XXI Simposio CEA de Control Inteligente
24-26 de junio de 2026, Salamanca

Detección de bulking en una EDAR mediante el Análisis de Características Lentas adaptativo (ASFA)

Castellano, M.[a,*], Fuente, M.J.[b], Francisco, M.[c], Vega, P.[a],

[a] *Departamento de Informática y Automática, Facultad de Ciencias, Universidad de Salamanca, 37008 Salamanca, España; mcb@usal.es, pvega@usal.es*
[b] *Departamento de Ingeniería de Sistemas y Automática, Escuela de Ingenierías Industriales (EII), Universidad de Valladolid, 47011 Valladolid, España; mariajesus.fuente@uva.es*
[c] *Departamento de Informática y Automática, Escuela Técnica Superior de Ingeniería Industrial, Universidad de Salamanca, 37700 Béjar, España; mfs@usal.es*

To cite this article: Castellano, M., Fuente, M.J., Francisco, M., Vega, P., 2026. Detection of bulking in a WWTP using Adaptive Slow Feature Analysis (ASFA). XXI Simposio CEA de Control Inteligente

Resumen

La detección temprana del fallo de *bulking filamentoso* en estaciones depuradoras de aguas residuales (EDAR) tiene alto impacto operativo por su efecto sobre la sedimentabilidad del fango y la calidad del efluente. Este trabajo compara dos técnicas de detección basadas en datos sobre el simulador BSM2: el Análisis de Componentes Principales (PCA) como referencia, y una implementación adaptativa del Análisis de Características Lentas (ASAF). La motivación principal de ASAF es su capacidad para separar la información estacionaria de la dinámica del proceso, lo que permite distinguir entre cambios nominales de operación y fallos reales del bulking. Se presentan la metodología de ambas técnicas, los parámetros del algoritmo adaptativo y los resultados obtenidos en la detección de varios eventos de bulking. Finalmente, se comparan los métodos mediante el índice de fiabilidad de Corominas et al. (2011) y métricas adecuadas para datos desbalanceados, como falsas alarmas, detecciones correctas o retardo de detección.

Palabras clave: EDAR; bulking filamentoso; PCA; Slow Feature Analysis; BSM2; detección de fallos; monitorización adaptativa.

Detection of bulking in a WWTP using Adaptive Slow Feature Analysis (ASFA)

Abstract

Early detection of filamentous bulking faults in wastewater treatment plants (WWTPs) has a significant operational impact due to its effect on sludge settleability and effluent quality. This work compares two data-driven detection techniques using the BSM2 simulator: Principal Component Analysis (PCA) as a reference method, and an adaptive implementation of Slow Feature Analysis (ASAF). The main motivation for ASAF is its ability to separate stationary information from process dynamics, which allows nominal operating changes to be distinguished from real bulking faults. The methodology of both techniques, the parameters of the adaptive algorithm, and the results obtained in the detection of several bulking events are presented. Finally, the methods are compared using the reliability index proposed by Corominas et al. (2011) and metrics suitable for imbalanced data, such as false alarms, correct detections, and detection delay.

Keywords: WWTP; filamentous bulking; PCA; Slow Feature Analysis; BSM2; fault detection; adaptative monitoring.

1. Introducción

Las estaciones de aguas residuales (EDAR) son sistemas complejos, no lineales y sujetos a variaciones continuas en las condiciones de operación. La monitorización basada en datos y la detección automática de fallos son herramientas esenciales para anticipar situaciones anómalas antes de que produzcan incumplimientos de la calidad del efluente (Jeppsson *et al*., 2007).

El fallo de *bulking filamentoso* degrada la sedimentabilidad del fango activado en el clarificador secundario, reduce la concentración de sólidos en suspensión totales (TSS) en los recirculados y purgas, y compromete la calidad del efluente. La detección temprana de este fallo resulta, por tanto, de gran valor operativo (Flores-Alsina *et al*., 2009).

*Autor para correspondencia: mcb@usal.es
Attribution-NonCommercial-ShareAlike 4.0 International (CC BY-NC-SA 4.0)

La detección del *bulking* filamentoso se ha abordado tradicionalmente mediante indicadores físicos y operativos, como el índice volumétrico de fangos (SVI/DSVI), la concentración de sólidos suspendidos, la observación microscópica y técnicas microbiológicas como FISH, PCR o secuenciación. Aunque estos métodos permiten caracterizar el origen del problema, suelen requerir análisis de laboratorio, personal experto o medidas de baja frecuencia, lo que limita su uso para detección temprana en línea.

En los últimos años se han propuesto enfoques basados en datos e inteligencia artificial, como redes neuronales para predecir el SVI y anticipar episodios de mala sedimentabilidad (Han y Qiao, 2012; Han et al., 2018), o técnicas de aprendizaje profundo aplicadas a imágenes microscópicas para identificar patrones asociados al crecimiento filamentoso (Borzooei et al., 2024; Chen et al., 2025). Sin embargo, muchos de estos trabajos utilizan datos de planta real de baja frecuencia, imágenes de laboratorio o conjuntos de datos no siempre públicos.

Frente a esto, existe el *Benchmark Simulation Model No. 2 (BSM2)* (Alex *et al.*, 2018) que es un entorno de referencia adecuado para el desarrollo y evaluación de estrategias de control y de detección de fallos, que simula una EDAR completa formada por la línea de agua, fangos y digestión anaerobia sobre 609 días con influente dinámico de ciclo anual. Por otro lado, existe un escenario de bulking generado en el marco del BSM2-M (Ramin et al., 2022; Zadkarami et al., 2024), en el que la aparición del fallo se modela mediante cadenas de Markov que modifican parámetros de la sedimentación en el clarificador secundario. Este nuevo BSM2-M proporciona un entorno reproducible, multivariante y de alta resolución temporal, con eventos de *bulking* etiquetados sobre un horizonte amplio de simulación.

En este tipo de escenarios multivariantes, un problema central en las EDARs es distinguir entre un fallo real y un cambio nominal de operación, ya que el ciclo estacional de temperatura modifica las tasas de reacción biológica y desplaza periódicamente el punto de operación del proceso.

El Análisis de Componentes Principales (PCA) es una técnica usada en monitorización de procesos industriales (Sánchez-Fernández et al., 2018), pero su modelo estático no discrimina si la activación de las estadísticas es debida a un fallo o a un cambio de operación. Por otro lado, el Análisis de Características Lentas, más conocido por su nombre en inglés Slow Feature Analysis (SFA) separa la información estacionaria de la dinámica del proceso, siendo especialmente adecuada para este problema (Shang *et al.*, 2015, 2018).

En este trabajo se comparan PCA y una implementación adaptativa de SFA denominada ASAF (Adaptative Slow Feature Analysis), desarrollada específicamente para la detección de fallos tipo bulking en una EDAR. La contribución principal es la discriminación entre el bulking y el cambio de operación mediante una de las estadísticas de SFA, S^2_a.

El artículo presenta la metodología de ambas técnicas, los parámetros del algoritmo adaptativo, la estrategia de detección de cambios de operación mediante el uso de los estadísticos del ASAF y los resultados de aplicar está técnica en la detección de fallos de tipo bulking en distintos instantes de tiempo en el benchmark BSM2-M. El artículo finaliza con las conclusiones y el trabajo futuro a seguir.

2. Caso de estudio: BSM2 y generación de fallos

2.1. Benchmark BSM2

El BSM2 fue desarrollado por el grupo de trabajo IWA como plataforma de referencia para la evaluación de estrategias de control y monitorización en EDAR a escala de planta completa. El BSM2 incluye clarificación primaria, el proceso biológico de lodos activados, espesamiento de fangos, digestión anaerobia y deshidratación mecánica, junto con modelos realistas de sensores y actuadores.

La simulación cubre 609 días con un intervalo de muestreo de 15 minutos. El influente presenta variabilidad diaria, semanal y estacional; la temperatura sigue un perfil sinusoidal anual que modifica las tasas de reacción biológica y genera cambios periódicos del punto de operación.

Se emplea un subconjunto de 19 señales como puede verse en la Figura 1, que corresponden a caudales, concentraciones de sólidos totales en suspensión (TSS), medidas de nitrógeno (S_{NH} y S_{NO}) en los reactores y el efluente, oxígeno disuelto (DO), la señal de control, es decir, los coeficientes K_La, que indican la variación de los aireadores que introducen oxígeno en el agua, variables de digestión anaerobia y el caudal de salida de lodos espesados.

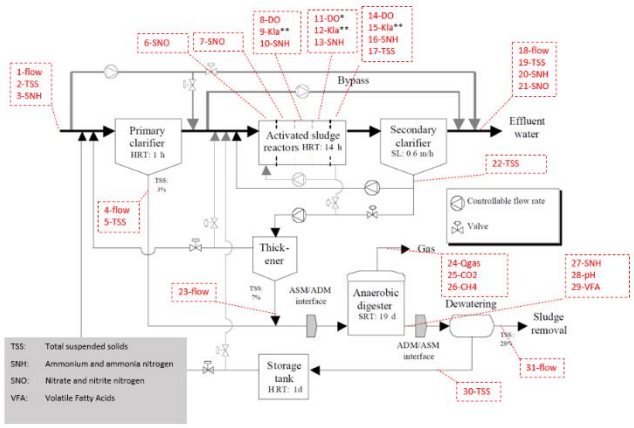


Figura 1: Esquema BSM2 junto con las variables extraídas. Figura adaptada de Zadkarami et al. (2024).

2.2. Generación del fallo de bulking

El framework BSM2-M emplea cadenas de Markov para modelar la ocurrencia realista de fallos (Ramin, et al., 2022). Para el bulking filamentoso, la cadena define dos estados: *normal* y *bulking.* El fallo se implementa modificando los parámetros de sedimentación del clarificador secundario, principalmente v_0 y r_h, que intervienen en la función de sedimentación de doble exponencial de Takács empleada en el BSM2:

$$v_s(X_{sc}) = \max\left(0, \min\left(v_0', v_0\left(e^{-r_h(X_{sc}-X_{min})} - e^{-r_p(X_{sc}-X_{min})}\right)\right)\right) \quad (1)$$

con $X_{\min} = f_{ns}X_f$, donde X_{sc} representa la concentración total de sólidos suspendidos en el clarificador secundario y X_f la concentración total de sólidos suspendidos en la alimentación del clarificador procedente del reactor biológico. La modificación de estos parámetros reduce la capacidad de

sedimentación y compactación del fango, eleva la concentración de sólidos en el clarificador secundario y deteriora la separación sólido-líquido.

El vector de estado del *bulking*, accesible internamente en el *benchmark*, permite identificar de forma objetiva el instante de inicio de cada fallo. Este instante se utiliza como referencia temporal para el cálculo de métricas de detección. El efecto físico del fallo es observable en diferentes variables, como la concentración de sólidos suspendidos (TSS) del clarificador secundario y el caudal de lodos espesados, que disminuyen durante los periodos de *bulking* como se muestra en las Figuras 2 y 3. Sin embargo, estas variaciones se encuentran parcialmente enmascaradas por los cambios normales de operación y el ruido inherente del sistema.

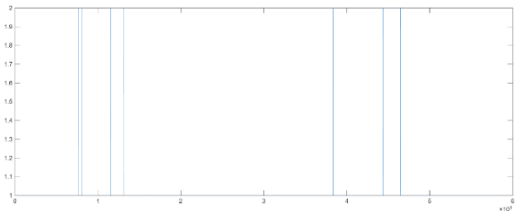


Figura 2: Vector de estado del fallo de bulking del benchmark BSM2 (1=normal, 2=bulking). Se identifican 4 eventos en el período de evaluación.

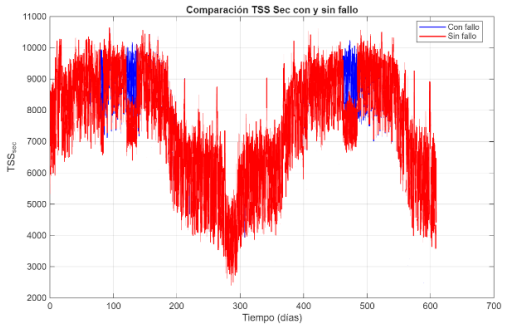


Figura 3: TSS en el clarificador secundario durante operación normal y durante el fallo de bulking.

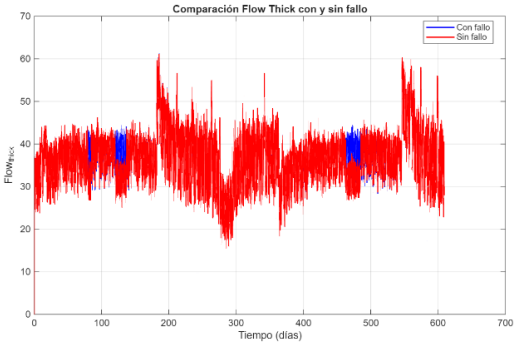


Figura 4: Caudal de lodos espesados (flow thick) durante operación normal y durante el fallo de bulking.

3. Metodología

3.1. PCA como técnica de referencia

El Análisis de Componentes Principales (PCA) se emplea como técnica de referencia por su amplio uso en monitorización de procesos industriales. A partir de una matriz de datos nominales $X \in \mathbb{R}^{N \times p}$, donde N representa el número de muestras y p el número de variables medidas del proceso, centrada y escalada, la descomposición $X \approx TP^T$ define un subespacio principal y un subespacio residual. Los estadísticos de monitorización son el T^2 de Hotelling, sensible a desviaciones en la dinámica dominante, y el estadístico (Q) o *Squared Prediction Error* (SPE), sensible a variaciones no capturadas por el modelo. Los umbrales de control (UCL) se fijan por un percentil del 99% sobre datos nominales y se declara alarma confirmada cuando el estadístico los supera durante más de 50 muestras consecutivas.

La limitación principal del PCA estático es que un modelo fijo genera falsas alarmas cuando el proceso experimenta cambios lentos del punto de operación, como los cambios estacionales de las EDARs, ya que esas variaciones se proyectan sobre los estadísticos de la misma forma que un fallo real.

3.2. ASAF: Adaptative Slow Feature Analysis

El SFA (Ma et al., 2020) es un método no supervisado que extrae las variables latentes que cambian más lentamente en el tiempo. A diferencia de PCA, SFA separa explícitamente la información estacionaria (slow features, S_a) de las componentes dinámicas (residuos rápidos, S_e), dando lugar a cuatro estadísticos de monitorización:

- T_a^2: T^2 de Hotelling sobre las características lentas, detecta desviaciones del punto de operación.
- T_e^2: T^2 sobre los residuos rápidos, detecta anomalías dinámicas.
- S_a^2: estadístico de lentitud sobre S_a, indica si las características lentas se están moviendo más rápido de lo normal.
- S_e^2: estadístico de lentitud sobre los residuos, complementario a lo anterior

La interpretación física clave para el bulking es la siguiente: cuando aparece un fallo de bulking, el proceso se desvía del punto de operación (T_a^2 sube) pero su dinámica no se altera de forma anómala (S_a^2 no sube). En cambio, durante un cambio de operación, ambos estadísticos se activan simultáneamente porque tanto el punto de operación como la dinámica del proceso evolucionan. Esta diferencia es la que permite usar S_a^2 como filtro de discriminación.

La implementación desarrollada en este proyecto, denominada ASAF, incorpora las siguientes características sobre el SFA estático:

i. Actualización adaptativa con ventana deslizante: el modelo SFA se reconstruye periódicamente con las muestras más recientes, permitiendo adaptarse a los cambios lentos del proceso.
ii. Filtro S_a^2 sobre T_a^2: la detección del bulking se declara únicamente cuando T_a^2 supera su umbral de forma sostenida (>80 muestras consecutivas) y simultáneamente S_a^2 no supera el suyo. Las zonas en las que ambos estadísticos se activan a la vez se interpretan como cambios nominales de operación y se filtran.
iii. Margen de seguridad alrededor de las transiciones: alrededor de cada evento detectado por S_a^2 se aplica un margen de ±300 muestras (≈75 min) para eliminar también los picos de T_a^2 que podrían colarse en los bordes de una transición.

Formalmente, la señal de detección final del bulking combina ambos estadísticos mediante la siguiente lógica:

$$bulking_final(i) = 1 \text{ si } T_a^2,detectado(i) = 1 \text{ Y } S_a^2,margen(i) = 0 \quad (2)$$

donde $T_a^2,detectado$ vale 1 en los instantes en que T_a^2 ha superado su umbral de forma sostenida durante al menos 80 muestras consecutivas, indicando una desviación significativa del punto de operación. $S_a^2,margen$ vale 1 en los instantes en que S_a^2 ha superado su umbral de forma sostenida durante al menos 80 muestras consecutivas, ampliado con un margen de ±300 muestras a cada lado del evento para absorber los transitorios de entrada y salida del cambio de operación. En otras palabras: se declara bulking únicamente cuando el proceso se desvía del punto de operación nominal (T_a^2 alto) pero su dinámica no ha cambiado de forma anómala (S_a^2 bajo); si ambos estadísticos se activan simultáneamente, el evento es un cambio estacional de operación y se descarta.

3.3. Parámetros de ventana del algoritmo ASAF

La implementación ASAF desarrollada incorpora una estrategia de actualización adaptativa mediante ventana deslizante. En primer lugar, se construye un modelo inicial a partir de una ventana de datos considerada representativa del funcionamiento normal del proceso. A partir de este modelo se calculan los estadísticos de monitorización y sus correspondientes límites de control.

Durante la fase de detección, el modelo no permanece fijo, sino que se actualiza periódicamente utilizando las muestras más recientes del proceso. De este modo, ASAF puede adaptarse a variaciones lentas del punto de operación, como las asociadas a la dinámica estacional del BSM2. Esta adaptación afecta tanto al modelo SFA como a los umbrales de detección, ya que cada vez que se actualiza la ventana se recalculan los límites de control de los estadísticos. Así, los umbrales no son constantes durante toda la simulación, sino que evolucionan con el comportamiento nominal reciente del sistema.

Tabla 1: Parámetros de ventana de ASAF

Elemento	Muestras	Función
Ventana entrenamiento inicial	2880	Construcción modelo inicial
Actualización	672	Reentrenamiento periódico
Confirmación bulking	80	Muestras consecutivas para fallo

Todos los tamaños de ventana (Tabla 1) han sido seleccionados realizando múltiples pruebas con el objetivo de encontrar la mejor solución.

3.4. Comparativa conceptual PCA vs. ASAF

La Tabla 2 resume las principales diferencias entre PCA y ASAF desde el punto de vista de la monitorización del proceso. PCA se utiliza como técnica de referencia por su sencillez y bajo coste computacional, pero se basa en un modelo lineal y estático. Por ello, puede detectar desviaciones respecto al funcionamiento normal, aunque no distingue de forma explícita si dichas desviaciones se deben a un fallo real o a un cambio nominal de operación. En cambio, ASAF incorpora una actualización adaptativa y separa la información asociada al punto de operación de la información dinámica del proceso, lo que permite discriminar mejor entre cambios de operación y eventos de *bulking*.

Tabla 2: Comparativa conceptual PCA vs. ASAF

Aspecto	PCA	ASAF
Tipo modelo	Lineal	Adaptativo
Estadísticos	T^2, Q	T_a^2, T_e^2, S_a^2, S_e^2
Distinción bulking vs cambio operación	No	Sí
Complejidad computacional	Baja	Media

3.5. Índices de evaluación

Para la evaluación cuantitativa se emplean los índices de fiabilidad definido en Corominas et al. (2011): J, J_{FAC} y J_{FAL}. Estos índices penalizan las falsas aceptaciones (FAC) de forma dinámica, con penalización creciente cuanto más tarde se detecta el fallo, y las falsas alarmas (FAL) con penalización constante. El índice global J (0%–100%) se descompone en J_{FAC} (fiabilidad frente a FAC) y J_{FAL} (fiabilidad frente a FAL). Se fijan τ_{FAC} = 672 muestras (7 días, duración del *bulking*) y $P_{FAC,0}$ = 20, $P_{FAC,sat}$ = 50, $P_{FAL,0}$ = 20, k_{switch} = 1. Estos parámetros se han ajustado empíricamente mediante pruebas sobre distintos escenarios de *bulking*.

Es importante interpretar correctamente este índice: un valor de J alto no significa necesariamente que el método detecte bien el fallo. Un método que nunca genera alarmas recibirá pocas penalizaciones por falsas alarmas (J_{FAL} alto) y, si los períodos de fallo son cortos respecto al horizonte total, también acumulará pocas penalizaciones absolutas, resultando en un J global aparentemente alto. Por ello, J debe analizarse siempre junto con J_{FAC} y J_{FAL} por separado: J_{FAC} refleja qué fracción del fallo se detecta a tiempo, y J_{FAL} refleja cuánto se penaliza por falsas alarmas. Un buen método de detección debe tener ambos índices altos simultáneamente.

La evaluación se complementa con métricas para datos desbalanceados obtenidas a partir de la matriz de confusión: TPR (*True Positive Rate* o sensibilidad), TNR (*True Negative Rate* o especificidad), G-mean y MCC (*Matthews Correlation Coefficient*). Estas métricas son especialmente relevantes en este escenario, ya que solo el 7.5% de las muestras corresponden a periodos reales de *bulking*, lo que hace que métricas globales como la *accuracy* resulten poco representativas.

- *TPR* (True Positive Rate o sensibilidad): fracción de muestras de bulking real que el método detecta correctamente. Valores altos indican buena capacidad de detección. Un TPR bajo significa que el método deja pasar la mayor parte del fallo sin alertar.
- *TNR* (True Negative Rate o especificidad): fracción de muestras normales que el método clasifica correctamente como normales. Un TNR alto indica baja tasa de falsas alarmas.
- *G-mean*: Un valor alto indica un buen equilibrio entre capacidad de detección y baja tasa de falsas alarmas.

$$G\text{-}mean = \sqrt{TPR \cdot TNR} \quad (3)$$

donde (TPR) es la sensibilidad y (TNR) la especificidad.

- *MCC* (Matthews Correlation Coefficient): toma valores entre (-1) y (+1), siendo especialmente robusto frente al desbalance de clases.

$$MCC = \frac{TP \cdot TN - TP \cdot FN}{\sqrt{(TP + FP)(TP + FN)(TN + FP)(TN + FN)}} \quad (4)$$

donde (TP), (TN), (FP) y (FN) representan los elementos de la matriz de confusión.

3. Resultados

Los resultados se obtienen sobre el escenario de bulking del BSM2-M con influente dinámico. El periodo de evaluación comprende un horizonte de 609 días (58465 muestras a 15 min). El benchmark define 4 eventos de bulking reales, con duraciones de 4.8, 16.3, 0.3 y 22.0 días respectivamente. El evento 3 tiene una duración de solo 27 muestras (~6.8 h), inferior al umbral de confirmación de ambos métodos.

4.1. Resultados PCA

Las Figuras 5 y 6 muestran los estadísticos T² y Q sobre el horizonte completo de evaluación.

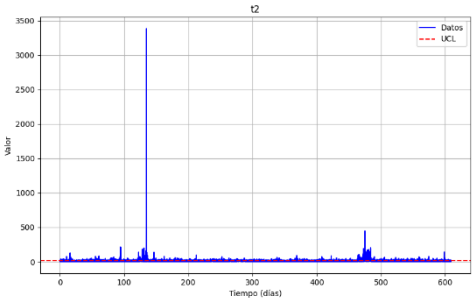


Figura 5: Estadístico T² del PCA sobre el período de evaluación completo. UCL al percentil 99% sobre datos nominales

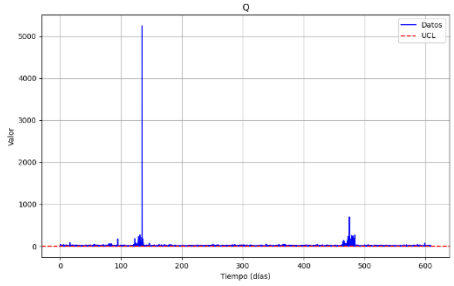


Figura 6: Estadístico Q del PCA sobre el período de evaluación completo.

Ambos estadísticos presentan picos aislados en los días ~130 y ~480, correspondientes a eventos puntuales en el influente, pero no muestran superación de los umbrales sostenidas durante los períodos de bulking. El UCL calculado sobre datos nominales es superado de forma esporádica y no coincide sistemáticamente con los eventos de fallo real.

4.2. *Resultados ASAF*

La Figura 7 muestra los estadísticos T_a^2 y S_a^2 de ASAF junto con la señal de detección final. El comportamiento observado confirma la lógica del método: durante los eventos de bulking, T_a^2 supera su umbral de forma sostenida mientras S_a^2 permanece por debajo, activando la señal de detección. Durante los cambios de operación, ambos estadísticos superan sus umbrales simultáneamente, siendo el evento clasificado como cambio nominal y filtrado.

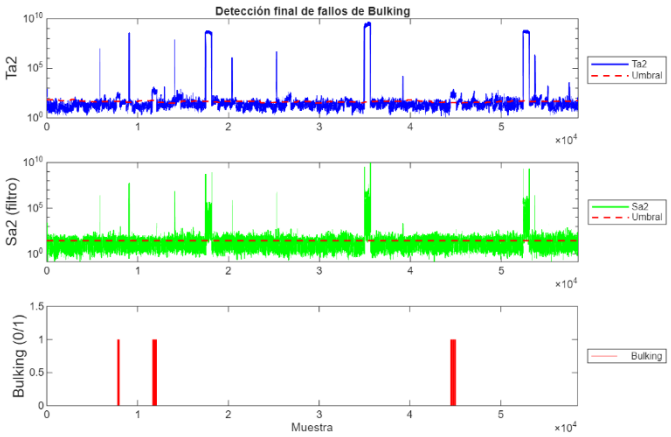


Figura 7: *Estadísticos ASAF. (a) T_a^2 con umbral adaptativo. (b) S_a^2 con umbral. (c) Señal de detección final (bulking_final). Las zonas sombreadas corresponden a los eventos de bulking reales.*

4.3. Evaluación cuantitativa comparativa

La Tabla 3 recoge las métricas de evaluación de ambos métodos sobre el periodo de evaluación global. Notar que un valor de J global alto no implica necesariamente buena detección: un método que genera pocas alarmas, o ninguna, acumula pocas penalizaciones por falsas alarmas y, dado que los períodos de fallo representan solo el 7.5% del horizonte de evaluación, también acumula pocas penalizaciones absolutas por falsas aceptaciones en términos relativos. El resultado es un J aparentemente alto que no refleja la capacidad de detección real. Por ello, la comparación debe centrarse en J_FAC, que penaliza específicamente los fallos no detectados, y en las métricas G-mean y MCC, que son insensibles al desbalance de clases y reflejan fielmente si el método distingue el fallo del funcionamiento normal.

Los resultados muestran que ASAF supera al PCA en todas las métricas sensibles a la detección real del fallo. El PCA detecta 2 de los 4 eventos de bulking (fallos 2 y 4, los de mayor duración) con un TPR medio de 0.027–0.060, la mayor parte de las muestras de fallo no generan alarma. El índice J_{FAC} del PCA es muy bajo (2.64–6.00%), reflejo de la alta tasa de falsas aceptaciones. El G-mean del PCA (0.157–0.243) confirma el desequilibrio entre sensibilidad y especificidad.

ASAF detecta 3 de los 4 eventos (75%) con TPR = 0.242 y mantiene FPR = 0 (cero falsas alarmas), lo que se traduce en J_{FAL} = 100%. El MCC de ASAF (0.477) es más de 10 veces superior al del PCA (0.022–0.041), indicando una correlación sustancial entre detección y fallo real. El evento no detectado (evento 3) tiene una duración de solo 27 muestras (~6.8 h), inferior al umbral de confirmación n_{min} = 80 muestras.

Tabla 3: *Comparativa cuantitativa PCA vs. ASAF sobre el período de evaluación global. Métricas PCA calculadas como media de los 4 eventos evaluados.*

Métrica	PCA(T^2)	PCA(Q)	PCA ($T^2 \vee Q$)	ASAF
J	97.35	96.77	96.50	89.11
JFAC	2.64	4.69	6.00	19.18
JFAL	99.06	98.43	98.13	100.00
TPR	0.027	0.050	0.060	0.242
TNR	0.991	0.985	0.981	1.000
FPR	0.009	0.015	0.019	0.000
G-mean	0.157	0.222	0.243	0.492
MCC	0.022	0.037	0.041	0.4777
AUC	0.509	0.517	0.521	0.621
Eventos detectados	2 / 4	2 / 4	2 / 4	3 / 4
Retardo medio	1.68 días	0.67 días	0.67 días	1.11 días

4. Conclusiones

Este trabajo ha presentado el desarrollo de un método (ASAF) para la detección del fallo de bulking filamentoso sobre el benchmark BSM2, usando el índice de fiabilidad de Corominas *et al.* (2011) y métricas para datos desbalanceados para su evaluación sobre un horizonte de 609 días con 4 eventos de bulking. Este método se ha comparado con PCA.

PCA, empleado como línea base, detecta 2 de los 4 eventos, pero con un TPR muy bajo (< 0.06): la gran mayoría de las muestras de fallo no generan alarma. El modelo estático no discrimina entre la superación del umbral por las estadísticas causadas por el fallo y las causadas por los cambios de régimen estacional, generando además falsas alarmas esporádicas (FPR ≈ 0.01–0.02).

ASAF supera estas limitaciones detectando 3 de los 4 eventos (75%) con un TPR de 0.242 y manteniendo FPR = 0 en todo el horizonte de evaluación. La clave es la separación entre la información estacionaria (T_a^2) y la dinámica (S_a^2): el bulking desplaza el punto de operación sin alterar la dinámica nominal, mientras que un cambio estacional activa ambos estadísticos simultáneamente. El mecanismo de actualización selectiva evita que el fallo sea incorporado al modelo nominal. El único evento no detectado (evento 3, duración 6.8 h) tiene una duración inferior al umbral de confirmación, lo que plantea como trabajo futuro la exploración de umbrales adaptativos para eventos de corta duración.

Los índices J_{FAL} = 100% y MCC = 0.477 del ASAF, frente a J_{FAL} ≈ 98–99% y MCC ≈ 0.02–0.04 del PCA, confirman la ventaja del enfoque adaptativo con filtro de cambios de operación para este tipo de problema en EDAR con variabilidad estacional pronunciada.

Como trabajo futuro se incorporará el análisis de la pendiente de la temperatura como señal anticipatoria de transiciones estacionales.

Agradecimientos

Este trabajo ha sido financiado por la Agencia Estatal de Investigación (AEI/10.13039/501100011033) y por los Fondos FEDER de la Unión Europea a través de los proyectos PID2024-156522OB-C31 y PID2024-156522OB-C32. Asimismo, ha recibido apoyo de la Fundación Samuel Solórzano Barruso mediante el proyecto FS/14-2024.

Los autores agradecen a Pedram Ramin y Xavier Flores-Alsina, de la Technical University of Denmark (DTU), por proporcionar el software utilizado para la generación de los escenarios de fallo en BSM2.

Referencias

Alex, J. et al., 2018. Benchmark Simulation Model No. 2 (BSM2). IWA Task Group Technical Report.

Borzooei, S.; Scabini, L.; Miranda, G.; Daneshgar, S.; Deblieck, L.; Bruno, O.; De Langhe, P.; De Baets, B.; Nopens, I.; Torfs, E., 2024. Evaluation of activated sludge settling characteristics from microscopy images with deep convolutional neural networks and transfer learning. Journal of Water Process Engineering, 64, 105692. DOI: 10.1016/j.jwpe.2024.105692

Chen, Y.; Huang, D.; Wu, J.; Fang, G.; Li, Y.; Aman, A.; Liu, Y., 2025. Towards sludge bulking diagnosis via dynamic attention graph neural network. Journal of Water Process Engineering, 69, 106774. DOI: 10.1016/j.jwpe.2024.106774

Corominas, L., Villez, K., Aguado, D., Rieger, L., Rosén, C., Vanrolleghem, P.A., 2011. Performance evaluation of fault detection methods for wastewater treatment processes. Biotechnol. Bioeng., 108(2), 333–344. DOI: 10.1002/bit.22953

Flores-Alsina, X., Comas, J., Rodriguez-Roda, I., Gernaey, K.V., Rosen, C., 2009. Including the effects of filamentous bulking sludge during the simulation of wastewater treatment plants using a risk assessment model. Water Research, 43(18), 4527–4538. DOI: 10.1016/j.watres.2009.07.033

Han, H.-G.; Qiao, J.-F., 2012. Prediction of activated sludge bulking based on a self-organizing RBF neural network. Journal of Process Control, 22(6), pp:1103-1112. DOI: 10.1016/j.jprocont.2012.04.002

Han, H.-G.; Liu, Z.; Guo, Y.-N.; Qiao, J.-F., 2018. An intelligent detection method for bulking sludge of wastewater treatment process. Journal of Process Control, 68, pp:118-128. DOI: 10.1016/j.jprocont.2018.05.002

Jeppsson, U., Rosen, C., Alex, J., Copp, J., Gernaey, K. V., Pons MN, Vanrolleghem PA, 2006 Towards a benchmark simulation model for plant-wide control strategy performance evaluation of WWTPs. Water Sci Technol. 53(1):287-95. DOI: 10.2166/wst.2006.031

Ma, X., Si, Y., Yuang, Z., Qin Y., Wang, Y., 2020. Multistep dynamic slow feature analysis for industrial process monitoring, IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 69(12), pp:9535-9548. DOI: 10.1109/TIM.2020.3004681

Ramin, P., Flores-Alsina, X., Topalian, S. O. N., Jeppsson, U., & Gernaey, K. 2022. Fault detection in a benchmark simulation model for wastewater treatment plants. In Computer Aided Chemical Engineering. Elsevier. Vol. 49, pp. 1363-1368. DOI: 10.1016/B978-0-323-85159-6.50227-X

Sánchez-Fernández, A., Baldán F.J., Sainz-Palmero, G.I, Benitez, J.M., Fuente, M.J., 2018. Fault detection based on time series modeling and multivariate statistical process control. Chemometric and Intelligent laboratory Systems, 182, pp:57-29. DOI: 10.1016/j.chemolab.2018.08.003

Shang, C., Yang, F., Gao, X., Huang, X., Suykens, J.A.K. and Huang, D., 2015. Concurrent monitoring of operating condition deviations and process dynamics anomalies with slow feature analysis. AIChE J., 61: 3666-3682. DOI: 10.1002/aic.1488

Shang, C; Yang, Fan; Huang, B; Huang, D, 2018. Recursive Slow Feature Analysis for Adaptive Monitoring of Industrial Processes. IEEE Transactions on Industrial Electronics. 8895-8905. DOI: 10.1109/TIE.2018.2811358

Sun, H.-J.; Yang, S.-S.; Zhao, Y.-L.; Chen, Y.; Wu, T.; Zhong, L.; Cui, C.-H.; Ding, M.-Q.; Liu, M.; Pang, J.-W.; Zhang, L.-Y.; Tang, D.-D.; Zhou, Y.; Qin, Q.; Dong, X.-Q.; Ren, N.-Q.; Ding, J., 2025. Advancing sludge bulking control in wastewater treatment: A comprehensive review of detection, identification, and strategic interventions. Sustainable Horizons, 15, 100142. DOI: 10.1016/j.horiz.2025.100142

Zadkarami, M., A. A. Safavi, K. V. Gernaey and P. Ramin, 2024. A Process Monitoring Framework for Imbalanced Big Data: A Wastewater Treatment Plant Case Study. IEEE Access. Vol. 12, pp. 132139-132158. DOI: 10.1109/ACCESS.2024.3454516.