

04-018

ESTIMATION AND CHARACTERIZATION OF SOLIDS IN WASTEWATER TREATMENT PLANTS

Mateo, Vanesa⁽¹⁾; Ortega Fernández, Francisco⁽¹⁾; Martínez Huerta, Gemma⁽¹⁾; Andrés, Sara⁽¹⁾

⁽¹⁾Universidad de Oviedo

UN estimates that 54% of the population lives in cities. Directive 91/271/EEC obliges urban agglomerations to adequately treat wastewater before pouring it into rivers or bodies of water, for which many treatment plants have been built for this purpose. However, practice shows that together with water one of the critical aspects for the operation of these facilities is the arrival of solid materials. These come not only from the runoff, but also from the materials themselves that the inhabitants discarded by the pipes in an inappropriate way, like wipes, chopsticks, hygienic elements, etc. These elements are extremely negative because they cause problems of operation, jams, surcharges, etc in the treatment plants and conduits as has been recently seen in several critical cases. This work analyses the existence of these problems, characterizes the materials to determine their origin, identifies their effects on the functioning of the sewage treatment plants and studies their arrival flows in order to prepare procedures for acting.

The results are obtained from two treatment plants of different characteristics, one quite urban and the other with an urban-industrial basin.

Keywords: *treatment system; sewage plants; solids; pads;*

ESTIMACIÓN Y CARACTERIZACIÓN DE SÓLIDOS EN DEPURADORAS DE AGUAS RESIDUALES

La ONU estima que un 54% de la población vive en ciudades. La directiva 91/271/CEE obliga a las aglomeraciones urbanas a tratar de forma adecuada las aguas residuales antes de realizar su vertido a los ríos o masas de agua, para lo que se han construido numerosas depuradoras que se han ido optimizando con el tiempo. No obstante, el uso demuestra que junto con el agua uno de los aspectos críticos para el funcionamiento de estas instalaciones es la llegada de materias sólidas. Estas proceden, no solo de las escorrentías, sino también de los propios materiales que los habitantes desechan por las cañerías de forma inapropiada, como las toallitas, palillos, elementos higiénicos, etc. Estos elementos son extremadamente problemáticos porque ocasionan problemas de funcionamiento, atascos, sobrecostes, etc en las depuradoras y conducciones tal como se ha visto recientemente en diversos casos críticos. Este trabajo analiza la existencia de estos problemas, caracteriza los materiales para determinar su origen, identifica sus efectos sobre el funcionamiento de las depuradoras y estudia sus flujos de llegada con el fin de preparar procedimientos de actuación.

Los resultados se obtienen de dos depuradoras de diferentes características, una absolutamente urbana y la otra con una cuenca urbano-industrial.

Palabras clave: *Depuración; EDAR; sólidos; toallitas*

Correspondencia: Francisco Ortega; fran@api.uniovi.es



©2018 by the authors. Licensee AEIPRO, Spain. This article is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial-NoDerivatives 4.0 International License (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>).

1. Introducción

Aunque la captación y drenaje de agua pluviales data de tiempos antiguos, la recogida de aguas residuales no aparece como tal hasta principios del siglo XIX y su tratamiento hasta finales del siglo XIX y principios del XX. El desarrollo de la teoría del germen a cargo de Koch y Pasteur (Pasteur, L et al., 1971), en la segunda mitad del siglo XIX, marcó el inicio de una nueva era en el campo del saneamiento. Hasta ese momento se había profundizado poco en la relación entre contaminación y enfermedades, y no se había aplicado al tratamiento de aguas la bacteriología, disciplina entonces en sus inicios (Metcalf & Eddy, INC., 1995). Las aguas se vertían directamente a los ríos sin tratar o se aplicaban directamente al terreno, los brotes de enfermedades, como un brote de cólera producido en Inglaterra en la segunda mitad del siglo XIX, hace que se empiece a avanzar en el tratamiento de las aguas residuales (Rojas, R., 2002).

A la hora de diseñar un tratamiento del agua residual es necesario estimar los caudales de diseño y la composición del agua residual que se separa en dos componentes: aguas negras y aguas pluviales.

Para la estimación de las aguas pluviales se suele utilizar el método racional, aplicado desde hace más de 100 años hasta tiempos recientes (incluso en determinados diseños como en los drenajes de carretas todavía se encuentra en uso). Este método se basa en los principios de hidrología para determinar el caudal de la cuenca que puede llegar a los colectores teniendo en cuenta las características meteorológicas de la zona, de acuerdo a la siguiente ecuación:

$$Q = \frac{C \times i \times A}{360} \quad (1)$$

Siendo,

Q: caudal de diseño, correspondiente al periodo de diseño seleccionado (m³/s)

C: coeficiente de escorrentía

i: intensidad de la lluvia de diseño (mm/h)

A: área de la cuenca (ha)

Desafortunadamente, este sistema no refleja de forma suficientemente adecuada la Predicción de valores de entrada

En cuanto al caudal de agua residual negra que llega a una depuradora, normalmente este se determina a partir del consumo de agua potable de la población cuya agua residual se quiere tratar, aplicándole un coeficiente de pérdidas, generalmente alrededor de 0,8 (Hernandez Muñoz, A., 2001). Debido a que no siempre se dispone de datos de consumo de agua potable se aplican tablas tipo como las de (Metcalf & Eddy, INC., 1995), en la que se incorporan los caudales en función de los tipos de negocio y viviendas.

Del mismo modo, para estimar la composición del agua residual se utilizan tablas de características tipo en función de la distribución de la población como las de (Rojas, R., 2002). El objetivo tradicionalmente es determinar el caudal y las cargas a tratar, caracterizadas como demanda química y biológica de oxígeno. Su determinación es básica para garantizar un funcionamiento correcto de la instalación. A estos elementos tradicionales se debe añadir la presencia de sólidos, tanto arenas como otros sólidos, que afectan muy negativamente al proceso y deben ser previstos.

Desafortunadamente esta aproximación introduce mucha incertidumbre a la hora de

determinar caudales y cargas, puesto que se utilizan tablas globales que no tienen en consideración las características de la zona, la posible componente industrial, posibles infiltraciones, características específicas de la población, zona geográfica, nivel de desarrollo, etc.

2. Estimación de caudales y cargas

Las instalaciones de depuración de aguas recogen cuencas de gran dimensión y diversidad, en las que se mezclan aguas que proceden de diversas escorrentías, aguas de tipo urbano, comercial e industrial. Esta diversidad, la constante evolución de las redes y su dispersión no permiten calcular de modo real las capacidades de cuenca y realizar los estudios hidrológicos sin enormes esfuerzos que deberían ser continuados en el tiempo. Por ello, desde hace tiempo se planteó la necesidad de modelar cada caso a partir de datos reales.

La disponibilidad de datos derivada de la mayor automatización con llevó el inicio de la modelización que busca predecir los parámetros de entrada en una depuradora (Gadzala, Z and Scarlik, K, 1983). Los estudios iniciales se reducían en general en el análisis de tendencias a partir de históricos de datos amplios (Jeng-gang L., 1998).

La tendencia cambia con la aparición de las redes neuronales artificiales. Una red neuronal artificial es una red de muchos procesadores simples (nodos), cada uno con una pequeña memoria local. Los nodos están conectados por canales de comunicación (conexiones) que generalmente contienen datos numéricos codificados de varias maneras. Los nodos operan sobre sus propios datos y entradas que reciben de las conexiones (Warren, S, 2005).

Dentro del campo de las depuradoras, las primeras simulaciones con redes neuronales artificiales se dirigieron a la verificación de su aplicabilidad en sus ecuaciones básicas de funcionamiento, usando el modelo matemático tradicional utilizado en el tratamiento de las aguas residuales (ecuaciones incluidas en el apartado anterior) (Studzinski, J, 1998). Los modelos fueron haciéndose progresivamente más complejos, como en el caso de Peguero que, en su tesis doctoral (Peguero Camizo, J.C., 2003), desarrolla un modelo de predicción de funcionamiento de una depuradora basado en redes neuronales artificiales, mediante la simulación del comportamiento del reactor biológico en función de la variabilidad de los parámetros de entrada y actuando sobre la recirculación de fangos.

De la misma forma, (Joong-Won L. et al., 2011) desarrolla 4 modelos de comportamiento de DBO, DQO, SS y nitrógeno mediante redes neuronales combinadas con algoritmos genéticos.

Pronto el éxito de la técnica dio lugar a su aplicación a modelos predictivos, como el desarrollado por El-Din (El-Din, AG, 2002) para predecir el caudal de llegada a una depuradora en tiempo de lluvia a partir de los datos de precipitación. (Wei, X., 2015) buscan la relación entre la climatología y el caudal que llega a planta mediante ANN, consiguiendo un modelo con una precisión bastante alta pero en una serie temporal corta (300 minutos).

De la misma forma, (Bartkiewicz, L. et al., 2016) estudian la predicción de caudal de llega a planta a partir del registro de precipitaciones mediante redes neuronales artificiales, utilizan las precipitaciones y el caudal de entrada a planta durante 3 años. Para evaluar el impacto de las variables exógenas en la calidad del modelo, se aplicó el método de regresión logística a partir de la tasa de precipitación y el flujo diario de aguas residuales, que se retrasaron adecuadamente en relación con los valores de flujo de entrada pronosticados.

(Bing, Q. and Bang, L., 2015) añaden a la predicción del caudal la caracterización de sus propiedades, estudiando la predicción de DQO que llega a una depuradora mediante redes neuronales artificiales, comparando los resultados con los sistemas estándar de modelado.

(Szelaq, B. et al., 2016) desarrollaron modelos de predicción de parámetros a partir de datos

de tasa de flujo utilizando algoritmos de árbol tipo Random Forest. Posteriormente los mismos autores (Szelag, B. et al., 2017) comparan estos resultados con los obtenidos mediante técnicas tradicionales de regresión lineal. Utilizan métodos SVM, Random Forest, K-NN y sistemas de regresión de Kernel.

La existencia de todas estas publicaciones muestra la idoneidad del uso de técnicas de tratamiento de datos, Data Mining o Big Data en la estimación tanto del caudal de entrada a la planta como de las características más relevantes de este desde el punto de vista de diseño biológico, es decir, DBO5, nitrógeno, fósforo, sólidos en suspensión, etc.

Sin embargo, el funcionamiento de una planta no pasa exclusivamente por la determinación de las características biológicas y químicas de su caudal líquido de entrada. Existen multitud de referencias en los últimos años que dejan en evidencia un problema creciente de enormes consecuencias económicas y medioambientales: los sólidos transportados en el flujo de entrada.

Los sólidos de desbaste (toallitas, residuos sanitarios, bastoncillos, etc.), arrojados por la población en sus saneamientos, generan problemas tanto en las depuradoras como en los propios colectores, llegando a provocar severos atascos tal como se muestra en múltiples referencias. Su llegada, dadas sus características, no es directamente proporcional a la precipitación. Por otra parte, las arenas depositadas en la entrada requieren un control, limpieza y retirada que conlleva un esfuerzo operativo que debe ser previsto.

Los estudios realizados hasta el momento sobre el tema se refieren a su degradación durante el transporte por los colectores, concretamente en el único elemento parcialmente degradable: el papel higiénico (Beytullah E., 2012). También se ha desarrollado una modelización del movimiento de los sólidos gruesos o de desbaste en colectores, aunque centrado en los elementos de mayor peso (Peen, R et al., 2014). No existen referencias a la determinación de los caudales de sólidos esperados a la entrada de la depuradora, a pesar de su importancia. En este trabajo se realiza una aproximación a uno de estos componentes sólidos: las arenas.

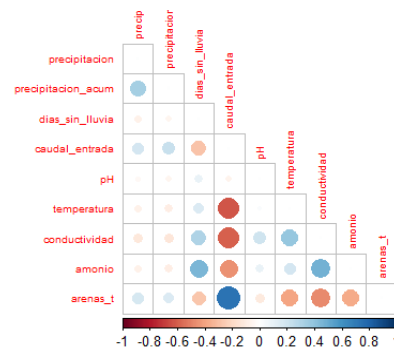
3. Caudal de arenas

Con el fin de determinar la evolución de las arenas en la entrada de la depuradora se toman datos de dos depuradoras, una de carácter básicamente urbano y otra que tiene un fuerte componente industrial. Los datos se muestrean cada 9 minutos durante un año completo y se complementan con variables meteorológicas.

A partir de esta información se pretende predecir la cantidad de arena que llegue en cada momento con la precisión suficiente como para optimizar el funcionamiento de la instalación, previendo la puesta en marcha de dobles líneas y destinando al personal necesario en función de las cantidades previstas.

Entre las 26 variables detectadas se seleccionan aquellas que se consideran más relevantes, incluyendo la precipitación acumulada, el número de días sin lluvia, el caudal de entrada, la temperatura o la conductividad y pH del agua. Un análisis de correlaciones muestra la enorme relación existente entre el caudal de entrada y la arena que, en primera aproximación puede permitir asumirlos como proporcionales, aunque el ajuste fino del sistema pueda requerir correcciones posteriores.

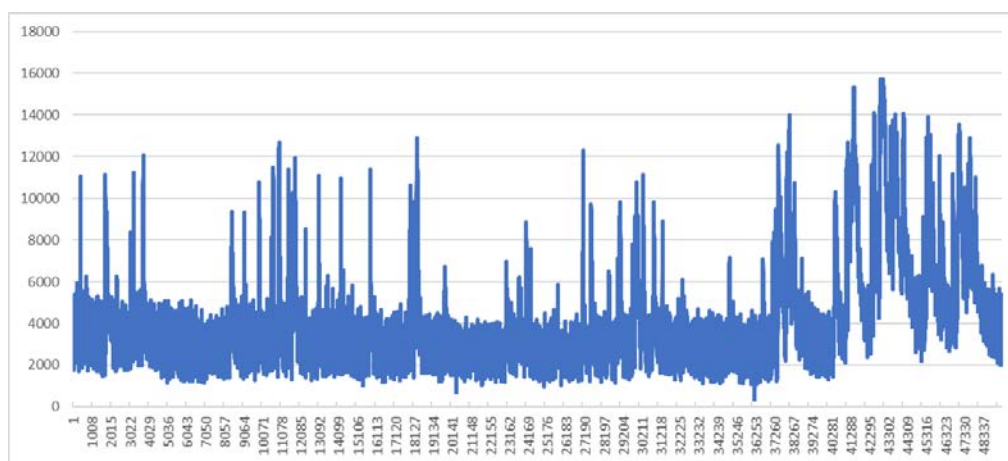
Figura 1: Correlación entre variables implicadas en la depuradora.



Por tanto, la predicción de la cantidad de arena se deducirá directamente de la predicción del caudal de llegada.

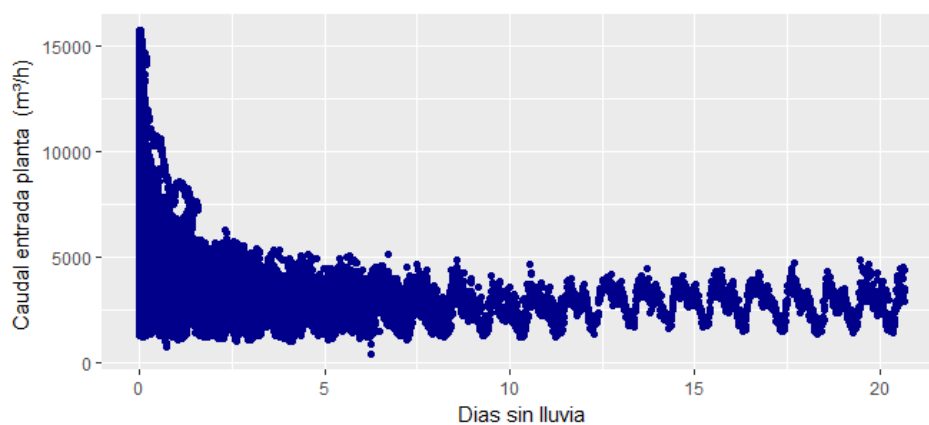
El comportamiento del caudal frente al tiempo es el siguiente:

Figura 2: Evolución del caudal frente al tiempo.



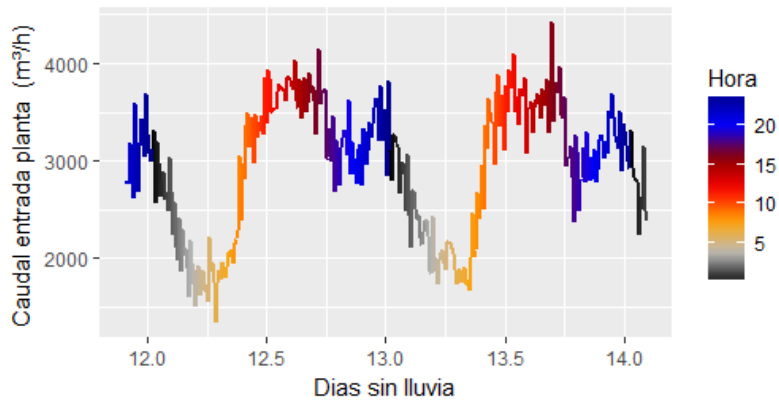
No se aprecia en sí misma una serie temporal que parezca introducir componente cíclica. Sin embargo, la introducción de una nueva variable, denominada días sin lluvia, permite observar efectos importantes.

Figura 3: Caudal de entrada en la planta frente a los días sin lluvia.



Es fácil distinguir en ella una zona con un comportamiento repetitivo y un caudal relativamente estable que supone el caudal de fondo procedente de los días sin aportación de pluvial. Estudiando la zona más estable, se puede observar esa ciclicidad que resulta ser diaria, con bajos caudales nocturnos y la existencia de dos picos máximos, uno situado en el mediodía y el otro en el anochecer.

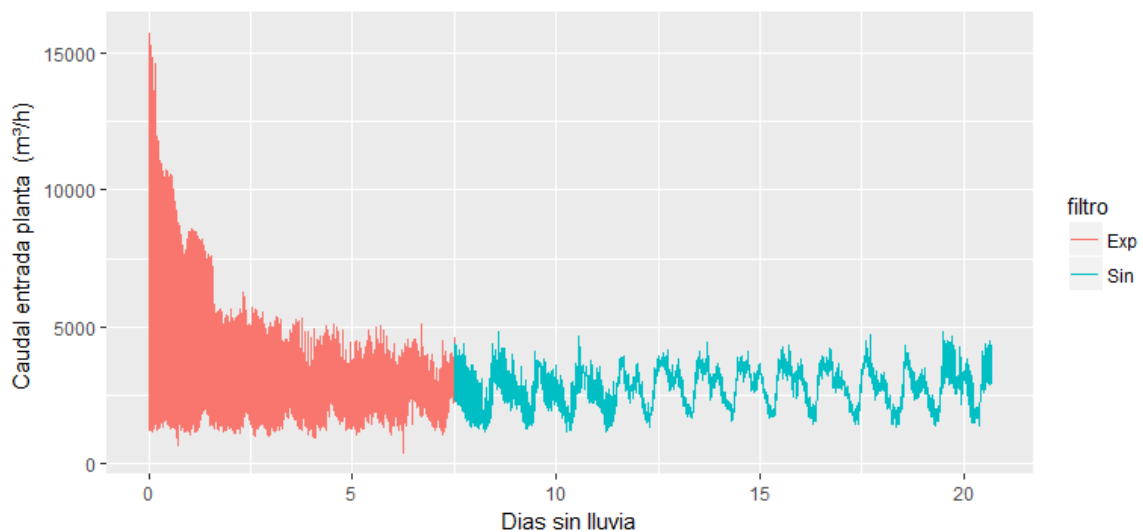
Figura 4: Datos diarios.



Esta curva se repite fundamentalmente en datos posteriores al día 7, siendo mucho menos perceptible al principio, asumiendo que ese es el punto de estabilidad. Por tanto, se decide construir un modelo por tramos, con dos zonas y dos funciones combinadas:

- Una exponencial que represente la fuerte subida en los días de lluvia y
- Una sinusoidal que incorpore los flujos diarios

Figura 5: Zona sobre los que se realiza la regresión sinusoidal.



Los días de lluvia mayores de 7,5 reflejan la forma del caudal en función de la hora, independientemente de mes, y los días de lluvia.

Las ondas sinusoidales con amplitud A y fase φ , $A \sin(x + \varphi)$, se pueden escribir como la forma lineal:

$$a \sin(x) + b \cos(x) \quad (2)$$

donde a y b son tales que

$$A = \sqrt{a^2 + b^2} \quad (3)$$

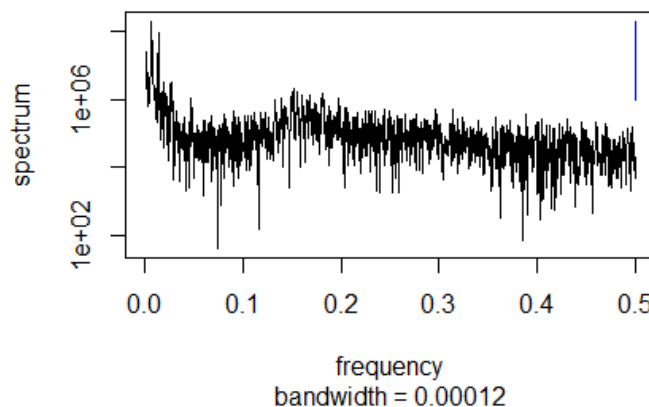
$$\sin \varphi = \frac{b}{\sqrt{a^2 + b^2}} \quad (4)$$

Se puede ver que son equivalentes dado que

$$\begin{aligned} a \sin(x) + b \cos(x) &= \sqrt{a^2 + b^2} \left(\frac{ba}{\sqrt{a^2 + b^2}} \sin(x) + \frac{b}{\sqrt{a^2 + b^2}} \cos(x) \right) \\ &= A[\sin(x) \cos(\varphi) + \cos(x) \sin \varphi] = A \sin(x + \varphi) \end{aligned} \quad (5)$$

Se realiza una transformación al dominio de la frecuencia con el fin de buscar las frecuencias dominantes obteniendo un periodo de 150 que es casi el número medio de muestreos por día.

Figura 6: Espectro de frecuencias de la serie caudal



La ecuación resultante de la optimización por mínimos cuadrados es:

$$\begin{aligned} \text{caudal_entrada} &= 2826.7 \\ &-701.3 \cdot \sin(2\pi \cdot \text{dias_sin_lluvia}) - 132.2 \cdot \cos(2\pi \cdot \text{dias_sin_lluvia}) \\ &+ 276.3 \cdot \sin(4\pi \cdot \text{dias_sin_lluvia}) + 344.0 \cdot \cos(4\pi \cdot \text{dias_sin_lluvia}) \\ &-8.4 \cdot \sin(6\pi \cdot \text{dias_sin_lluvia}) + 7.1 \cdot \cos(6\pi \cdot \text{dias_sin_lluvia}) \\ &-47.9 \cdot \sin(8\pi \cdot \text{dias_sin_lluvia}) + 82.9 \cdot \cos(8\pi \cdot \text{dias_sin_lluvia}) \end{aligned}$$

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-1189.13	-237.70	10.08	229.04	1600.38

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	2826.683	9.556	295.802	< 2e-16 ***
$\sin(2 * \pi * \text{dias_sin_lluvia})$	-701.332	13.549	-51.761	< 2e-16 ***
$\cos(2 * \pi * \text{dias_sin_lluvia})$	-132.168	13.479	-9.806	< 2e-16 ***
$\sin(4 * \pi * \text{dias_sin_lluvia})$	276.290	13.483	20.492	< 2e-16 ***
$\cos(4 * \pi * \text{dias_sin_lluvia})$	344.021	13.545	25.398	< 2e-16 ***
$\sin(6 * \pi * \text{dias_sin_lluvia})$	-8.430	13.515	-0.624	0.532864
$\cos(6 * \pi * \text{dias_sin_lluvia})$	7.147	13.511	0.529	0.596924
$\sin(8 * \pi * \text{dias_sin_lluvia})$	-47.873	13.509	-3.544	0.000406 ***
$\cos(8 * \pi * \text{dias_sin_lluvia})$	82.864	13.508	6.134	1.08e-09 ***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

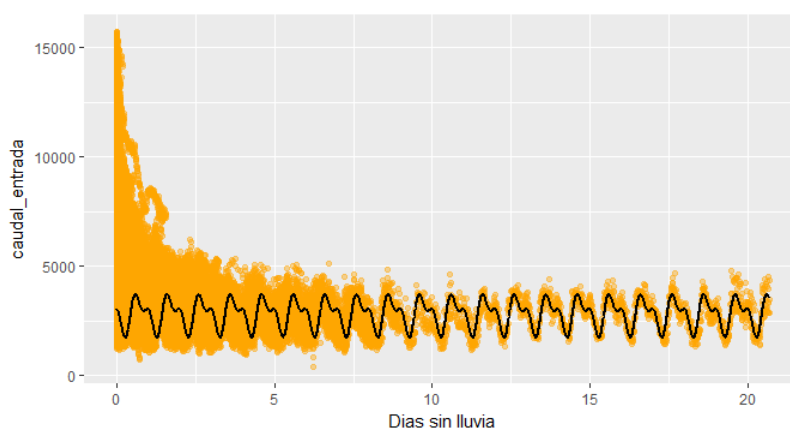
Residual standard error: 381.9 on 1591 degrees of freedom

Multiple R-squared: 0.7151, Adjusted R-squared: 0.7136

F-statistic: 499.1 on 8 and 1591 DF, p-value: < 2.2e-16

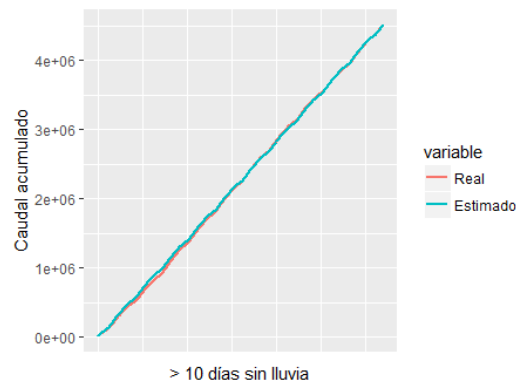
En este caso, el tercer armónico no sería estadísticamente significativo, por lo que se podría eliminar, consiguiendo una mejora del Adjusted R-squared: 0.7139. El comportamiento de la aproximación resulta excelente en la zona aplicada (días sin lluvia superior a 7,5). Por debajo de este valor existen otros factores que hacen que, aunque se deduce un comportamiento similar, la cantidad de caudal sea considerablemente mayor.

Figura 7: Comportamiento de la ecuación sinusoidal en todo el grupo de datos.



El comportamiento del modelo se muestra mediante confrontación del valor acumulado de los caudales real y estimado.

Figura 8: Resultados de la aproximación sinusoidal.



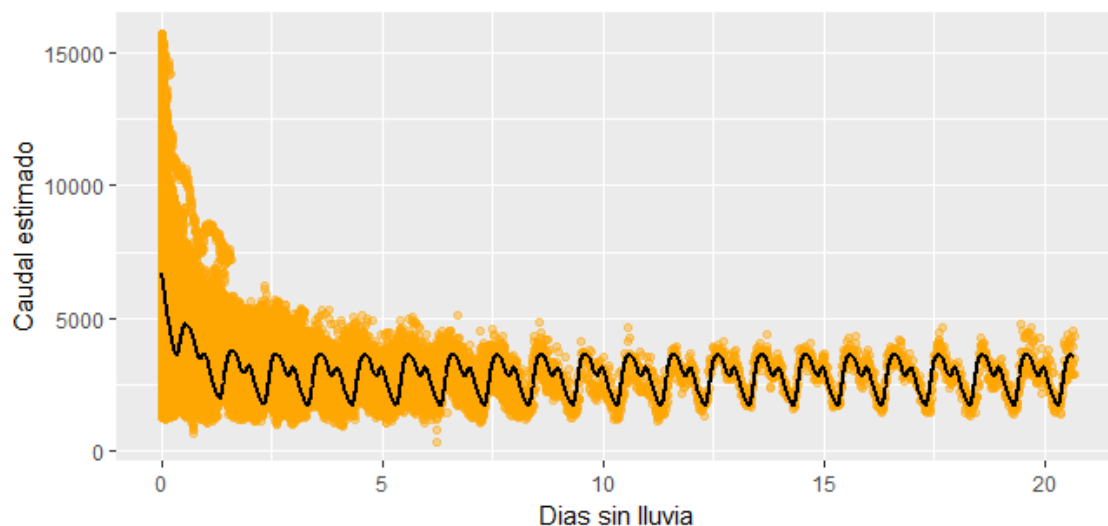
Para representar la zona inicial, se realiza una regresión exponencial.

$$Caudal = a * e^{b * \text{Días sin lluvia}} \quad (6)$$

Aplicando el mismo concepto anterior y una optimización por mínimos cuadrados, la ecuación resultante es:

$$Caudal = 3657 * e^{-2.65 * \text{Días sin lluvia}} \quad (7)$$

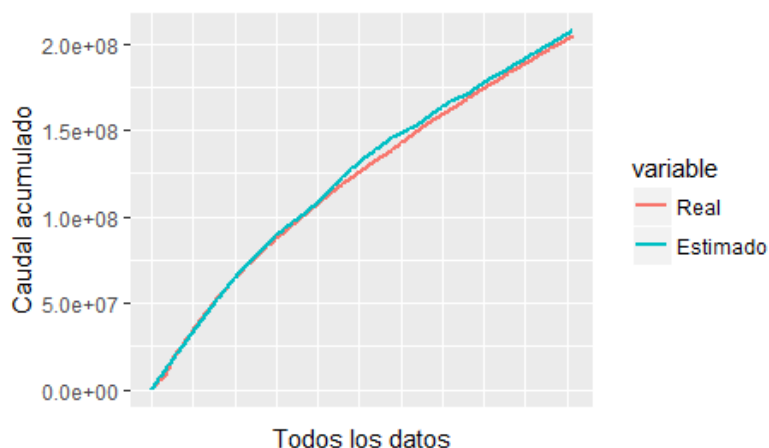
Figura 9: Caudal real frente a estimado con la composición exponencial-sinusoidal.



Aparentemente el resultado muestra que se puede aproximar el caudal a partir de 7 días sin lluvia con una precisión más que suficiente para lo esperado, aunque en la parte inicial la representatividad sea aparentemente menor. Sin embargo, desde un punto de vista

operativo el caudal instantáneo no resulta relevante puesto que las recogidas y tratamientos se realizan siempre en zonas de acumulación. El resultado del modelo con caudales agregados muestra, sin embargo, que los resultados son óptimos si comparamos caudales recogidos, es decir el caudal acumulado hasta ese momento.

Figura 10: Caudal acumulado real y estimado.



Es, por tanto, posible determinar el caudal acumulado con una precisión muy elevada incluso en los casos en los que el efecto del agua pluvial y de escorrentía es importante, cuando el número de días sin lluvia es bajo. En estos últimos la precisión es más limitada porque el caudal viene afectado mucho más por los volúmenes de lluvia precipitados, aspecto que en este modelo no se considera.

Dada la elevada correlación, superior a 0,87, existente entre caudal y arena, es posible también realizar esta predicción de la llegada de arena con una precisión suficiente para lo que requieren las prácticas operativas.

4. Conclusiones

Uno de los problemas crecientes en el ámbito del mantenimiento y operación de las depuradoras de aguas residuales es la presencia de sólidos gruesos no biodegradables. A día de hoy no existen modelos de predicción de la llegada de estos sólidos a las depuradoras. El poder determinar cuándo se van a producir los episodios de afluencia de sólidos antes de que pasen permitiría tomar las medidas necesarias en las depuradoras para minimizar el impacto que generan estos sólidos.

El estado del arte muestra la existencia de modelos de caudal de entrada, pero para fluidos. Se puede además deducir que la tendencia de los modelos predictivos apunta al uso de redes neuronales artificiales, o sistemas de Soft Computing en general, como herramienta para la predicción de parámetros en las depuradoras.

La predicción de las arenas recibidas a la entrada de la depuradora puede, en primera instancia basarse en el caudal. La aproximación sinusoidal-exponencial aporta muy buenos resultados en términos acumulados, suficiente para la planificación de las labores operativas en planta, especialmente en periodos más secos. No obstante, estas predicciones son mejorables introduciendo factores de variación, fundamentalmente precipitación acumulada, día de la semana, mes, etc.

5. Referencias

- Bartkiewicz, L., Szelag, B., and Studzinski, J (2016). Impact Assessment of Input Variables and ANN Model Structure on Forecasting Wastewater Inflow into Sewage Treatment Plants. *OCHRONA SRODOWISKA* 38, 29–36.
- Beytullah E., F.K. (2012). Physical Disintegration of Toilet Papers in Wastewater Systems: Experimental Analysis and Mathematical Modeling. *Enviromental Science & Technology* 2870–2876.
- Bing, Q., and Bang, L. (2015). Prediction of Sewage Wastewater Quality Based on PSO-LIBSVM. *PROCEEDINGS OF THE 2015 INTERNATIONAL SYMPOSIUM ON COMPUTERS & INFORMATICS 13*, 280–286.
- El-Din, AG, S., DW (2002). A neural network model to predict the wastewater inflow incorporating rainfall events. *WATER RESEARCH* 36, 1115–1126.
- Gadzala, Z, and Scarlik, K (1983). Forecast for the chemicals demand, necessary for domestic water sewage systems operation in years 1985-1990. *Przemysl Chemiczny* 62, 597–600.
- Hernandez Muñoz, A. (2001). Depuración y desinfección de aguas residuales (Colegio de Caminos, Canales y Puertos).
- Jeng-gang L. (1998). Feasibility study on prediction of properties of municipal solid waste with time series models. *JOURNAL OF HAZARDOUS MATERIALS* 58, 47–57.
- Joong-Won L., Changwon S., Yoon-Seok T., and Hang-Sik, S. (2011). Sequential modelling of a full-scale wastewater treatment plant using an artificial neural network. *BIOPROCESS AND BIOSYSTEMS ENGINEERING* 34, 963–973.
- Metcalf & Eddy, INC. (1995). Ingeniería de aguas residuales. Tratamiento, vertido y reutilización. (McGraw-Hill).
- Pasteur, L, Koch, P, and Metchnikoff, E (1971). The founders of modern medicine: Pasteur, Koch, Lister.
- Peen, R, Shütze, M, and Friendler, E (2014). Assessment of the effects of greywater reuse on gross solids movement in sewer systems. *Water Science & Technology* 99, 99–105.
- Peguero Camizo, J.C. (2003). Control de una planta de tratamiento de aguas residuales mediante redes neuronales artificiales. Universidad de Extremadura.
- Rojas, R. (2002). Sistemas de Tratamiento de Aguas Residuales. (Brasil), p.
- Studzinski, J, B., L. (1998). Control of wastewater treatment plants using neural networks for decision making and forecasting. *ESS'98 - SIMULATION TECHNOLOGY: SCIENCE AND ART 10th European Simulation Symposium (ESS 98)*, 633–637.
- Szelag, B., Bartkiewicz, L., and Studzinski, J. (2016). Black-box Forecasting of Selected Indicator Values for Influent Wastewater Quality in Municipal Treatment Plant. *OCHRONA*

SRODOWISKA 38, 39–46.

Szelag, B., Bartkiewicz, L., Studzinski, J., and Barbusinski, K. (2017). Evaluation of the impact of explanatory variables on the accuracy of prediction of daily inflow to the sewage treatment plant by selected models nonlinear. ARCHIVES OF ENVIRONMENTAL PROTECTION 43, 74–81.

Warren, S (2005). Neural Network FAQ.

Wei, X., K., A. (2015). Short-term prediction of influent flow in wastewater treatment plant. STOCHASTIC ENVIRONMENTAL RESEARCH AND RISK ASSESSMENT 29, 241–249.