250	0.0250	0.0250	0.0250	0.0250
21	0.2780	0.0560	0.0560	0.0560	0.0560	0.0560
22	0.6260	0.0760	0.0760	0.0760	0.0760	0.0760
23	0.1530	0.0270	0.0270	0.0270	0.0270	0.0270
24	0.0490	0.2490	0.0490	0.0490	0.0490	0.0490
25	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
26	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000

<b>27</b>	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
<b>28</b>	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
<b>29</b>	3.7750	3.3360	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
<b>30</b>	0.0500	0.0110	0.0110	0.0110	0.0110	0.0110

Como puede observarse, 21 de las 30 EDARs analizadas están fuertemente congestionadas ya que cumplirían con la condición de que sus  $(\alpha^{\max}, \beta^{\max}) > 0_{m+s}$ . El resto, 9 de 30 serían catalogadas como eficientes VRS.

Con el fin de eliminar la existencia de las ineficiencias de congestión, se aplicó el modelo de la Eq. (10) para calcular los niveles de improvable (mejorables) inputs y outputs que habría que modificar. Los resultados de corrección de ineficiencias de congestión que se obtuvieron a partir del modelo de la Eq. (10) se muestran en la tabla 5:

**Tabla 5. Corrección de ineficiencias de congestión del algoritmo 1 mediante Eq. (10).**

<b>DMU</b>	$t_1^{-*}$	$t_2^{-*}$	$t_1^{+*}$	$t_2^{+*}$	$t_3^{+*}$	$t_4^{+*}$
<b>1</b>	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
<b>2</b>	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
<b>3</b>	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
<b>4</b>	0.0000	0.1292	41.3297	45.2075	5.2842	0.1651
<b>5</b>	0.0000	0.4316	111.4083	89.2528	13.3176	1.2026
<b>6</b>	0.0000	0.0296	14.7608	3.2231	1.9782	0.1587
<b>7</b>	0.0926	0.0000	77.7428	107.1540	0.0000	0.4473
<b>8</b>	0.0000	0.0959	18.0983	56.5554	1.0488	0.0000
<b>9</b>	0.9423	0.0000	270.2518	458.0687	16.5289	3.0189
<b>10</b>	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
<b>11</b>	0.1733	0.0000	133.7495	110.5565	1.6873	0.0000
<b>12</b>	0.0031	0.0000	0.6053	1.8405	0.1180	0.0125
<b>13</b>	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
<b>14</b>	0.2249	0.0000	62.1436	150.3978	9.0767	0.6079
<b>15</b>	0.1646	0.0000	35.7499	118.2447	15.6963	0.0000
<b>16</b>	0.0665	0.0000	12.7874	38.9120	2.4893	0.2626

<b>17</b>	0.0765	0.0000	40.9924	54.4973	3.5815	0.7735
<b>18</b>	0.1585	0.0000	9.3682	149.0245	15.7272	0.3041
<b>19</b>	0.0000	0.0810	11.6622	50.0807	0.1266	0.0000
<b>20</b>	0.1337	0.0000	25.6943	78.1897	5.0024	0.5283
<b>21</b>	0.3153	0.0000	264.0436	313.5315	20.5466	3.4763
<b>22</b>	0.4803	0.0000	131.5555	239.9777	9.7296	1.5875
<b>23</b>	0.1717	0.0000	116.8745	135.1187	8.7615	1.9945
<b>24</b>	0.0000	0.1201	188.0447	250.5062	44.9268	5.5266
<b>25</b>	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
<b>26</b>	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
<b>27</b>	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
<b>28</b>	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
<b>29</b>	1.9135	2.2963	556.9682	635.8696	0.0000	0.0000
<b>30</b>	0.0677	0.0000	136.5310	146.0595	8.7838	0.4803

Se observa que, por ejemplo, para corregir la congestión de la unidad 4, se aplicaría la Eq. (11). Por tanto, habría que disminuir la utilización de energía en 0.1292 unidades al tiempo que habría que aumentar el nivel de outputs en 41.3297, 45.2075, 5.2842 y 0.1651 unidades respectivamente. En media, el primer recurso (CO) necesitaría ser reducido en 0.1661 unidades y el segundo (E) en 0.1061, mientras que el primer output (SSE) debería ser aumentado en 75.35, el segundo (DQOE) en 107.7400, el tercero (NE) en 6.1470 y el cuarto (PE) en 0.6849 unidades, lo cual significaría un porcentaje de variación medio respecto a los valores medios iniciales de cada variable de 21.33%, 14.75%, 19.57%, 15.50%, 10.28% y 7.79% respectivamente. Ello implica una reducción media del 18.04% para los inputs considerados en conjunto frente a un aumento medio del 13.29% de los outputs.

Además de los anteriores resultados, y dado que también podría incluirse como output no deseado del proceso productivo de las EDARs al volumen generado de CO<sub>2</sub> (variable con valores negativos), se aplicó el segundo algoritmo (denominado por Mehdiloozad et al., 2017 como algoritmo 3). Al hacerlo así, los valores resultantes al identificar las ineficiencias de congestión fueron los mostrados en la tabla 6:

**Tabla 6. Identification of Weak/Strong Congestions con algoritmo 3**

DMU	$\alpha_1^{\max}$	$\alpha_2^{\max}$	$\beta_1^{\max}$	$\beta_2^{\max}$	$\beta_3^{\max}$	$\beta_4^{\max}$	$\beta_5^{\max}$
1	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
2	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
3	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
4	0.1730	0.2890	0.0700	0.0700	0.0700	0.0700	0.0700
5	0.2930	0.6980	0.1690	0.1690	0.1690	0.1690	0.1690
6	0.3110	0.3210	0.0780	0.0780	0.0780	0.0780	0.0780
7	0.1630	0.0340	0.0080	0.0080	0.0080	0.0080	0.0080
8	0.0500	0.1170	0.0280	0.0280	0.0280	0.0280	0.0280
9	1.3690	0.3040	0.0740	0.0740	0.0740	0.0740	0.0740
10	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
11	0.1800	0.0090	0.0020	0.0020	0.0020	0.0020	0.0020
12	0.0380	0.0470	0.0110	0.0110	0.0110	0.0110	0.0110
13	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
14	0.2610	0.0640	0.0150	0.0150	0.0150	0.0150	0.0150
15	0.2040	0.0480	0.0120	0.0120	0.0120	0.0120	0.0120
16	0.0790	0.0180	0.0040	0.0040	0.0040	0.0040	0.0040
17	0.0800	0.0180	0.0040	0.0040	0.0040	0.0040	0.0040
18	0.2710	0.1530	0.0370	0.0370	0.0370	0.0370	0.0370
19	0.0270	0.0850	0.0210	0.0210	0.0210	0.0210	0.0210
20	0.1470	0.0250	0.0060	0.0060	0.0060	0.0060	0.0060
21	0.2580	0.0210	0.0050	0.0050	0.0050	0.0050	0.0050
22	0.5090	0.0190	0.0050	0.0050	0.0050	0.0050	0.0050
23	0.1730	0.0390	0.0090	0.0090	0.0090	0.0090	0.0090
24	0.0490	0.2490	0.0490	0.0490	0.0490	0.0490	0.0490
25	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
26	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
27	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
28	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
29	3.9480	3.4220	0.8280	0.8280	0.8280	0.8280	0.8280
30	0.0590	0.0160	0.0040	0.0040	0.0040	0.0040	0.0040

De nuevo se localizan 21 unidades fuertemente congestionadas y, además, dichas unidades son las mismas.

Igual que antes, se procedió a calcular las correcciones de congestión mediante el modelo de la Eq. (10) y considerando a todas las variables como mejorables por el idéntico motivo. Los resultados de la corrección de muestran en la tabla 7:

**Tabla 7. Corrección de ineficiencias de congestión del algoritmo 3 mediante la Eq. (10)**

DMU	$t_1^{-*}$	$t_2^{-*}$	$t_1^{+*}$	$t_2^{+*}$	$t_3^{+*}$	$t_4^{+*}$	$t_5^{+*}$
1	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
2	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
3	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
4	0.0000	0.1292	182.5547	174.9505	8.5642	0.5751	0.0312
5	0.0000	0.4316	111.4084	89.2528	13.3176	1.2026	0.1044
6	0.0000	0.0296	293.4388	160.2441	16.7302	2.0627	0.0071
7	0.0954	0.0013	0.0000	24.8850	8.4477	0.5356	0.0000
8	0.0000	0.0728	18.7891	15.0527	2.2465	0.2025	0.0172
9	0.9426	0.0002	270.2191	458.0381	16.5308	3.0192	0.0000
10	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
11	0.1733	0.0000	133.7495	110.5565	1.6873	0.0000	0.0000
12	0.0033	0.0002	108.8250	66.5850	23.8438	2.8468	0.0000
13	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
14	0.2262	0.0018	35.4045	137.3945	9.8463	0.9394	0.0000
15	0.1686	0.0000	32.0336	99.9269	6.7366	0.6410	0.0000
16	0.0673	0.0011	12.8855	37.3885	2.3373	0.2551	0.0000
17	0.0765	0.0000	40.9924	54.4973	3.5815	0.7735	0.0001
18	0.1588	0.0004	179.0875	484.1075	39.4151	3.8666	0.0000
19	0.0000	0.0535	13.7992	11.0553	1.6496	0.1494	0.0126
20	0.1337	0.0000	25.6943	78.1897	5.0024	0.5283	0.0001
21	0.3153	0.0000	318.0856	411.8305	24.4666	4.0193	0.0000
22	0.4812	0.0005	131.4611	239.8893	9.7351	1.5883	0.0000
23	0.1717	0.0019	104.4620	123.4820	8.0608	1.9410	0.0000
24	0.0000	0.1201	188.0447	250.5062	44.9268	5.5266	0.0291
25	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
26	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
27	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
28	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
29	1.9135	2.2963	556.9682	635.8696	0.0000	0.0000	0.5556
30	0.0677	0.0000	71.8660	96.3245	6.6408	0.6913	0.0002

En esta ocasión, los porcentajes de variación medios respecto a los valores medios iniciales de las variables serían 21.38%, 14.55%, 25.44%, 18.28%, 14.50%, 12.57% y 14.51% para los dos inputs y los cinco outputs respectivamente (CO, E, SSE, DQOE, NE, PE y CO<sub>2</sub>). Ello supone, en general, unos valores ligeramente más altos que en el caso anterior (21.33%, 14.75%, 19.57%, 15.50%, 10.28% y 7.79%) con la excepción de E. En conjunto, todo supondría una reducción media del 17.96% de los inputs, frente al aumento medio del 11.26% de los outputs (ambos valores ligeramente inferiores al caso anterior en el que no se consideraba el nivel de CO<sub>2</sub> como variable – 18.04% y 13.29% para inputs y outputs respectivamente).

Una vez obtenidos los resultados de localización y corrección, se procedió a comprobar si existía algún tipo de relación entre los niveles de cogestión detectados y los valores de las variables de contexto de las EDARs analizadas. Para ello se utilizó tanto el test de Kruskal-Wallis como el de Mann-Whitney debido a que la naturaleza no paramétrica de ambos es acorde con la del método DEA, siendo el último adecuado para los casos en que las variables contextuales solo pudieran tomar dos valores diferentes. Ambos se implementaron mediante el uso del software R 3.5.0. Los distintos niveles en los que las variables fueron divididas se muestran en la tabla 8 y su segmentación se basó en los niveles particulares de las variables para cada una de las plantas analizadas y/o en los diferentes tipos en las que cada variable está ya clasificada por definición de la misma.

**Tabla 8. Segmentación de las variables de contexto.**

	Continuas			Discretas	
	Edad (E) (años)	Nivel de sobrecapacidad (SC) (%)	Tamaño de planta (TP) (M3/año)	Línea de agua (LA)	Línea de fangos (LF)
<b>Segmentación</b>	$\leq 16$ y $> 16$	sobreutilización $> 110\%$  óptimo (90%, 110%)  subutilización $< 90\%$	Pequeña $\leq 750,000$  Mediana $]750,000, 2,500,000]$  Grande $> 2,500,000$	Aireación prolongada tipo carrusel o convencional	Centrífuga  Filtro-banda  Eras de secado,

**Fuente:** Elaboración propia a partir de datos de EPSAR.

La tabla 9 recoge los resultados de los test obtenidos con R 3.5.0, observándose que en ninguno de los casos puede rechazarse la hipótesis no existencia de relación entre los valores de las variables de contexto y los valores de congestión. De este modo, no se encontraría ningún tipo de relación significativa (95%) entre las ineficiencias de



congestión encontradas y las diversas características de las plantas que podrían influir en las mismas.

**Tabla 9. Resultados test Kruskal-Wallis/Mann-Whitney.**

	Continuas			Discretas	
	Edad (E) (años)	Nivel de sobrecapacidad (SC) (%)	Tamaño de planta (TP) (M3/año)	Línea de agua (LA)	Línea de fangos (LF)
<b>Sin incluir al output no deseable</b>	0.540	0.667	0.901	1.000	0.163
<b>Incluyendo al output no deseable</b>	0.902	0.800	0.927	0.846	0.209

Lo anterior supondría que las ineficiencias de congestión afectarían a las EDARs sin centrarse en ningún tipo de sus características exógenas, implicando así que la existencia de tales situaciones de sobreinversión en recursos podría estar vinculada a otro tipo de factor diferente a los considerados.

## 5. Conclusiones

En particular, en primer lugar, se observó que la existencia de ineficiencias de congestión alcanzaba a un alto porcentaje (70%) en ambos conjuntos de variables, siendo además coincidentes las unidades que presentaban tales resultados. En segundo lugar, la reducción media de recursos oscilaría entre el 17.96% y el 18.04% y el aumento medio de contaminantes eliminados lo haría entre el 11.26% y el 13.29%. Dentro de esos resultados globales, la reducción más importante de inputs siempre recayó sobre los costes operativos (CO) (con niveles del 21.33% y del 21.38% con el primer y segundo conjunto de variables respectivamente) y el mayor incremento porcentual de outputs también se asignó siempre al nivel de sólidos en suspensión eliminados (SSE) (con niveles de 19.57% y 25.44% respectivamente).

Desafortunadamente, no es posible profundizar acerca de las causas de la existencia de dichas ineficiencias debido a la imposibilidad de desagregar más la información estadística disponible en las muestras.

Además, no se pudo confirmar la existencia de significatividad de la influencia de ninguna de las variables de contexto consideradas ya que los test no indicaron nada al respecto en ninguno de los casos analizados (edad, sobrecapacidad, tamaño de planta y tipo de línea de agua y fangos). Lamentablemente, no se pudo extender el estudio a más variables de contexto diferenciadoras por motivos de ausencia de información estadística al respecto.

La carencia de significatividad encontrada llevaría a pensar en la posibilidad de la existencia de algún tipo de factor distinto e inherente al proceso de descontaminación que potencialmente estuviera provocando la aparición de la gran proporción de ineficiencias de congestión entre las EDARs analizadas. En este sentido, se podría pensar en que el actual sistema de financiación de las plantas depuradoras, basado en la justificación previa de costes por parte de los gestores, podría haber generado el incremento artificial de los mismos. El ánimo de disponer de fondos adicionales con los que llevar a cabo el proceso de producción sería el motivo que alimentaría la justificación de recursos adicionales, a pesar de no ser estrictamente necesarios para el buen funcionamiento de las EDARs ineficientes.

Es evidente que la modificación del proceso de financiación descrito podría ayudar a mejorar los resultados y los costes de las EDARs, sin embargo, la confirmación de la causalidad entre el actual procedimiento de financiación y la gran cantidad de ineficiencias de congestión detectadas es algo que necesitaría de mayor profundidad de análisis y, desafortunadamente, implicaría tener que utilizar información que queda fuera de nuestro alcance. Además, tampoco es posible extender esta suposición a la totalidad de las plantas existentes en la Comunidad Valenciana.

La obtención de más información que actualmente no está disponible y la no existencia de datos estadísticos que permitieran extender la muestra a un mayor número de plantas depuradoras homogéneas son dos limitaciones claras de nuestro trabajo que merman significativamente la capacidad de confirmar y generalizar las posibles explicaciones. Lógicamente, sería deseable poder subsanar dichas carencias en futuros trabajos. No obstante, en cualquier caso, parece razonable suponer que un sistema alternativo basado en el ajuste de los costes y exigencia de resultados en función de lo logrado por las

estaciones más eficientes, sería un modo plausible y posible de evitar el tipo de situaciones descritas, posibilitando la reducción de costes y la simultánea mejora en los niveles de descontaminación. En este sentido, la introducción en los procedimientos de decisión y financiación de EDARs de los resultados obtenidos en trabajos similares al presente, podría ayudar a mejorar notablemente los resultados y los costes de las estaciones de depuración.

## **Bibliografía**

Barros, C.P.; Matias, A., 2006. Assessing the efficiency of travel agencies with a stochastic cost frontier: A Portuguese case study. *International Journal of Tourism Research*, 8, 367–379.

Beltrao, J.; Neves, A.; de Brito, J.C.; Seita, J., 2009. Salt removal potential of turfgrass in golf courses in the Mediterranean Basin. *WSEAS Transactions on Environment Development*, 5, 394–403.

Brockett, P., Cooper, W., Deng, H., Golden, L., Ruefli, T., 2004. Using DEA to Identify and Manage Congestion, *Journal of Productivity Analysis*, 22, 207-226.

Castellet, L., Molinos-Senante, M., 2016. Efficiency assessment of wastewater treatment plants: A data envelopment analysis approach integrating technical, economic, and environmental issues, *Journal of Environmental Management*, 167, 160-166. doi: //doi.org/10.1016/j.jenvman.2015.11.037.

Chen, L., Wang, Y., Wang, L., 2016. Congestion measurement under different policy objectives: an analysis of Chinese industry, *Journal of Cleaner Production*, 112, 2943-2952. doi: //doi.org/10.1016/j.jclepro.2015.09.064.

Cooper, W.W., Deng, H., Huang, Z.M., Li, S.X., 2002. A one-model approach to congestion in data envelopment analysis, *Socio-Economic Planning Sciences*, 36, 231-238. doi: //doi.org/10.1016/S0038-0121(02)00008-3.

D'Inverno, G., Carosi, L., Romano, G., Guerrini, A., 2017. Water pollution in wastewater treatment plants: An efficiency analysis with undesirable output, *European Journal of Operational Research*. doi: //doi.org/10.1016/j.ejor.2017.08.028.

Dong, X., Zhang, X., Zeng, S., 2017. Measuring and explaining eco-efficiencies of wastewater treatment plants in China: An uncertainty analysis perspective, *Water Research*, 112, 195-207. doi: //doi.org/10.1016/j.watres.2017.01.026.

Färe, R., Grosskopf, S., 1983. Measuring congestion in production, *Journal of Economics/Zeitschrift fur Nationalökonomie*, 43, 257-271. doi: 10.1007/BF01283574.

Färe, R., Svensson, L., 1980. Congestion of Production Factors, *Econometrica*, 48, 1745-1753. doi: 10.2307/1911932.

Fuentes, R., Torregrosa-Martí, T., Hernández-Sancho, F., 2017. Productivity of wastewater treatment plants in the Valencia Region of Spain, *Utilities Policy* ,46, 58-70. doi: //doi.org/10.1016/j.jup.2017.04.004.

Fuentes, R., Torregrosa, T., Ballenilla, E., 2015. Conditional Order-m Efficiency of Wastewater Treatment Plants: The Role of Environmental Factors, *Water*, 7. doi: 10.3390/w7105503.

Fuentes, R.; Álvarez-Suárez, A., 2011. Productivity of travel agencies in Spain: The case of Alicante. *The Service Industries Journal*, 32, 2623–2640.

Gómez, T., Gémar, G., Molinos-Senante, M., Sala-Garrido, R., Caballero, R., 2017. Assessing the efficiency of wastewater treatment plants: A double-bootstrap approach, *Journal of Cleaner Production*, 164, 315-324. doi: //doi.org/10.1016/j.jclepro.2017.06.198.

Gössling, S.; Peeters, P.; Hall, C.M.; Dubois, G.; Ceron, J.P.; Lehmann, L., 2012. Tourism and water use: Supply, demand, and security, an international review. *Tourism Management*, 33, 1–15.

Guerrini, A., Romano, G., Carosi, L., Mancuso, F., 2017. Cost Savings in Wastewater Treatment Processes: the Role of Environmental and Operational Drivers, *Water Resources Management*, 31, 2465-2478. doi: 10.1007/s11269-017-1586-9.

Guerrini, A., Romano, G., Mancuso, F., Carosi, L., 2016. Identifying the performance drivers of wastewater treatment plants through conditional order-m efficiency analysis, *Utilities Policy*, 42, 20-31. doi: //doi.org/10.1016/j.jup.2016.08.001.

Kao, C., 2010. Congestion measurement and elimination under the framework of data envelopment analysis, *International Journal of Production Economics*, 123, 257-265. doi: //doi.org/10.1016/j.ijpe.2009.06.044.

Khoveyni, M., Eslami, R., Khodabakhshi, M., Jahanshahloo, G.R., Hosseinzadeh Lotfi, F., 2013. Recognizing strong and weak congestion slack based in data envelopment analysis, *Computers & Industrial Engineering*, 64, 731-738. doi: //doi.org/10.1016/j.cie.2012.11.014.

Khoveyni, M., Eslami, R., Yang, G., 2017. Negative data in DEA: Recognizing congestion and specifying the least and the most congested decision making units, *Computers & Operations Research*, 79, 39-48. doi: //doi.org/10.1016/j.cor.2016.09.002.

Hof, A.; Schmitt, T., 2011. Urban and tourist land use patterns and water consumption: Evidence from Mallorca, Balearic Islands, *Land Use Policy*, 28, 792–804.

Lansink, A.O., Stefanou, S.E., Kapelko, M., 2015. The impact of inefficiency on diversification, *Journal of Productivity Analysis*, 44, 189-198. doi: 10.1007/s11123-014-0423-x.

Lorenzo-Toja, Y., Vázquez-Rowe, I., Chenel, S., Marín-Navarro, D., Moreira, M.T., Feijoo, G., 2015. Eco-efficiency analysis of Spanish WWTPs using the LCA + DEA method, *Water Research*, 68, 651-666. doi: //dx.doi.org/10.1016/j.watres.2014.10.040.

Lorenzo-Toja, Y., Vázquez-Rowe, I., Marín-Navarro, D., Crujeiras, R.M., Moreira, M.T., Feijoo, G., 2018. Dynamic environmental efficiency assessment for wastewater treatment plants, *The International Journal of Life Cycle Assessment*, 23, 357-367. doi: 10.1007/s11367-017-1316-9.

Malin, S., Shuhong, W., 2015. Environmental efficiency evaluation of china based on a kind of congestion and undesirable output coefficient, *Panoeconomicus*, 62 (4), 453-468. doi: //doi.org/10.2298/PAN1504453S.

Mehdiloozad, M., Zhu, J., Sahoo, B.K., 2018. Identification of congestion in data envelopment analysis under the occurrence of multiple projections: A reliable method capable of dealing with negative data, *European Journal of Operational Research*, 265, 644-654. doi: //doi.org/10.1016/j.ejor.2017.07.065.

Molinos-Senante, M., Gémar, G., Gómez, T., Caballero, R., Sala-Garrido, R., 2016a. Eco-efficiency assessment of wastewater treatment plants using a weighted Russell directional distance model, *Journal of Cleaner Production*, 137, 1066-1075. doi: //doi.org/10.1016/j.jclepro.2016.07.057.

Molinos-Senante, M., Sala-Garrido, R., Hernández-Sancho, F., 2016b. Development and application of the Hicks-Moorsteen productivity index for the total factor productivity assessment of wastewater treatment plants, *Journal of Cleaner Production*, 112, 3116-3123. doi: //doi.org/10.1016/j.jclepro.2015.10.114.

Molinos-Senante, M., Hernández-Sancho, F., Sala-Garrido, R., 2015. Comparing the dynamic performance of wastewater treatment systems: A metafrontier Malmquist productivity index approach, *Journal of Environmental Management*, 161, 309-316. doi: //doi.org/10.1016/j.jenvman.2015.07.018.

Piao, W., Kim, Y., Kim, H., Kim, M., Kim, C., 2016. Life cycle assessment and economic efficiency analysis of integrated management of wastewater treatment plants. *Journal of Cleaner Production*, 113, 325-337.

Salehizadeh, M.R., Rahimi-Kian, A., Oloomi-Buygi, M., 2015. Security-based multi-objective congestion management for emission reduction in power system, *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 65, 124-135. doi: //doi.org/10.1016/j.ijepes.2014.09.031.

Salehizadeh, M.R., Rahimi-Kian Ashkan, Oloomi-Buygi Majid, 2014. A multi-attribute congestion-driven approach for evaluation of power generation plans, *International Transactions of Electrical Energy Systems*, 25, 482-497. doi: 10.1002/etep.1861.

- Saljooghi, F.H., Rayeni, M.M., 2011. Distinguishing congestion and technical inefficiency in presence undesirable output, *American Journal of Applied Science*, 8, 903-909. doi: 10.3844/ajassp.2011.903.909.
- Sueyoshi, T., Goto, M., 2016. Undesirable congestion under natural disposability and desirable congestion under managerial disposability in U.S. electric power industry measured by DEA environmental assessment, *Energy Economics*, 55, 173-188. doi: //doi.org/10.1016/j.eneco.2016.01.004.
- Sueyoshi, T., Goto, M., 2014. DEA radial measurement for environmental assessment: A comparative study between Japanese chemical and pharmaceutical firms, *Applied Energy*, 115, 502-513. doi: //doi.org/10.1016/j.apenergy.2013.10.014.
- Sueyoshi, T., Sekitani, K., 2009. DEA congestion and returns to scale under an occurrence of multiple optimal projections, *European Journal of Operational Research*, 194, 592-607. doi: //doi.org/10.1016/j.ejor.2007.12.022.
- Sueyoshi, T., Yuan, Y., Goto, M., 2017. A literature study for DEA applied to energy and environment, *Energy Economics*, 62, 104-124. .
- Wei, Q., Yan, H., 2004. Congestion and returns to scale in data envelopment analysis, *European Journal of Operational Research*, 153, 641-660. doi: //doi.org/10.1016/S0377-2217(02)00799-3.
- Wu, F., Zhou, P., Zhou, D.Q., 2015. Measuring Energy Congestion in Chinese Industrial Sectors: A Slacks-Based DEA Approach, *Computational Economics*, 46, 479-494. doi: 10.1007/s10614-015-9499-2.
- Wu, J., An, Q., Xiong, B., Chen, Y., 2013. Congestion measurement for regional industries in China: A data envelopment analysis approach with undesirable outputs, *Energy Policy*, 57, 7-13. doi: //doi.org/10.1016/j.enpol.2012.02.062.
- Yang, Z., Shi, Y., Yan, H., 2016. Scale, congestion, efficiency and effectiveness in e-commerce firms, *Electronic Commerce Research and Applications*, 20, 171-182. doi: //doi.org/10.1016/j.elerap.2016.07.003.

Zeng, S., Chen, X., Dong, X., Liu, Y., 2017. Efficiency assessment of urban wastewater treatment plants in China: Considering greenhouse gas emissions, *Resources, Conservation and Recycling*, 120, 157-165. doi: [//doi.org/10.1016/j.resconrec.2016.12.005](https://doi.org/10.1016/j.resconrec.2016.12.005).