

Optimización de la aireación en reactores biológicos en ausencia de mediciones en continuo

Optimization of aeration in biological reactors without continuous measurements

Daniel Carreres-Prieto ^{a1*}, Javier Ybarra-Moreno ^{b2}, Juan T. García ^{c3}

^aDepartamento de Tecnología y Ciencias Aeroespaciales, Centro Universitario de la Defensa, Universidad Politécnica de Cartagena, C/ Coronel López Peña S/N, Base Aérea de San Javier, Santiago de La Ribera, 30720 Murcia, España.

^bEdam Ltda, Spain.

^cDepartamento de Ingeniería Minera y Civil, E.T.S. de Ing. de Caminos, Canales y Puertos y de Ing. de Minas, Universidad Politécnica de Cartagena, 30202 Cartagena, España.

E-mail: ^adaniel.carreres@udc.upct.es, ^bjavier.ybarra@viaqua.gal, ^cjuan.gbermejo@upct.es

*Autor para correspondencia

Recibido: 02/01/2025

Aceptado: 24/02/2025

Publicado: 30/04/2025

Citar como: Carreres-Prieto, D., Ybarra-Moreno, J., García, J.T. 2025. Optimization of aeration in biological reactors without continuous measurements. *Ingeniería del agua*, 29(2), 105-113. <https://doi.org/10.4995/ia.2025.23155>

RESUMEN

Se propone una metodología para optimizar la aireación a escala diaria en reactores biológicos donde no se disponga de sondas con mediciones en continuo y a priori no se pueda hacer una gestión dinámica basada en la caracterización de los parámetros físico-químicos del agua, como amonio, nitrato u oxígeno disuelto en tiempo real. A partir del histórico de datos de 808 días de caracterización diaria de las aguas residuales influentes a uno de los reactores biológicos de la EDAR de Mapocho-Trebal en Santiago de Chile, que trata diariamente una media de 95.732 m³/d, se proponen diversos modelos estadísticos con memoria de hasta 3 días previos basados en árboles de decisión donde se obtiene la predicción de aire óptima a inyectar para el día en curso. A partir de dicha predicción se podrían a continuación estudiar el efecto de diversos ciclos diarios de aireación-no aireación asociando a dichos ciclos las duraciones aireación-no aireación basadas en la bibliografía y que fueran comprobadas en diversas campañas experimentales. En este trabajo, se parte de un histórico real de datos donde se considera el valor de aire inyectado optimizado dado que procede de una gestión dinámica en la que intervienen sondas de medición en continuo de nitrato, amonio y oxígeno disuelto situadas en la EDAR de Mapocho-Trebal.

Palabras clave | árboles de decisión; inyección de aire; tratamiento de aguas residuales; eficiencia operativa.

ABSTRACT

A methodology is proposed to optimize aeration on a daily scale in biological reactors where probes with continuous measurements are not available and, a priori, a dynamic management based on the characterization of physicochemical water parameters, such as ammonium, nitrate or dissolved oxygen in real time, is not possible. From the historical data of 808 days of daily characterization of the influent wastewater to one of the biological reactors of the Mapocho-Trebal WWTP in Santiago de Chile, which treats daily an average of 95.732 m³/d, several statistical models are proposed with memory of up to 3 previous days based on decision trees where the prediction of air to be injected for the current day is obtained. From this prediction, the effect of different daily cycles of aeration-no aeration could then be studied, associating to these cycles durations of aeration-no aeration also based on the bibliography and which were then verified in different experimental campaigns. In this work, the starting point is a real historical data where the optimised value of injected air is considered, given that it comes from dynamic management involving continuous measurement probes for nitrate, ammonium and dissolved oxygen located at the Mapocho-Trebal WWTP.

Key words | decision trees; air injection; wastewater treatment; operational efficiency.

INTRODUCCIÓN

La aireación representa el entre el 60 y el 80% de la energía consumida en una EDAR, por lo que su optimización cumpliendo los parámetros de calidad de salida es uno de los objetivos de operadores e investigadores (Guo *et al.*, 2013). Formas tradicionales de operar basadas en mantener una consigna de oxígeno disuelto, en torno a 2 mg/L, en la zona aerobia del reactor a partir de una sonda de oxígeno y un control PID (Jenkins, 2013), están evolucionando a otras operaciones en las que la consigna de oxígeno se reduce, < 1 mg/L, para dar paso a rutas de nitrificación autótrofa parcial (nitrificación) que se combina con nitrificación heterótrofa y desnitrificación vía nitrato (desnitrificación) tal y como observan Regmi *et al.* (2014; 2015) y Miao *et al.* (2022), siempre a falta de la comprobación de qué proceso es más eficaz para generar N_2 , en lugar de N_2O , y estudiando el balance de carbono. Autores como Kim y Hao (2001) y Koch y Oldham (1985) presentan la importancia de las sondas de pH –para caracterizar el final de la nitrificación mediante el denominado “valle del amonio”– y de las zonas de potencial redox –para visualizar el final de la desnitrificación y paso a procesos anaerobios mediante el cambio de tendencia denominado como la “rodilla de nitrato”– lo cual ha permitido poder conocer los excesos o carencias de aireación así como alternar ciclos aeróbicos y anóxicos de manera óptima. Igualmente, para el ajuste de la aireación se utilizan sondas de amonio y nitrógeno total (Hanhan *et al.*, 2011; Mota *et al.*, 2005).

Sistemas como AS-transfer han utilizado diversas sondas de forma integrada para la optimización energética de la aireación alcanzando ahorros significativos (Andreu *et al.*, 2015; 2023). Variables como la recirculación interna también forman parte de los procesos de optimización de la aireación (Ruano *et al.* 2012). Además, la recirculación puede contribuir a la homogenización de la biomasa, mejorar el proceso de floculación y el IVF, mejorar la estabilidad del proceso biológico y puede reducir la producción de lodos residuales, optimizando así el rendimiento del reactor biológico (Lee *et al.*, 2020, Qian *et al.*, 2019). Todo esto ha llevado a mostrar que la aireación intermitente, donde se suceden los ciclos con y sin aireación, es el método más eficiente, con múltiples valores propuestos por diversos autores, que en el caso de Carucci *et al.* (2002) está en el rango de 45-60 minutos aireado frente a 45-60 minutos sin airear mientras otros autores como Miao *et al.* (2022) proponen ciclos de rango de 6-90 aireados y 6-240 no aireados. Un objetivo importante es fijar el número de ciclos diarios de aireación y no aireación, donde Holanda *et al.* (2007) obtuvieron mediante algoritmos genéticos el valor óptimo de 26 ciclos al día, con duraciones del periodo de aireación óptimas entre 15 y 25 minutos. Igualmente, diversos autores han caracterizado optimizaciones basadas en una aireación escalonada (Jin *et al.*, 2015). Los modelos basados en lógica difusa han sido ampliamente utilizados, alcanzando reducciones del orden del 30% de la aireación. En general, reglas difusas relacionan el influente de amonio con el oxígeno disuelto para asegurar un *set-point* dinámico de oxígeno disuelto, resultando en el ajuste de la válvula de aireación y el flujo de aire en diferentes niveles (Ferrer *et al.*, 1998; Ruano *et al.*, 2012; Chiavola *et al.*, 2017; Bertanza *et al.*, 2020). Resultados también favorables en términos de ahorro de aireación, a la vez que se alcanzan los objetivos de calidad en el efluente, se muestran a partir de algoritmos genéticos y redes neuronales (Holanda *et al.*, 2007; Ruan *et al.*, 2017; Qiao y Zhou, 2018).

En el caso de EDARs donde no se dispone de información de sondas en tiempo real, o bien la ubicación de las mismas no está optimizada, y no hay posibilidad de hacer una gestión dinámica basada en mediciones en tiempo real, se pueden usar estrategias de optimización de la aireación basadas en datos disponibles a escala diaria para varios días anteriores que permitan realizar la predicción de la aireación óptima requerida para el día en curso mediante modelos estadísticos como árboles de decisión. Cabe destacar que la disponibilidad de sondas en EDARs no es generalizada, dado que su instalación y mantenimiento pueden resultar costosos y complejos. Además, las sondas pueden verse afectadas por aceites y grasas que pueden afectar a su operación, por lo que una adecuada protección de las mismas resulta esencial para garantizar su correcto funcionamiento. Variables como la carga contaminante influente y el caudal en el reactor biológico, entre otros, tienen una influencia importante con las necesidades óptimas de aireación diarias y pueden ser usadas para calcular la predicción requerida (Guo *et al.*, 2013; Qambar y Kalidi, 2022; Jiang *et al.*, 2023).

El resto de las secciones se organizan de la siguiente forma:

En la Sección 2 se presenta la campaña experimental utilizada en el presente trabajo, así como las técnicas de análisis empleadas. Igualmente, se describe el sistema de optimización de la aireación de que dispone la planta.

La Sección 3 expone los resultados y modelos alcanzados, centrados en la optimización diaria de la aireación mediante la predicción basada en las variables medidas y disponibles a escala diaria en la EDAR. Se presentan métricas de rendimiento de los

modelos, acompañadas de gráficos comparativos que ilustran su precisión y robustez. Además, se incluye un análisis detallado sobre la influencia de las variables consideradas en las estimaciones,

Finalmente, en la Sección 4 se presentan las conclusiones alcanzadas.

MATERIAL Y MÉTODOS

Campaña experimental

La Estación Depuradora de Aguas Residuales (EDAR) de Mapocho-Trebal, situada en Santiago de Chile, es una instalación clave en el tratamiento de aguas residuales para una población aproximada de 2,8 millones de habitantes. En el presente trabajo se analizan los datos correspondientes a una de las líneas de reactor biológico que corresponden con una novena parte del caudal de tratamiento medio diario de 95 732 m³/d y un volumen útil de reactor de 19 000 m³ aproximadamente.

Poder determinar los niveles de inyección diaria de aire al reactor biológico para lograr la depuración adecuada de las aguas, se precisa disponer de información histórica de las propiedades de las aguas de entrada y salida del reactor, así como otros parámetros de operación del mismo, con el fin de desarrollar modelos específicos para tal fin.

En el marco del presente proyecto de investigación, se recopiló un amplio conjunto de datos históricos correspondientes a un periodo de 808 días consecutivos entre diciembre de 2019 y febrero de 2022. En la Tabla 1 se detallan las principales variables analizadas en el estudio, junto con sus valores mínimos, máximos y promedio. Esta información ofrece una visión integral de las condiciones operativas de una línea del reactor biológico, y del contexto en el que se desarrollaron los modelos predictivos de

Tabla 1 | Resumen de variables de estudio.

	Acrónimo	Unidades	Min	Medio	Max
Caudal de entrada biológico	Infl_Caudal	m ³ /d	61 844	95 732	123 714
Sólidos Suspendidos (SS) de entrada al Reactor Biológico	Infl_SS	mg/L	72	145.03	276.9
SSV de entrada al Reactor Biológico	Infl_SSV	mg/L	62	125.41	250.89
DQO de entrada al Reactor Biológico	Infl_DQO	mg/L	216	417.72	762.66
NTK de entrada al Reactor Biológico	Infl_NTK	mg/L	0.41	15.8	109.16
Masa diaria de DQO de entrada al Reactor Biológico	Inf_COD_Masa	kg/d	15 264	40 177	82 861
Masa diaria de SS de entrada al Reactor Biológico	Inf_SS_Masa	kg/d	5470	13 955	31 389.47
Masa diaria de SSV de entrada al Reactor Biológico	Inf_SSV_Masa	kg/d	4711	11 907	26 916
Concentración de materia seca	Mseca	g/L	0.41	1.58	3.59
% de materia seca	Mseca %	%	66.95	84.29	97.11
Concentración de materia seca volátil	Mseca_Vol	g/L	0.34	1.33	3.08
Masa total de materia seca	Mseca_Total	kg	9253	35 608	81 241
Masa total de materia seca volátil	Masa_Total_Mseca	kg	7588	29 963	69 705
Índice Volumétrico de Lodos	IVF	mL/g	41.26	317.19	1079.37
Carga másica	Cm	$\frac{kg DBO_5}{kg \frac{MSV}{d}}$	0.28	0.81	2.93
Inyección diaria de aire*	Inyección_Aire	Nm ³ /d	241 837	430 577	669 092
Caudal de recirculación externa de clarificadores	Recirc_Caudal	m ³ /d	44 930	112 997	176 372
Materia seca recirculación clarificadores	Mseca_recirc	g/L	0.82	3.11	7.94
% de recirculación en clarificadores	%_Recirc	%	0.46	1.19	2.74
Masa total de materia seca extraída de lodos excedentes	Masa_Mseca_Clar	kg/d	1173	18 533	82 426
Masa total de materia seca volátil extraída de lodos excedentes	Masa_MsecaV_Clar	kg/d	971	15 562	64 975
Edad del lodo extraído en clarificadores	Edad_fango	d	0.49	2.17	21.15
Masa diaria de SS en la salida del reactor biológico	Efl_SS	mg/L	4	21.92	79
Masa de SSV en la salida del reactor biológico	Efl_SSV	mg/L	3.2	19.07	73.79
DQO en la salida del reactor biológico	Efl_DQO	mg/L	18	60.87	201

*Variable objetivo.

optimización. Los métodos analíticos empleados son los siguientes: UNE-EN ISO 15705:2002 método de dicromato para la DQO, método respirométrico; SM 2540 F espectroscopía UV-VIS para sólidos; SM 4500–N-org digestión ácida con catalizador y se mide el amoníaco resultante por espectroscopía UV-Vis para Nitrógeno Total Kjeldahl.

Las variables registradas abarcan múltiples aspectos del proceso, tales como las características fisicoquímicas del agua de entrada y salida, el caudal de aire inyectado, la carga másica aplicada, los niveles de aireación, la recirculación interna, las propiedades de los lodos y la demanda de oxígeno. Estos parámetros son fundamentales para poder modelizar el comportamiento del reactor biológico con el fin de poder desarrollar modelos que rigen su funcionamiento y que permitan estimar las necesidades de aireación.

En lo referente a la variable Inyección diaria de aire, los valores de Inyección de aire diarios están optimizados para cumplir los parámetros de calidad requeridos mediante un sistema de sondas valores medios diarios de 4.6 Nm³/m³ de agua residual diaria tratada; 11.2 Nm³ de aire/kg de DQO diario eliminado; 4.77 m³ de aire/hora y m² de reactor aireado que está en media en valores del 68%. El reactor posee un sistema de optimización de la aireación basado en periodos de aireación intermitentes y discontinuos ajustados mediante consignas procedentes de las sondas de medición en tiempo real de: -oxígeno disuelto; -nitrato; amonio y turbidez. Set points de nitrato máximo y mínimo y de amonio máximo y mínimo se relacionan con valores de oxígeno disuelto bajo, medio y alto, rangos de 0.5 a 1.8 mg/L de O₂ molecular. Los tiempos de nitrificación están en el rango de tiempo de 120 a 300 minutos como mínimo y máximo respectivamente. En el caso de la desnitrificación de 45 a 60 minutos mínimos y máximos respectivamente.

Preprocesado de datos y Modelos de caracterización

El desarrollo de modelos que sean capaces de aprovechar la información temporal de las variables descritas en la Tabla 1, exigen que los datos se encuentren estructurados bajo el enfoque aprendizaje supervisado lo cual permite incorporar los valores registrados en días anteriores de cada variable a modo de registros asociados a la misma, lo que permite recoger el carácter autorregresivo de las variables, dado que para cada variable se dispone de la serie temporal de las variables que serán empleadas para el desarrollo de los modelos. Este enfoque, considera el histórico de valores de las variables de proceso a partir de la definición de un intervalo temporal determinado. Dado que el Tiempo de Retención Hidráulica (HRT) de la EDAR juega un papel importante en los procesos de depuración (Vásquez *et al.*, 2018) y que este suele oscilar entre 15 y 30 horas, se ha optado por emplear un intervalo temporal de hasta tres días previos (t-3) con el fin de disponer de suficiente información temporal para el desarrollo de los modelos de estimación (Siddique *et al.*, 2016, Kim *et al.*, 2006). Cabe destacar que al convertir los datos a esta estructura, a razón de la ventana temporal seleccionada, el número de registros se reduce de 808 a 803, pero sin que exista pérdida de información, al estar esta autocontenida en las series autorregresivas de cada registro. Este enfoque permite capturar patrones temporales relevantes y dependencias dinámicas en las variables, lo que resulta en modelos predictivos más robustos y que permiten modelar sistemas complejos donde las interacciones entre variables tienen un componente temporal significativo, mejorando la precisión de las predicciones. Además, el enfoque con carácter autorregresivo permite poder aleatorizar las muestras de estudio manteniendo la relación temporal entre las variables lo que facilita el proceso de aprendizaje y generación de los modelos.

La determinación de los niveles de inyección de aire al reactor biológico, precisa disponer no sólo del histórico de valores de la Tabla 1, sino también de los valores de día en curso. Por ello, en este trabajo de investigación se ha desarrollado modelos basados en árboles de decisión, para determinar, el rango de inyección de aire necesario para llevar a cabo la depuración de las aguas, en un proceso ilustrado, de forma general, en la Figura 1, a partir del uso de modelos de inteligencia artificial.

Para la determinación de los niveles de inyección de aire en el reactor biológico para el día en curso a partir de los valores conocidos de la Tabla 1 del día en curso, así como de días previos, se han desarrollado modelos de árboles de decisión. Estos se basan en una estructura de clasificación compuesta de nodos ramificados en base a ciertos condicionales, el cual es capaz de determinar el rango de los niveles de inyección de aire necesarios a escala diaria para lograr la depuración adecuada, estableciéndose los siguientes: 240 000-350 000 Nm³/d (0), 350 000-400 000 Nm³/d (1), 400 000-450 000 Nm³/d (2), 450 000-500 000 Nm³/d (3), 500 000-550 000 Nm³/d (4), 550 000-600 000 Nm³/d (5), >600 000 Nm³/d (6).

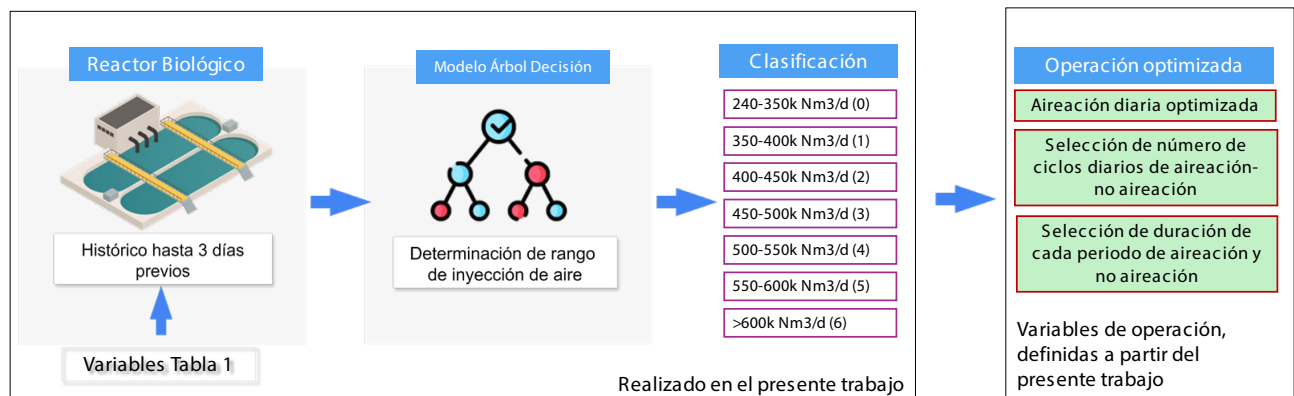


Figura 1 | Esquema general del proceso de determinación del rango de inyección de aire en el reactor.

Se han desarrollado dos modelos: Uno que emplea los valores de inyección de días previos, dado el efecto que inyecciones pasadas tienen en el rendimiento del sistema, y otro modelo que no hace uso de las inyecciones en días anteriores, con el fin de analizar la diferencia entre ambos y ver cómo el resto de los parámetros es capaz de modelizar el comportamiento del reactor.

Los modelos basados en árboles de decisión fueron desarrollados en Python empleando la librería Scikit-learn (Kramer, 2016). Con el fin de minimizar la dependencia del rendimiento de los modelos respecto al conjunto de datos empleado para su entrenamiento, se generaron 1000 árboles diferentes mediante 1000 reordenaciones aleatorias de los datos disponibles. Los modelos seleccionados para su análisis en el presente trabajo corresponden a aquellos que se sitúan en la mediana de los valores de R^2 obtenidos en los datos de test. Este enfoque asegura una representación robusta y generalizable del rendimiento de los modelos propuestos, evitando sesgos asociados a configuraciones específicas de los datos.

El objetivo principal fue desarrollar modelos simples y prácticos, adecuados para su implementación en la operativa diaria de la EDAR. Para ello, se restringió tanto el número de variables incluidas como la complejidad matemática, limitándose a operaciones aritméticas básicas. Más allá de ofrecer una herramienta que permita estimar con precisión los niveles diarios de aireación necesarios para una depuración eficiente, esta investigación también se orienta a identificar las variables clave en el proceso, proporcionando un recurso accesible para la optimización y la toma de decisiones.

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

En el presente trabajo de investigación se proponen dos modelos de caracterización basados en árboles de decisión (Tabla 2): El modelo AB1 (Figura S1, donde los datos recogidos se explican a través de la Figura S3) que hace uso de los valores de aireación de días previos y el modelo AB2 (Figura S2, explicada a través de S3) que no hace uso de dichos valores a la hora de llevar a cabo la caracterización.

Tabla 2 | Resumen modelos de caracterización

Denominación	Modelo	¿Aireación de días previos?		R2 (%)
AB1	Figura S1*	Sí	Training	59.03
			Test	66.88
AB2	Figura S2*	No	Training	42.37
			Test	55.00

* Figuras de los modelos de árboles localizadas en el Apéndice. El número de muestras presentado en los árboles son relativos a los datos empleados para *training*.

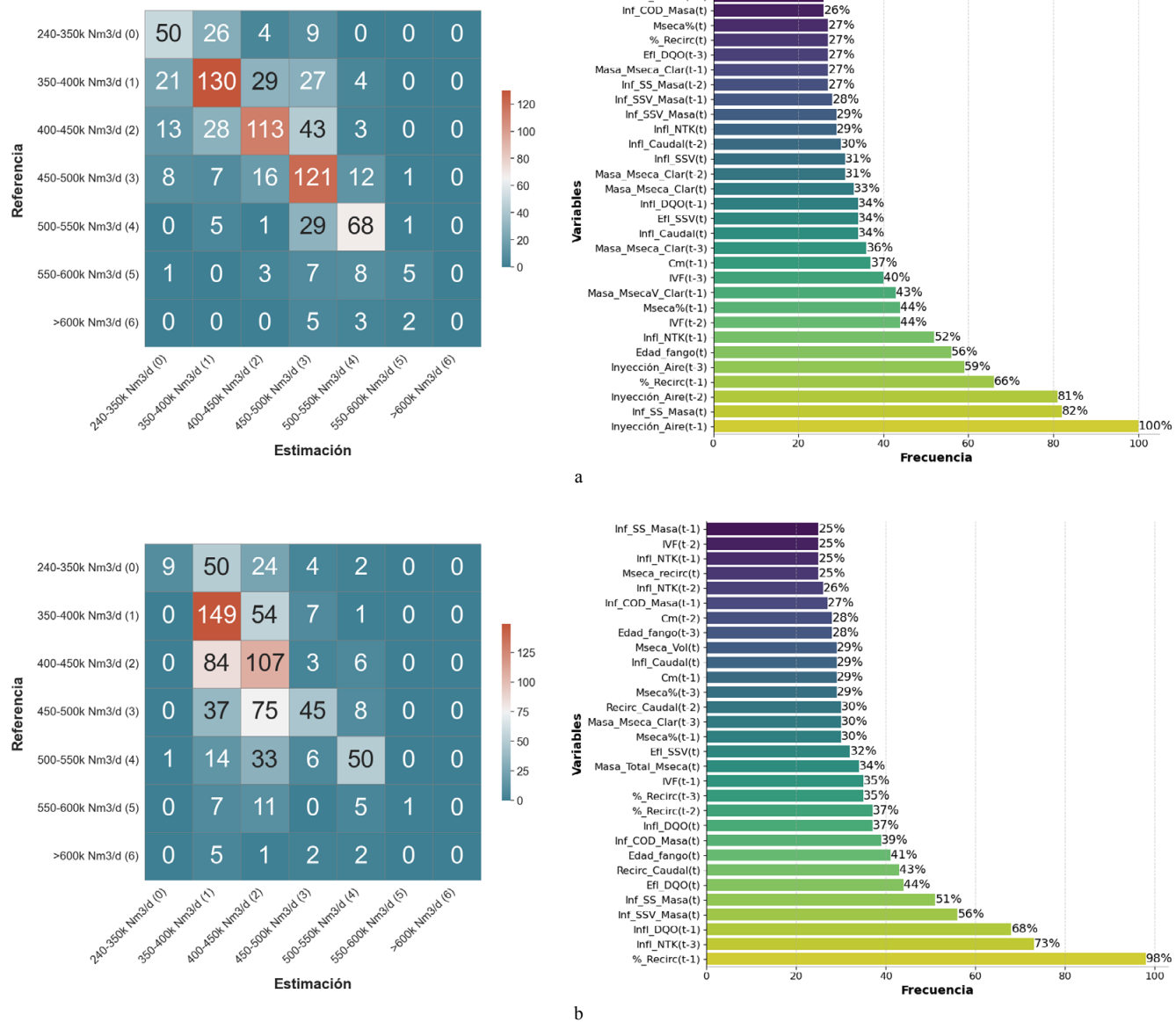


Figura 2 | Matriz de confusión y gráfica de frecuencia de 30 variables más empleadas por los modelos: (a) AB1 y (b) AB2.

Ambos modelos presentan un desempeño similar, con un R^2 para test de 66.88% y del 55.00% respectivamente. En la Figura 2 se presenta la matriz de confusión correspondiente a ambos modelos (AB1, Figura 2a izquierda y AB2, Figura 2b izquierda), lo que permite un análisis detallado de la capacidad de clasificación. Cada matriz se organiza de forma que las filas representan las clases reales y las columnas las clases predichas y las celdas indica el número de casos. Como se puede observar la práctica totalidad de los casos, ambos logran identificar con éxito el rango de inyección adecuado. La mayoría de las discrepancias corresponde a la selección de niveles de inyección de aire contiguos al de referencia. Esto sugiere que el modelo identifica con precisión las zonas de transición entre clases, lo que refuerza su utilidad práctica para optimizar el proceso biológico.

El modelo AB1, que integra los valores de inyección de aire de días previos, presenta un mejor desempeño en todas las categorías, especialmente en valores de bajos de inyección de aire (240-350k Nm³/d), donde se presenta un mayor número de casos en los que ha logrado acertar con la predicción. No obstante, el modelo AB2, a pesar ha denotado ser capaz de lograr mejores resultados en el rango de 350-400k Nm³/d. Aunque el AB1 es en general mejor que al AB2 en términos de estimación, las

diferencias no son muy significativas tomando en cuenta que este último no se apoya en los valores de inyección de aire de días previos, lo que implica que ha sido capaz de modelizar, a partir del resto de variables de la Tabla 1, el comportamiento del reactor biológico con precisión para poder determinar las necesidades de inyección de aire.

La significación de cada variable empleada por los modelos se puede medir en términos del número de veces que esta está presente en cada uno de los 1000 modelos generados para cada una de las dos configuraciones (con y sin valores de inyección de aire de días previos). En la Figura 2 (derecha) se muestra las 30 variables más frecuentes para cada configuración, las cuales dan una idea de la significación de estas en los modelos.

En el caso del modelo AB1 se observa que se basa principalmente en las variables de inyección de aire de días previos ($t-1$, $t-2$ y $t-3$) y en la cantidad de sólidos en la entrada del reactor, como los sólidos suspendidos y la masa seca influente. En menor medida, considera parámetros como la recirculación y el caudal de entrada.

En contraste, el modelo AB2 se ha definido para que no incorpore valores históricos de inyección de aire, pero utiliza con mayor frecuencia variables como los porcentajes de recirculación y parámetros contaminantes de las aguas de entrada al reactor, reflejando un enfoque centrado en las condiciones de flujo y calidad del agua. A pesar de no usar datos históricos de aireación, el modelo AB2 logra un rendimiento global similar al modelo AB1 mejorando en la categoría de 350-400k Nm³/d.

CONCLUSIONES

Este trabajo de investigación propone una metodología efectiva para la optimización de la inyección diaria de aire en reactores biológicos de plantas de tratamiento de aguas residuales en ausencia de mediciones en continuo del tipo sondas de nitrato, amonio y oxígeno disuelto, entre otras, mediante el uso de modelos estadísticos desarrollados a partir de datos históricos. Los modelos de árboles de decisión AB1 y AB2, diseñados específicamente para este propósito, fueron evaluados utilizando un conjunto de datos de 806 días procedente de la EDAR Mapocho-Trebal en Santiago, Chile. Los resultados obtenidos evidencian la utilidad de estos modelos en la predicción de las necesidades de aireación, incluso en contextos donde no se dispone de mediciones continuas.

El modelo AB1, que incorpora los valores históricos de inyección de aire, logró un coeficiente de determinación (R^2) del 66.88% en los datos de prueba, superando el desempeño del modelo AB2, que obtuvo un R^2 de 55.00% al excluir estos valores. No obstante, ambos modelos demostraron ser capaces de predecir el rango óptimo de inyección diario de aire, con un alto rendimiento. Estos resultados resaltan la importancia e influencia de los datos históricos, que en el caso del AB1, fueron representados de forma preferente a través de la variable aire inyectado en los días previos, mientras que en el AB2, al no contar con esta variable, los árboles optaron por el uso de variables relacionadas con la recirculación y la calidad del agua de entrada, como los sólidos suspendidos influentes y el caudal, para predecir la inyección diaria de aire óptima.

Los modelos presentados destacan por su simplicidad y robustez, lo que permite que puedan ser implementados fácilmente en la operativa diaria de la planta. Esta simplicidad permite que sean herramientas prácticas para optimizar la gestión de la aireación, contribuyendo a una reducción significativa en el consumo energético y los costos operativos, al tiempo que se garantiza la calidad de las aguas. La metodología desarrollada puede ser complementada a continuación por escenarios de inyección de aire donde se definan tanto los ciclos de aireación-no aireación como las duraciones de cada periodo en dicho ciclo, lo cual permita maximizar la eficacia de dicha aireación e la hora de alcanzar los valores de calidad del efluente previstos (ver Figura 1).

Una vez se dispone de un histórico de datos –que incluye la cantidad de aire inyectado diariamente–, y que se corresponde con el seguimiento habitual del rendimiento de depuración de la mayoría de las plantas, se puede entrenar un modelo estadístico –basado en árboles de decisión–, que sirva de ayuda para poder definir y optimizar el rango de la cantidad de aire a inyectar de forma diaria. De esta forma el procedimiento propuesto en el presente trabajo puede servir para optimizar el aire inyectado en múltiples plantas de diversos tamaños y que no dispongan de ninguna sonda de medición en continuo. Asimismo, es aconsejable complementar la presente metodología con ensayos que permitan a su vez definir la duración de los intervalos de aireación intermitente y de suministro de aire, para lo cual se pueden llevar a cabo tanto ensayos *in situ* mediante instrumentación dispuesta temporalmente como hacer ensayos y comprobar la variabilidad en los rendimientos de depuración alcanzados.

AGRADECIMIENTOS

Los autores desean agradecer la ayuda recibida y la disponibilidad de la EDAR Mapocho-Trebal, Chile, para la realización de este trabajo de investigación.

REFERENCIAS

- Andreu, P.S., Mifsut, C.L., del Cacho Sanz, C., Yuste, M.G. 2015. Transferencia de oxígeno: evaluación rápida de la eficiencia de los sistemas de aireación. *Tecnoaqua*, (15), 92-101.
- Andreu, P.S., Mifsut, C.L., del Cacho Sanz, C., Garrido Martínez, R., Martín Chuevos, A. 2023. AS-Transfer: sistema inteligente para la optimización energética de los sistemas de aireación por difusión. *Tecnoaqua*, (63), 40-46.
- Bertanza, G., Menoni, L., Baroni, P. 2020. Energy saving for air supply in a real WWTP: application of a fuzzy logic controller. *Water Science and Technology*, 81(8), 1552-1557. <https://doi.org/10.2166/wst.2020.084>
- Carucci, A., De Mola, M., Rolle, E., Smurra, P. 2002. A model to control intermittent aeration phases. *Water Science and Technology*, 46(4-5), 99-106. <https://doi.org/10.2166/wst.2002.0561>
- Chiavola, A., Romano, R., Bongiolami, S., Giulioli, S. 2017. Optimization of energy consumption in the biological reactor of a wastewater treatment plant by means of Oxy Fuzzy and ORP control. *Water, Air, & Soil Pollution*, 228(8), 277. <https://doi.org/10.1007/s11270-017-3462-x>
- Ferrer, J., Rodrigo, M.A., Seco, A., Penya-Roja, J.M. 1998. Energy saving in the aeration process by fuzzy logic control. *Water Science and Technology*, 38(3), 209-217. <https://doi.org/10.2166/wst.1998.0210>
- Guo, C.Z., Fu, W., Chen, X.M., Peng, D.C., Jin, P.K. 2013. Nitrogen-removal performance and community structure of nitrifying bacteria under different aeration modes in an oxidation ditch. *Water Research*, 47(11), 3845-3853. <https://doi.org/10.1016/j.watres.2013.04.005>
- Hanhan, O., Insel, G., Yagci, N.O., Artan, N., Orhon, D. 2011. Mechanism and design of intermittent aeration activated sludge process for nitrogen removal. *Journal of Environmental Science and Health, Part A*, 46(1), 9-16. <https://doi.org/10.1080/10934529.2011.526073>
- Holenda, B., Domokos, E., Rédey, A., Fazakas, J. 2007. Aeration optimization of a wastewater treatment plant using genetic algorithm. *Optimal Control Applications and Methods*, 28(3), 191-208. <https://doi.org/10.1002/oca.796>
- Jenkins, T.E. 2013. *Aeration control system design: a practical guide to energy and process optimization*. John Wiley & Sons. <https://doi.org/10.1002/9781118777732>
- Jiang, L.M., Zhang, W., Li, Y., Shao, Y., Zhang, Z., Zhang, M., ... Zhou, Z. 2023. Applying mass flow analysis and aeration optimization strategy to reduce energy consumption of a full-scale anaerobic/anoxic/oxic system. *Journal of Water Process Engineering*, 54, 104037. <https://doi.org/10.1016/j.jwpe.2023.104037>
- Jin, P., Wang, X., Wang, X., Ngo, H.H., Jin, X. 2015. A new step aeration approach towards the improvement of nitrogen removal in a full scale Carrousel oxidation ditch. *Bioresource Technology*, 198, 23-30. <https://doi.org/10.1016/j.biortech.2015.08.145>
- Kim, H., Hao, O.J. 2001. pH and oxidation-reduction potential control strategy for optimization of nitrogen removal in an alternating aerobic-anoxic system. *Water Environment Research*, 73(1), 95-102. <https://doi.org/10.2175/106143001X138741>
- Kim, J.K., Oh, B.R., Chun, Y.N., Kim, S.W. 2006. Effects of temperature and hydraulic retention time on anaerobic digestion of food waste. *Journal of Bioscience and bioengineering*, 102(4), 328-332. <https://doi.org/10.1263/jbb.102.328>
- Koch, F.A., Oldham, W.K. 1985. Oxidation-reduction potential-a tool for monitoring, control and optimization of biological nutrient removal systems. *Water Science and Technology*, 17(11-12), 259-281. <https://doi.org/10.2166/wst.1985.0237>

- Kramer, O. 2016. Scikit-learn. En: *Machine Learning for Evolution Strategies. Studies in Big Data*, vol 20. Springer, Cham., 45-53. https://doi.org/10.1007/978-3-319-33383-0_5
- Lee, S., Badoux, G., Wu, B., Chong, T. 2020. Enhancing performance of biocarriers facilitated gravity-driven membrane (GDM) reactor for decentralized wastewater treatment: Effect of internal recirculation and membrane packing density. *The Science of the Total Environment*, 762, 144104. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2020.144104>
- Miao, Y., Zhang, L., Yu, D., Zhang, J., Zhang, W., Ma, G., ... Peng, Y. 2022. Application of intermittent aeration in nitrogen removal process: development, advantages and mechanisms. *Chemical Engineering Journal*, 430, 133184. <https://doi.org/10.1016/j.cej.2021.133184>
- Mota, C., Head, M.A., Ridenoure, J.A., Cheng, J.J., de los Reyes III, F.L. 2005. Effects of aeration cycles on nitrifying bacterial populations and nitrogen removal in intermittently aerated reactors. *Applied and Environmental Microbiology*, 71(12), 8565-8572. <https://doi.org/10.1128/AEM.71.12.8565-8572.2005>
- Qambar, A.S., Al Khalidy, M.M. 2022. Optimizing dissolved oxygen requirement and energy consumption in wastewater treatment plant aeration tanks using machine learning. *Journal of Water Process Engineering*, 50, 103237. <https://doi.org/10.1016/j.jwpe.2022.103237>
- Qian, J., Zhang, M., Niu, J., Fu, X., Pei, X., Chang, X., Wei, L., Liu, R., Chen, G., Jiang, F. 2019. Roles of sulfite and internal recirculation on organic compound removal and the microbial community structure of a sulfur cycle-driven biological wastewater treatment process. *Chemosphere*, 226, 825-833. <https://doi.org/10.1016/j.chemosphere.2019.03.139>
- Qiao, J., Zhou, H. 2018. Modeling of energy consumption and effluent quality using density peaks-based adaptive fuzzy neural network. *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, 5(5), 968-976. <https://doi.org/10.1109/JAS.2018.7511168>
- Regmi, P., Miller, M.W., Holgate, B., Bunce, R., Park, H., Chandran, K., ... Bott, C.B. 2014. Control of aeration, aerobic SRT and COD input for mainstream nitrification/denitrification. *Water Research*, 57, 162-171. <https://doi.org/10.1016/j.watres.2014.03.035>
- Regmi, P., Bunce, R., Miller, M.W., Park, H., Chandran, K., Wett, B., ... Bott, C.B. 2015. Ammonia-based intermittent aeration control optimized for efficient nitrogen removal. *Biotechnology and Bioengineering*, 112(10), 2060-2067. <https://doi.org/10.1002/bit.25611>
- Ruan, J., Zhang, C., Li, Y., Li, P., Yang, Z., Chen, X., ... Zhang, T. 2017. Improving the efficiency of dissolved oxygen control using an on-line control system based on a genetic algorithm evolving FWNN software sensor. *Journal of Environmental Management*, 187, 550-559. <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2016.10.056>
- Ruano, M.V., Ribes, J., Seco, A., Ferrer, J. 2012. An advanced control strategy for biological nutrient removal in continuous systems based on pH and ORP sensors. *Chemical Engineering Journal*, 183, 212-221. <https://doi.org/10.1016/j.cej.2011.12.064>
- Siddique, M., Munaim, M., Wahid, Z. 2016. Role of hydraulic retention time in enhancing bioenergy generation from petrochemical wastewater. *Journal of Cleaner Production*, 133, 504-510. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2016.05.183>
- Vásquez, Y., Escobar, M., Sáenz, J., Quiceno-Vallejo, M., Neculita, C., Arbeli, Z., Roldán, F. 2018. Effect of hydraulic retention time on microbial community in biochemical passive reactors during treatment of acid mine drainage. *Bioresource Technology*, 247, 624-632. <https://doi.org/10.1016/j.biortech.2017.09.144>
- Wagner, S., Affenzeller, M. 2005. HeuristicLab: A Generic and Extensible Optimization Environment. In: Ribeiro, B., Albrecht, R.F., Dobnikar, A., Pearson, D.W., Steele, N.C. (eds) *Adaptive and Natural Computing Algorithms*. Springer, Vienna. 538-541. https://doi.org/10.1007/3-211-27389-1_130