



ESTIMACIÓN DE ESTADOS Y VARIABLES EN UN REACTOR ANAEROBIO DE FLUJO ASCENDENTE PARA EL TRATAMIENTO DE LIXIVIADO USANDO OBSERVADORES NO LINEALES

STATES AND VARIABLES ESTIMATION IN AN UPFLOW ANAEROBIC SLUDGE BLANKET REACTOR FOR THE LEACHATE WASTEWATER TREATMENT USING NONLINEAR OBSERVERS

A.M. Alzate-Ibanez *

Facultad de Ingeniería y Arquitectura, Departamento de Ingeniería Eléctrica, Electrónica y Computación, Universidad Nacional de Colombia, Sede Manizales, Bloque Q, Campus La Nubia, Manizales 170003, Colombia.

Received October 21, 2017; Accepted February 22, 2018

Resumen

En este trabajo se formula un observador para estimar estados y variables en un proceso de digestión anaerobia de tratamiento de lixiviado. El observador se basa en un modelo matemático simplificado expresado en términos de la concentración de materia orgánica, biomasa y ácidos grasos volátiles. El modelo involucra versiones modificadas de las cinéticas de Monod y Haldane para describir el crecimiento microbiano en el biorreactor, incluyendo los efectos inhibitorios por temperatura y pH. El observador propuesto conduce a un buen desempeño de estimación de la concentración de sustrato y biomasa a la salida del biorreactor, y las velocidades máximas de crecimiento microbiano, a partir de la medición de la concentración de ácidos grasos volátiles a la salida del biorreactor. Se emplea el método no lineal de mínimos cuadrados para calibrar el modelo y se evalúa el desempeño del observador mediante simulaciones numéricas. Los resultados obtenidos muestran buena concordancia con los datos experimentales, evidenciando la fiabilidad del observador propuesto para estimar los estados y las variables, disminuyendo la incertidumbre paramétrica del modelo. El observador propuesto es potencialmente útil para el diseño de estrategias de control del bioproceso.

Keywords: digestión anaerobia, biorreactor, observador no lineal, modelo matemático, aguas residuales.

Abstract

In this paper an observer to estimate states and parameters in an anaerobic digestion process of leachate treatment is formulated. The observer is based on a simplified mathematical model. The model is expressed in terms of organic matter, biomass and volatile fatty acids concentrations. It involved a Monod and Haldane kinetics modified included temperature and pH inhibitory effects. The observer shows a good performance for the estimation of substrate and biomass concentration at the outlet of the bioreactor, and the maximum growth rates. The estimation is made from the measurement of the volatile fatty acids concentration at the outflow stream. The observer performance is tested by numerical simulations and a non-linear least squares method is used for model calibration. The results showed a good agreement with experimental data, it evidences the reliability of the observer to estimate states and variables, which implies a minimization of the parametric model uncertainty. The proposed observer is potentially useful for the design of control strategies for bioprocess.

Palabras clave: anaerobic digestion, bioreactor, nonlinear observer, mathematical model, wastewater.

*Autor para la correspondencia. E-mail: amalzatei@unal.edu.co
Tel. (+576) 887-93-00 Ext. 50107
doi: 10.24275/10.24275/uam/izt/dcbi/revmexingquim/2018v17n2/Alzate
issn-e: 2395-8472

1 Introducción

En los últimos años ha aumentado el interés por el diseño de estrategias de control predictivo basado en el modelo (MPC) para operar de forma eficaz los procesos de digestión anaerobia (Mayne, 2014; Kil y col, 2017). Sin embargo, las estrategias de control basadas en el modelo se ven limitadas por la necesidad de información confiable de algunas variables de estado y parámetros variables en función del tiempo (Jáuregui y col, 2009), lo cual ha conducido al desarrollo no solo de modelos matemáticos adecuados para representar el comportamiento del proceso con fines de diseño e implementación de estrategias de control, sino al desarrollo de estimadores para reconstruir el vector de estado y las variables faltantes.

El modelado de los procesos de digestión anaerobia ha sido una línea de investigación muy activa en las últimas décadas (Méndez y col, 2010; Donoso y col, 2011; Benyahia y col, 2012). Los primeros modelos propuestos para representar los procesos anaerobios fueron publicados alrededor de los años setenta por Andrews (1968). Inicialmente, involucraban la existencia de un solo grupo bacteriano, posteriormente, se desarrollaron modelos más complejos que involucraban pasos limitantes y múltiples grupos bacterianos (Hill y col, 1977; Jeyaseelan, 1997; Angelidaki y col, 1999). En el año 2002 fue publicado el primer modelo genérico para la simulación dinámica de procesos anaeróbicos, denominado ADM1 (Anaerobic Digestion Model No. 1) (Batstone y col, 2002). Este modelo se ha posicionado desde entonces en la base de diferentes estudios de desarrollo y validación de modelos (Batstone y col, 2006).

No obstante, la complejidad del ADM1 ha limitado su uso en aplicaciones orientadas al diseño de estrategias de control y optimización de procesos. En consecuencia, algunos autores han optado por el desarrollo de modelos más simples que representan adecuadamente las principales características de los procesos de digestión anaeróbica (Bernard y col, 2001; Bhunia y col, 2008; Chen y col, 2008). Sin embargo, los modelos matemáticos simplificados se basan en el supuesto de que todos los estados están disponibles para la medición en línea, y en la práctica se ven limitados por la necesidad de información confiable sobre algunas variables de estado y parámetros del modelo, cuyas mediciones dependen de la disponibilidad de dispositivos adecuados para la

estimación en línea, lo cual en muchos casos incurre en un aumento de costos y de tiempo, debido a los requisitos técnicos de instalación y mantenimiento (Mohd y col, 2015).

Frente a las dificultades que se presentan en la aplicación de algoritmos de control en bioprocesos basado en el modelo, se ha considerado el uso de observadores. El problema de observabilidad consiste en determinar las relaciones que vinculan las variables de estado y parámetros no medibles en línea, respecto a las entradas, las salidas y sus derivadas con respecto al tiempo, para redefinirlas sin necesidad de conocer las condiciones iniciales. Dentro de los métodos más utilizados para estimar variables de estado y parámetros en biorreactores, se encuentran los observadores de Kalman extendido (Belmonte y col, 2010), Luenberger extendido (Méndez y col, 2010; Rincón y col, 2012; Meurer, 2013), de alta ganancia (Gauthier y col, 1992; Farza y col, 2014), adaptativos (Dochain, 2001; Astorga y col, 2002), probabilísticos (Chachuat y col, 2006), asintóticos (Sbarciog y col, 2014), de intervalo (Muñoz y col, 2006; Montiel y col, 2012) y de modo deslizante (Jáuregui y col, 2009). Específicamente en los procesos de digestión anaerobia de aguas residuales, los observadores han sido desarrollados para la estimación de las concentraciones del afluente y efluente del biorreactor, así como para estimar las cinéticas del proceso.

En este trabajo se presenta un observador adaptativo de alta ganancia basado en un modelo dinámico no lineal para estimar variables y parámetros en un reactor UASB (por sus siglas en inglés *Upflow Anaerobic Sludge Blanket*) de tratamiento de lixiviados. El lixiviado es un líquido proveniente de los rellenos sanitarios, se genera principalmente por la descomposición de residuos al interior del relleno, la percolación de aguas lluvias y el contenido de humedad inherente de los desechos (Kirmizakis y col, 2014). Los lixiviados se caracterizan por presentar un alto contenido de materia orgánica, nitrógeno de amonio, compuestos inorgánicos, sales inorgánicas, clorado orgánico, metales pesados y materiales tóxicos como sustancias orgánicas xenobióticas (Ahmed y col, 2012).

Por las características fisicoquímicas del lixiviado, se constituye en un agua residual de carácter peligroso, el cual al ser vertido directamente al medio ambiente sin un tratamiento previo se convierte en un riesgo potencial para la población y los ecosistemas circundantes. En consecuencia, la alta toxicidad de los lixiviados conduce a la necesidad de implementar sistemas de tratamiento que reduzcan

la carga contaminante del mismo y permitan dar cumplimiento a los valores permisibles de descarga al medio receptor (Kirmizakis y col, 2014). En la práctica, diferentes procesos han sido estudiados para controlar la contaminación causada por lixiviados, siendo los procesos de tratamiento biológico los sistemas más comúnmente usados por su eficacia y bajo costo.

2 Materiales y métodos

La metodología empleada para la formulación del observador no lineal aplicado al proceso de digestión anaerobia de tratamiento de lixiviado, se representa en la Fig. 1. Se emplea una estrategia metodológica basada en tres etapas. Primero, se caracteriza el afluente y efluente del biorreactor, y se describe el modelo matemático no lineal para el proceso de digestión anaerobia. El modelo matemático asume que la dinámica del proceso se realiza en dos etapas principales: acidogénesis y metanogénesis, considera la inhibición acompetitiva en la etapa metanogénica por acumulación de ácidos grasos volátiles (AGV), y los efectos de la temperatura y el pH sobre las velocidades de reacción. La estimación de los parámetros y la validación del modelo se realiza haciendo uso de datos experimentales del reactor

UASB. Segundo, se formula el observador basado en el modelo matemático y se estiman los estados y parámetros variables en el tiempo. Finalmente, se evalúa el desempeño del observador mediante simulaciones numéricas. Los criterios para comparar el rendimiento del modelo diseñado corresponden a calcular la magnitud media de error relativo (MMRE) y el nivel l de predicción, PRED(l).

2.1 Características del afluente y efluente del biorreactor

La composición de los lixiviados varía de acuerdo a las condiciones de operación del relleno sanitario, y sus características se ven influenciadas por diferentes factores, como el tipo de residuos dispuestos en el relleno, la hidrología del vertedero, la antigüedad del relleno y el clima (Ahmed y col, 2012), siendo necesario para el modelado del bioproceso una caracterización del lixiviado a la entrada del biorreactor y del agua tratada.

Para este estudio, los datos se obtuvieron de un reactor UASB para el tratamiento biológico de lixiviados del relleno sanitario de la ciudad de Manizales (Colombia). El biorreactor consta de dos unidades cada una con capacidad en volumen de 90 m³, diseñado para un tiempo de retención hidráulico de 24 horas y un caudal máximo total de lixiviado de 2 L/s.

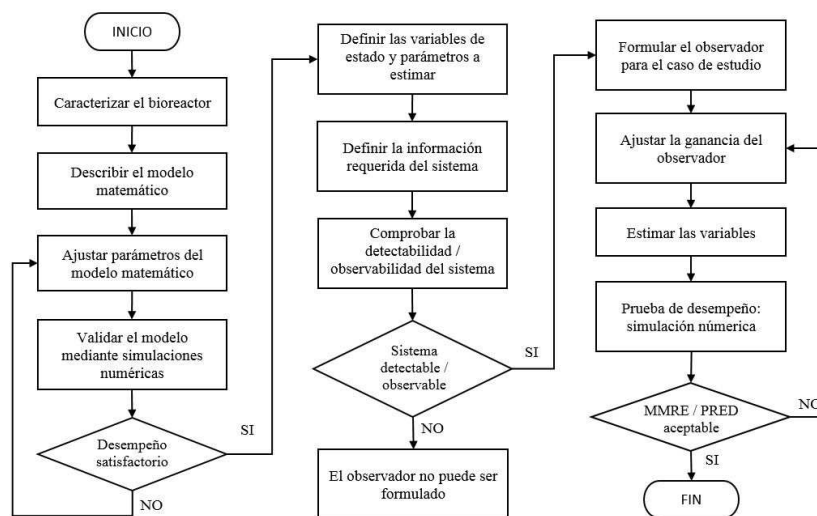


Fig. 1: Metodología general para la formulación del observador basado en un modelo no lineal

El agua residual se distribuye uniformemente por el fondo del reactor y fluye a través del manto de lodos activados; cada unidad tiene una salida de fondo y válvulas que aseguran la purga parcial de lodos y la extracción de muestras (Morillo y col, 2005). El reactor opera bajo condiciones de temperatura psicrófila no controlada, sin variaciones estacionales y a pH próximos a la neutralidad.

Las muestras se tomaron del afluente y efluente del biorreactor, en condiciones normales de operación y a diferentes periodos de tiempo; a fin de asegurar la representatividad de la muestra, y la precisión y exactitud de los resultados. Los análisis se realizaron

por un laboratorio de ensayos, basado en los métodos establecidos en el *Standard methods for the examination of water and wastewater* (APHA, 2005). Se consideraron los valores de los parámetros de demanda biológica de oxígeno (DBO), demanda química de oxígeno (DQO), pH, temperatura, caudal, AGV, sólidos suspendidos volátiles (SSV) y sólidos suspendidos totales (SST).

En la Tabla 1 se presenta el rango de valores de las condiciones de entrada y salida del reactor UASB para el tratamiento de aguas residuales de lixiviados. El conjunto de datos se utilizó para calibrar y validar el modelo matemático y el observador no lineal.

2.2 Descripción del modelo matemático y suposiciones

La descripción matemática del proceso de digestión anaerobia para el tratamiento de lixiviado corresponde a una extensión del modelo propuesto por Bernard y col (2001) y el modelo ADM1 (Batstone y col, 2002), asumiendo las siguientes consideraciones: (i) el proceso de digestión anaerobia del agua residual se lleva a cabo en dos etapas principales, acidogénica y metanogénica, (ii) el tiempo de retención de sólidos es mucho mayor al tiempo de retención hidráulico, (iii) el reactor se comporta como un tanque perfectamente agitado y (iv) la biomasa está distribuida uniformemente dentro del reactor (Bernard y col, 2001).

Las ecuaciones que describen el modelo dinámico por etapas y componente se expresan de la siguiente forma:

- Etapa Acidogénica

$$\begin{aligned} \dot{X}_1 &= D(X_1^0 - \alpha X_1) + \mu_1 X_1 - k_d X_1, \\ \dot{S}_1 &= D(S_1^0 - S_1) - k_1 \mu_1 X_1. \end{aligned} \quad (1)$$

- Etapa Metanogénica

$$\begin{aligned} \dot{X}_2 &= D(X_2^0 - \alpha X_2) + \mu_2 X_2 - k_d X_2, \\ \dot{S}_2 &= D(S_2^0 - S_2) + k_2 \mu_1 X_1 - k_3 \mu_2 X_2 \end{aligned} \quad (2)$$

Donde, S_1^0 y S_1 , corresponde a la concentración de sustrato orgánico a la entrada y salida en la fase líquida del reactor, medido en términos de la demanda química de oxígeno (DQO), S_2^0 y S_2 representa la concentración de AGV, X_1^0 y X_1 corresponde a la concentración de biomasa acidogénica, y X_2^0 y X_2 a la concentración de biomasa metanogénica. D es el factor de dilución, y se define como la relación entre el caudal y el volumen ocupado por el líquido en el interior del digestor anaerobio, la variación de la tasa de dilución es equivalente a la variación de la velocidad de flujo del influente. El parámetro α , representa la proporción de bacterias que son afectadas por la dilución en el biorreactor.

Cada etapa presenta diferentes velocidades cinéticas de crecimiento en función de la composición del sustrato, $\mu_1 = f(S_1)$ y $\mu_2 = f(S_2)$, de acuerdo a la población microbiana involucrada. En este caso, el modelo emplea cinéticas modificadas que involucran

Tabla 1: Valores característicos del flujo de entrada y salida del reactor UASB de tratamiento de lixiviados

Componente	Rango de Entrada	Rango de Salida	Método
Demanda biológica de oxígeno (DBO), mg/L	[3000-10000]	[1000-3000]	SM 5210 B
Demanda química de oxígeno (DQO), mg/L	[7000-20000]	[3000-10000]	SM 5220 C
Sólidos suspendidos totales (SST), mg/L	[200-2000]	[200-7000]	SM 2540 D
ácidos grasos volátiles (AGV), mg/L	[400-1200]	[100-500]	SM 5560 C
Sólidos suspendidos volátiles (SSV), mg/L	[100-2700]	[100-2700]	SM.2540 E
Temperatura, C	[17-26]	[17-26]	SM 2550 B
pH	[7.0-8.5]	[7.0-8.5]	SM 4500-H+
Caudal, L/s	[0.1-2.0]	[0.1-2]	Volumétrico

el efecto de inhibición por pH y temperatura. Se asume que el comportamiento de las tasas de crecimiento cinético en función de la temperatura y el pH, se ven afectados por el mismo mecanismo de desviaciones en estos parámetros. En consecuencia, se consideran las cinéticas modificadas de Monod (1950) para el crecimiento de biomasa acidogénica Ec. (3) y de Haldane (Lokshina y col, 2001) para la metanización Ec. (4).

$$\mu_1 = \frac{\mu_{1max}S_1}{K_{S1} + S_1} \Theta^{T-20} I_{pH}, \quad (3)$$

$$\mu_2 = \frac{\mu_{2max}S_2}{K_{S2} + S_2 + \left(\frac{S_2^2}{K_I}\right)} \Theta^{T-20} I_{pH}. \quad (4)$$

donde Θ es el coeficiente de actividad por temperatura sobre la velocidad de crecimiento microbiano determinado por la ecuación de Arrhenius (Tchobanoglous y col, 2003). El factor I_{pH} representa la expresión matemática de inhibición por pH definida de la siguiente forma (Batstone y col, 2002):

$$I_{pH} = \frac{1 + 2 \times 10^{0.5(pH_{LL} - pH_{UL})}}{1 + 10^{(pH - pH_{UL})} + 10^{0.5(pH_{LL} - pH)}} \quad (5)$$

donde pH_{UL} y pH_{LL} corresponden a los límites superior e inferior de pH para los cuales la velocidad específica de crecimiento microbiano se reduce al 50% de su valor, sin ningún tipo de inhibición.

El modelo involucra los efectos de inhibición por temperatura y pH. La temperatura afecta directamente la actividad y el crecimiento bacteriano, así como la solubilidad de los gases generados en el proceso. En rangos de temperatura psicrófila, la actividad metabólica de las bacterias metanogénicas se ve reducida significativamente afectando directamente el tiempo de digestión (a menor temperatura mayor tiempo de digestión) e inclusive llegando a inactivarse. Según Tchobanoglous (2003), el rango de temperatura óptima para la actividad de los microorganismos bacterianos se encuentra entre 25 °C y 35 °C. La temperatura se considera como parte del modelo para representar el sistema; sin embargo, el reactor caso de estudio opera a temperaturas psicrófila y por la ubicación geográfica del mismo no se evidencian cambios bruscos en temperatura, por lo tanto no es necesario evaluar la transferencia de calor con el medio ambiente, lo cual sería necesario en zonas con estaciones.

Por su parte, el pH regula la coexistencia de poblaciones de microorganismos, la acidez o basicidad del medio influye en el tipo de microorganismos predominantes en el digestor anaerobio y su desempeño. Según Sánchez y col (2000) el rango de tolerancia para microorganismos anaerobios se

encuentra entre 6.8 a 7.4, rango que proporciona condiciones óptimas de operación particularmente para el crecimiento de las bacterias metanogénicas. Valores de pH menores a 4.5 favorecen la generación de AGV de alto peso molecular provocando la inhibición de las bacterias metanogénicas por acidificación del medio, y a valores de pH superiores a 8.2 se presenta inhibición de la actividad de todas las poblaciones bacterianas implicadas en el proceso.

2.3 Ajuste y calibración de parámetros del modelo matemático

El conjunto de datos experimentales para el ajuste de los parámetros del modelo matemático se dividió en dos subconjuntos, uno para la estimación de parámetros y otro para la validación. Se consideraron los datos de DQO, SSV, T, pH, q y AGV, obtenidos del proceso real de tratamiento de lixiviado.

Aunque los AGV se componen de diferentes ácidos, como acético, propiónico y butírico, en este estudio se asume que se comportan básicamente como ácido acético, lo cual no afecta la predicción de la DQO soluble, suposición soportada por los estudios realizados por Donoso-Bravo y col (2013). La biomasa se mide en términos de sólidos suspendidos volátiles (SSV), por lo tanto, las variables X_1 y X_2 se encuentran relacionadas con los datos experimentales a través de la suma de biomasa acidogénica y biomasa metanogénica, mediante la siguiente expresión,

$$SSV = X_1 + X_2. \quad (6)$$

Los valores de los parámetros cinéticos k_d , α y Θ se ajustaron heurísticamente basados en los rangos y valores reportados en la literatura (Bernard y col, 2001; Batstone y col, 2002; Tchobanoglous y col, 2003; Muñoz y col, 2006). La identificación de los coeficientes de rendimiento se calcularon con base en las ecuaciones del modelo matemático en estado estable usando el conjunto de datos experimentales disponibles del biorreactor UASB. Los valores de los parámetros k_1 , k_2 , k_3 , K_{S1} , K_{S2} , K_I , μ_{1max} y μ_{2max} se determinaron utilizando la función *fminsearch* del toolbox de optimización de Matlab, hasta que se cumplió con el criterio de error.

A pesar de que los datos experimentales corresponden a diferentes puntos de operación fue posible determinar un conjunto de valores promedio de los parámetros de forma tal que se ajustarán a los datos experimentales. Los valores de los parámetros del modelo dinámico del sistema de tratamiento de lixiviados se presentan en la Tabla 2.

Tabla 2: Parámetros del modelo matemático simplificado

Parámetro	Descripción	Valor
k_1	coeficiente de rendimiento para la degradación de sustrato DQO, mg DQO/mg X_1	10.67
k_2	rendimiento producción AGV, mg AGV/mg X_1	0.43
k_3	rendimiento consumo AGV, mg AGV/mg X_2	1.12
α	proporción de velocidad de dilución de bacteria	0.6
K_{S1}	constante de saturación media asociada a S_1 , mg/L	14522
K_{S2}	constante de saturación media asociada a S_2 , mg/L	2507
K_I	constante de inhibición asociada a S_2 , mg/L	1033.62
k_d	velocidad de decaimiento de biomasa, adimensional	0.02 ^a
pH_{LL}	límite inferior de pH, adimensional	6.0
pH_{UL}	límite superior de pH, adimensional	8.0
Θ	Coefficiente de actividad de temperatura	1.04 ^b
μ_{1max}	velocidad máxima de crecimiento bacterias acidogénicas, día ⁻¹	1.07
μ_{2max}	velocidad máxima de crecimiento bacterias metanogénicas, día ⁻¹	0.81

^a De Muñoz y col (2006) ^b De Tchobanoglous y col (2003)

La optimización de los parámetros se realizó empleando diferentes condiciones iniciales, evitando la probabilidad de mínimos locales. A partir de los resultados obtenidos se observó que los parámetros con mayores dificultades de estimación fueron las constantes de saturación media asociadas a los sustratos.

2.4 Formulación del observador no lineal

La observabilidad es una propiedad estructural definida como la posibilidad de estimar las variables de estado del sistema al observar su comportamiento entrada-salida (Anguelova, 2004). La observabilidad de un sistema no lineal depende de las entradas del sistema, un sistema puede ser observable para algunas entradas y no observable a otras; no obstante, existe una entrada universal, para la cual cada par de estados iniciales puede ser distinguido por la observación de la salida (Boukhobza y col, 2006). Si todas las entradas son universales, el sistema es uniformemente observable y puede ser reescrito bajo una forma específica (Bernard y col, 2010).

Se considera el sistema general no lineal (S) en tiempo continuo,

$$(S) \begin{cases} \dot{x}(t) = f(x(t)) + g(x(t), u(t)); & x(t_0) = x_0, \\ y(t) = h(x(t)), \end{cases} \quad (7)$$

donde $x \in \mathbb{R}^n$ es el vector de estado de espacios, $u \in \mathbb{R}^p$ es el vector de entrada, $y \in \mathbb{R}^q$ es el vector de salida, x_0 es la condición inicial para el tiempo inicial t_0 , $f: \mathbb{R}^n \times \mathbb{R}^m \rightarrow \mathbb{R}^n$ es una entrada de estado de la

función de mapeo y $h: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^p$ es una entrada-salida de la función de mapeo. La entrada $u(t)$ y la salida $y(t)$ son conocidos, y las funciones $f(x(t))$ y $h(x(t))$ se encuentran definidas por el modelo matemático ecs. (1)-(2).

El observador para la estimación de variables y parámetros que se desarrolla en este estudio se basa en los postulados de Gauthier y col (1992). En este contexto, se hará uso de las siguientes definiciones.

Definición 1 Un sistema no lineal de orden n es observable si la matriz jacobiana de la derivada de Lie de la función de salida del sistema $h(x)$ en la dirección de estados $f(x)$ es de rango completo.

Definición 2 Dos estados x_0 y x'_0 son llamados indiscernibles, si para cualquier señal de entrada en función del tiempo $u(t)$ y para cualquier $t \geq 0$, las salidas $h(x(t, x_0))$ y $h(x(t, x'_0))$ son iguales (Dochain, 2001).

Definición 3 El sistema Ec. (7) es llamado observable, si este no tiene parejas distintas de estados iniciales x_0, x'_0 que son indiscernibles (Dochain, 2001).

Asumiendo que la salida es función del estado y los parámetros, y que los parámetros son variables de estado cuya derivada en el tiempo es cero, el modelo de simulación del sistema se reescribe como:

$$\begin{aligned} \dot{p}(t) &= 0, \\ \dot{x}(t) &= f(x(t), p(t)) + g(x(t))u(t), \\ y(t) &= h(x(t), p(t)). \end{aligned} \quad (8)$$

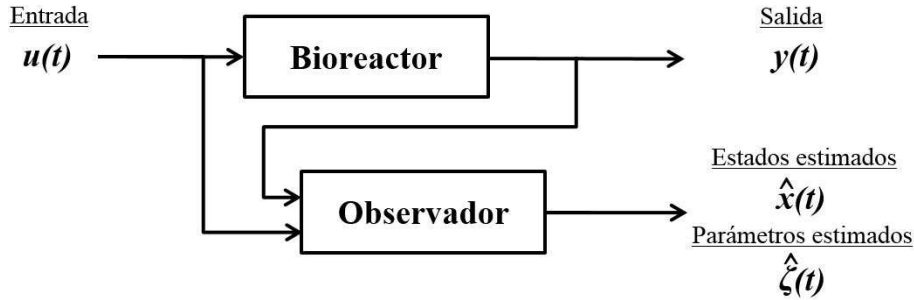


Fig. 2: Principio del observador no lineal basado en el modelo matemático del proceso

El mapeo de $F : \Omega \rightarrow \mathbb{R}^n$ dado por $x \mapsto \phi(x)$ es un difeomorfismo desde Ω sobre $F(\Omega)$ un subconjunto de \mathbb{R} , conduciendo a una transformación del sistema Ec.

(7) mediante un cambio de variables,

$$\dot{x} = \begin{pmatrix} x_2 \\ \vdots \\ x_n \\ \varphi(x) \end{pmatrix} := \tilde{F}(x), y = x_1, \quad (9)$$

donde φ esta dada por $\varphi(x) = L_f^n h(\varphi^{-1}(x))$.

El mapeo φ se extiende para todo \mathbb{R}^n como un C^∞ , globalmente Lipschitz.

donde $z_1 = h(x(t))$, $z_2 = L_f h(x(t))$, $z_n = L_f^{n-1} h(x(t))$, siendo, $L_f h(x(t)) = \frac{\partial h}{\partial x} f(x(t))$ representa la derivada de Lie de $h(x(t))$ a lo largo del vector f . Así, si el sistema Ec. (7) es uniformemente observable, el sistema original puede ser transformado por un cambio de coordenadas en una forma triangular,

Definición 4 Una función es infinitamente diferenciable (C^∞) si sus derivadas parciales de cualquier orden con respecto al vector de estado (x_1, \dots, x_n) existen y son continuas.

$$\dot{z}(t) = \zeta(t)Az(t) + \begin{bmatrix} 0 \\ \vdots \\ 0 \\ \varphi(z(t)) \end{bmatrix} + \psi(z(t))u(t), \quad (12)$$

Definición 5 Se dice que un campo vectorial ϕ es un difeomorfismo, si ϕ es una función biyectiva, y ϕ y ϕ^{-1} , son mapeos suaves o funciones infinitamente diferenciables (C^∞).

$$y(t) = Cz(t).$$

Por lo tanto, el observador es una extensión del sistema Ec. (7) de la forma Ec. (8), y el comportamiento de los parámetros variables en el tiempo se modela de la siguiente forma (Astorga y col, 2002),

Donde,

$$p(t) = \zeta(t), \quad (10)$$

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & 1 & \ddots & \vdots \\ \vdots & & \ddots & \ddots & 0 \\ \vdots & & & \ddots & 1 \\ 0 & \dots & \dots & \dots & 0 \end{bmatrix},$$

$$C = [1, 0, \dots, 0]$$

donde, $\zeta(t)$ es cualquier función acotada. En este sentido, el sistema no lineal uniformemente observable se transforma en un sistema local de coordenadas, en el cual el sistema toma una forma canónica (Gauthier y col, 1992; Hammouri y col, 2002), considerando el siguiente cambio de coordenadas para el sistema no lineal:

$$z(t) = \begin{bmatrix} h(x) & L_f h(x) & \dots & L_f^{n-1} h(x) \end{bmatrix}^T,$$

$$\psi(z(t)) = \begin{bmatrix} \psi_1(z_1(t)) \\ \psi_2(z_1(t), z_2(t)) \\ \vdots \\ \psi_n(z_1(t), z_2(t), \dots, z_n(t)) \end{bmatrix},$$

$$\phi : x \rightarrow z = \begin{bmatrix} z_1 & z_2 & \dots & z_n \end{bmatrix}, \quad (11)$$

$$\varphi(z(t)) = L_f^n h(\phi^{-1}z(t)),$$

con

$$\psi_i(z(t)) = \psi_i(z_1(t), z_2(t), \dots, z_i(t)) = L_g L_f^{(i-1)} h(\phi^{-1}(z(t)))$$

Finalmente, las no linealidades del sistema se concentran en los términos $\varphi(z(t))$ y $\psi(z(t))$. La forma triangular es usada para diseñar el observador retomando las coordenadas iniciales con ϕ^{-1} , y el observador adquiere la forma en la base original:

$$\begin{aligned} \dot{\hat{x}}(t) &= f(\hat{x}(t), \\ &\hat{\zeta}(t) + g(\hat{x}(t))u(t) \\ &- \left[\frac{\partial \phi}{\partial x(t)} \right]_{x(t)=\hat{x}(t)}^{-1} \Gamma W_\theta^{-1} C^T (h(\hat{x}(t)) - y(t)), \\ \dot{\hat{x}}(t) &= f(\hat{x}(t), \\ &\hat{\zeta}(t) + g(\hat{x}(t))u(t) \\ &- \left[\frac{\partial \phi}{\partial x(t)} \right]_{x(t)=\hat{x}(t)}^{-1} W_\theta^{-1} C^T (h(\hat{x}(t)) - y(t)), \\ \dot{\hat{\zeta}}(t) &= -\frac{\theta^2}{\delta(t)} [h(\hat{x}(t)) - y(t)], \end{aligned} \tag{13}$$

donde, \hat{x} es el valor estimado, $\phi(x(t)) = \begin{bmatrix} h(x(t)) & L_f h(x(t)) & \dots & L_f^{n-1} h(x(t)) \end{bmatrix}^T$, $L_f h(x(t))$ es la derivada de Lie de $h(x(t))$ a lo largo del vector $f(t)$, y W_θ^{-1} es la solución de la ecuación algebraica de Lyapunov $\theta W_\theta + A^T W_\theta + W_\theta A = C^T C$, siendo θ un parámetro de alta ganancia entero positivo ($\theta > 0$), el cual determina la velocidad de convergencia del observador y es fijado por el diseñador. Las matrices A y C se calculan a partir de Ec. (12), y W_θ se calcula de acuerdo a la siguiente expresión:

$$W_\theta(i, j) = \frac{(-1)^{i+j} (i + j - 2)!}{\theta^{i+j-1} (i - 1)! (j - 1)!}, \tag{14}$$

$$f(\hat{x}(t), \hat{\zeta}(t)) = \begin{bmatrix} \mu_1(t)X_1(t)\Theta^{T-20}I_{pH} - k_d X_1(t) \\ -k_1 \mu_1(t)X_1(t)\Theta^{T-20}I_{pH} \\ \mu_2(t)X_2(t)\Theta^{T-20}I_{pH} - k_d X_2(t) \\ k_2 \mu_1(t)X_1(t)\Theta^{T-20}I_{pH} - k_3 \mu_2(t)X_2(t)\Theta^{T-20}I_{pH} \end{bmatrix}, \tag{15}$$

$$g(\hat{x}(t), u(t)) = \begin{bmatrix} X_1^0 - \alpha X_1(t) \\ S_1^0 - S_1(t) \\ X_2^0 - \alpha X_2(t) \\ S_2^0 - S_2(t) \end{bmatrix} D(t). \tag{16}$$

Y el campo vectorial por:

$$\bar{\phi} = \begin{bmatrix} h(x(t)) \\ L_f h(x(t)) \\ L_f^2 h(x(t)) \\ L_f^3 h(x(t)) \end{bmatrix}, \tag{17}$$

donde i, j es igual al orden del sistema (n).

El diseño del observador no lineal se realiza a partir de la teoría de observadores no lineales basado en las siguientes hipótesis:

Hipótesis 1 El sistema no lineal es uniformemente observable (Definición 2).

Hipótesis 2 El sistema es localmente observable, es decir, que la matriz de observabilidad es de rango completo en un punto x_0 (Definición 1).

Hipótesis 3 La derivada de Lie de $h(x(t))$ a lo largo del campo vectorial $f(x(t))$ es un difeomorfismo (Definición 5)

El observador se formula para estimar las variables de estado $\hat{x}(t) = \begin{bmatrix} X_1(t) & S_1(t) & X_2(t) & S_2(t) \end{bmatrix}$, y las velocidades de crecimiento microbiano, $\hat{\zeta}(t) = \begin{bmatrix} \mu_{1max}(t) & \mu_{2max}(t) \end{bmatrix}$. En la Fig. 2, se presenta un diagrama esquemático, donde $u(t)$ es el vector de entrada del proceso y el observador, $y(t)$ es el vector de la variable de salida medida del proceso, $\hat{x}(t)$ es el vector de estados estimados por el observador y $\hat{\zeta}(t)$ es el vector de parámetros estimados por el observador. Se considera como entrada el factor de dilución, $u(t) = D(t)$ y como salida medible la concentración del efluente de AGV, $y(t) = S_2(t)$.

Retomando la Ec. (13), el modelo matemático del proceso biológico y mediante un cambio de coordenadas, se reformula en un modelo en espacio de estado con respecto a la entrada, $u(t)$. Las funciones $f(\hat{x}(t), \hat{\zeta}(t))$ y $g(\hat{x}(t), u(t))$ se encuentran definidas de la siguiente forma:

donde

$$\begin{aligned}
 L_f h(x(t)) &= k_2 \mu_1^*(t) X_1(t) - k_3 \mu_2^*(t) X_2(t), \\
 L_f^2 h(x(t)) &= k_2 \mu_1^*(t) (\mu_1^*(t) - k_d) X_1(t) - k_1 k_2 \mu_1^*(t) \frac{\partial \mu_1^*(t)}{\partial x} X_1(t)^2 \\
 &\quad - k_3 \mu_2^*(t) (\mu_2^*(t) - k_d) X_2(t) \\
 &\quad - k_3 \frac{\partial \mu_2^*(t)}{\partial x} X_2(t) (k_2 \mu_1^*(t) X_1(t) - k_3 \mu_2^*(t) X_2(t)), \\
 L_f^3 h(x(t)) &= \frac{\partial}{\partial x} (L_f^2 h(x(t))) (x(t)),
 \end{aligned}$$

con

$$\begin{aligned}
 \mu_1^*(t) &= \mu_1 \Theta^{T-20} I_{pH}, \\
 \mu_2^*(t) &= \mu_2 \Theta^{T-20} I_{pH}, \\
 \frac{\partial \mu_1^*(t)}{\partial x} &= \left(\frac{\mu_{1 \max}}{K_{S1} + S_1} - \frac{\mu_{1 \max} S_1}{(K_{S1} + S_1)^2} \right) \Theta^{T-20} I_{pH}, \\
 \frac{\partial \mu_2^*(t)}{\partial x} &= \left(\frac{\mu_{2 \max}}{K_{S2} + S_2 + (S_2^2/K_I)} - \frac{\mu_{2 \max} S_2 (1 + 2S_2/K_I)}{(K_{S2} + S_2 + (S_2^2/K_I))^2} \right) \Theta^{T-20} I_{pH}.
 \end{aligned}$$

$$\Gamma = 1, C = [0 \ 0 \ 0 \ 1], h(\hat{x}(t)) = \hat{S}_2(t), y$$

$$\hat{\varphi}(t) = \begin{bmatrix} \mu_1(t) \Theta^{T-20} I_{pH} X_1(t) - k_1 \mu_1(t) \Theta^{T-20} I_{pH} X_1(t) \\ \mu_2(t) \Theta^{T-20} I_{pH} X_2(t) - k_3 \mu_2(t) \Theta^{T-20} I_{pH} X_2(t) \end{bmatrix}.$$

3 Resultados

3.1 Simulación numérica

El observador no lineal presentado en la sección 2.4 se valida utilizando el conjunto de datos obtenidos del proceso biológico de digestión anaerobia de tratamiento de lixiviado. Las simulaciones de estimación de variables de estado y parámetros se realizan asumiendo que el sistema se alimenta con datos de entrada, $u(t_0)$, a tiempo cero, (t_0) , cuando el sistema se encuentra en un estado desconocido, $x(t) = x(t_0)$. Las condiciones de concentración iniciales son específicas para cada periodo de muestreo.

El procedimiento de estimación considera la concentración de AGV como producto medido a fin de inferir las concentraciones de biomasa y sustrato, y los parámetros cinéticos. Cada simulación se realiza hasta alcanzar una trayectoria estable del biorreactor, donde la convergencia del observador es asintóticamente

estable. Con el fin de validar los resultados, los estados y parámetros estimados por el observador se comparan con el conjunto de datos experimentales del proceso de digestión anaerobia. Los valores de ganancia del observador se sintonizaron en $\theta_{11} = 0.08$, $\theta_{21} = 0.8$, $\theta_{34} = 0.04$ y $\theta_{44} = 0.02$.

Las figs. (3)-(7) presentan los resultados obtenidos de las simulaciones realizadas en MatLab. En las simulaciones, el observador logra una convergencia rápida a las concentraciones exhibidas para cada conjunto de datos, y a pesar de la perturbación en cada periodo de muestreo, el observador propuesto mantiene una respuesta satisfactoria.

La Fig. 3 presenta la comparación de los datos reales de concentración de AGV y los estimados por el observador. Los valores de AGV a la salida del reactor se encuentran en un rango de [200,1200] mg/L. En la figura se observa un buen ajuste entre los valores estimados y los datos reales, resultado coherente con lo esperado, teniendo en cuenta que los AGV corresponden a la variable medida.

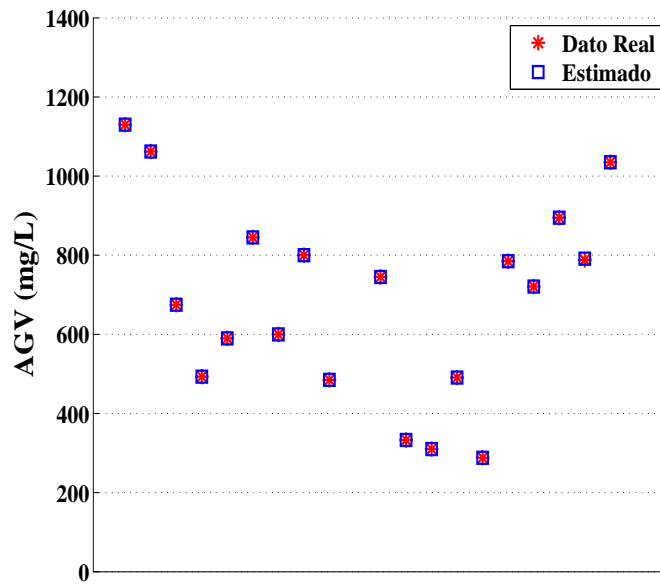


Fig. 3: Comparación entre valores estimados y datos reales de concentración de salida de AGV

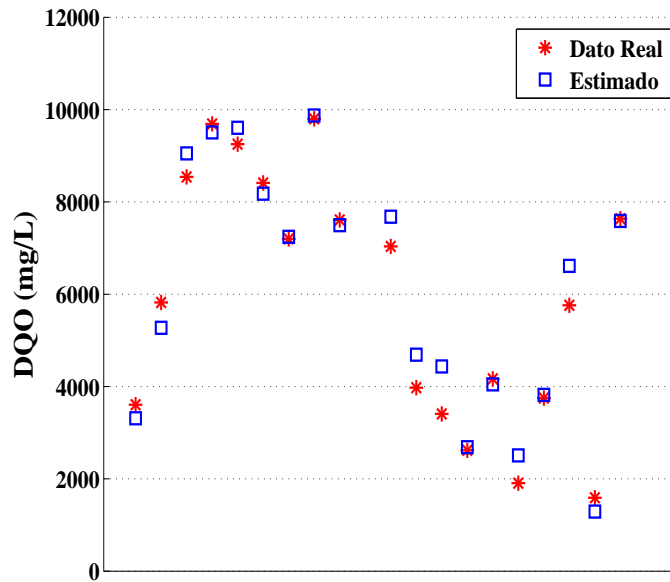


Fig. 4: Comparación entre valores estimados y datos reales de concentración de salida de sustrato orgánico, DQO

La comparación entre los valores estimados y los valores reales de S_1 , expresados en términos de

DQO se presentan en la Fig. 4. Los valores de la concentración de sustrato a la salida del biorreactor

se encuentran en un rango [3000,10000] mg/L. En esta figura se hace evidente el comportamiento altamente diámico de la concentración de sustrato a la salida del biorreactor, variable que se encuentra directamente relacionada con la concentración de entrada al biorreactor. Como se mencionó anteriormente, el lixiviado es un agua residual altamente tóxica cuyas características inherentes dependen de muchos factores internos y externos, que afectan su composición durante la vida del relleno sanitario, e inclusive su composición en diferentes puntos de salida del relleno (Ahmed y col, 2012).

Los valores reales de SSV con respecto a los valores estimados de X_1 y X_2 , se muestran en la Fig. 5. El rango de valores de concentración de biomasa se encuentra entre [100,2700] mg/L, valores coherentes para la zona de separación de la cual fue tomada la muestra. Debido a la presencia simultánea de las tres fases y a los gradientes de concentración de biomasa que se presentan al interior del biorreactor, en esta zona no se encuentra dispuesta la mayor cantidad de biomasa retenida en forma granular o floculante. En consecuencia, la concentración de biomasa es una de las medidas que mayor grado de incertidumbre del modelo puede llegar a generar.

En cuanto a los valores de los parámetros estimados, los resultados de las simulaciones se muestran en las figs. (6)-(7), μ_{1max} se encuentra entre valores de 0.5 y 3.8, y μ_{2max} entre los valores de 0.7 y 1.1, resultados consistentes basado en los valores típicos reportados por Tchobanoglous y col (2003). La estimación de las velocidades de reacción por medio del observador, disminuye la incertidumbre del modelo asociada a la variabilidad de la cinética de las reacciones que intervienen en el proceso.

3.2 Comparación del desempeño del modelo

Como criterio de evaluación del desempeño del observador y con el fin de establecer el grado de exactitud y precisión del modelo para estimar el comportamiento del sistema, se calcula el valor del error medio relativo, MMRE (por sus siglas en inglés, Mean Magnitude of Relative Error) y el nivel l de predicción, PRED(l) (Attarzadeh y col, 2012).

El MMRE se encuentra definido como

$$MMRE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{e_i - \hat{e}_i}{e_i} \right|, \quad (18)$$

donde, e es el valor real de la variable, \hat{e} es el valor estimado de la variable, y n es el número de ensayos. El criterio para determinar el modelo como aceptable es que exhiba un $MMRE \leq 0.25$.

La PRED(l) se define como el cociente entre el número de casos de estimaciones que se encuentran dentro del límite absoluto del valor real dividido por el número total de ensayos. Se considera el modelo como aceptable, si $PRED(0.25) \geq 0.75$. Esto implica que al menos el 75 % de las estimaciones presentan un valor estimado dentro del rango del 25 % del valor real.

La comparación de la concentración de AGV (variable medida) y los estimados por el observador (Fig. 3), exhiben un MMRE del 0.01%, y el 100% de las simulaciones cumple con el criterio PRED(0.25). Por su parte, la comparación entre los valores estimados y los valores reales de S_1 , expresados en términos de DQO, presentan un error relativo medio de 8.27%, con respecto a los valores experimentales, y un PRED(0.25) de 0.85. En relación, los valores de SSV con respecto a los valores estimados de X_1 y X_2 , los resultados presentan un valor del MMRE de 11.74% y PRED(0.25) de 0.85.

Tabla 3: Rendimiento exhibido por el observador no lineal propuesto

Conjunto de datos 1: SSV	MMRE	0.1174
	PRED(0.25)	0.8500
Conjunto de datos 2: DQO	MMRE	0.0827
	PRED(0.25)	0.8500
Conjunto de datos 3: AGV	MMRE	0.0010
	PRED(0.25)	1.0000
General	MMRE	0.0668
	PRED(0.25)	0.8333

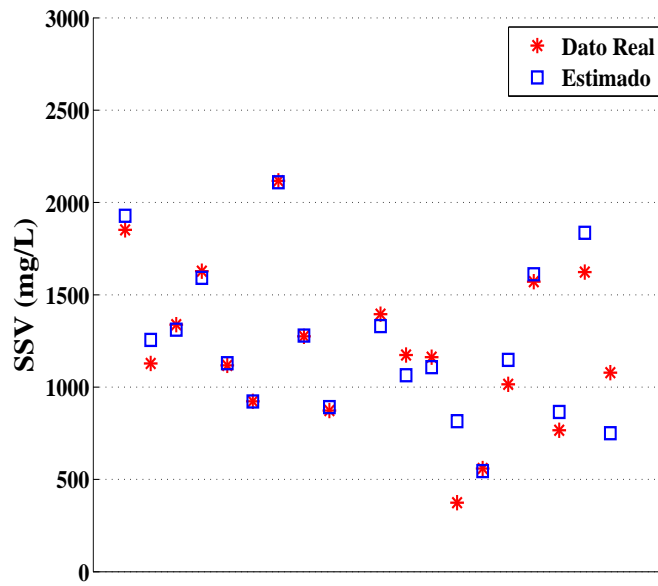


Fig. 5: Comparación entre valores reales de SSV y concentración total de salida de biomasa estimadas (X_1+X_2)

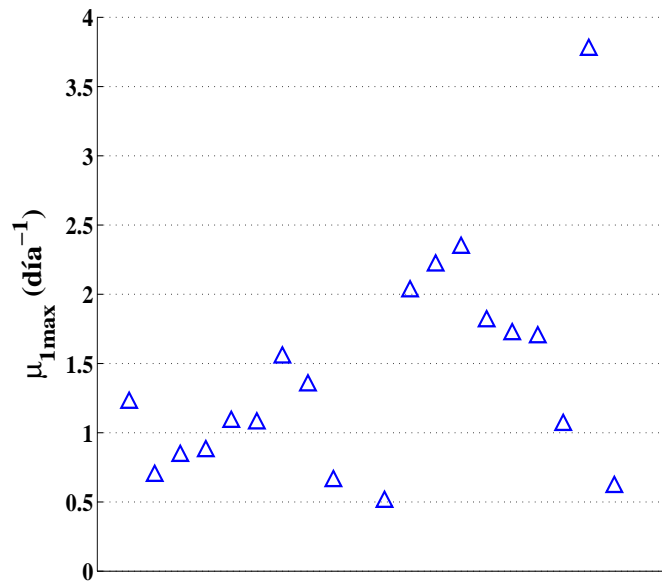


Fig. 6: Valores estimados de velocidad máxima de crecimiento bacteriano acidogénico (μ_{1max})

En la Tabla 3 se encuentran consolidados los resultados obtenidos del desempeño del observador

en términos del MMRE y el PRED(l). A partir de las simulaciones numéricas y el cálculo del error con

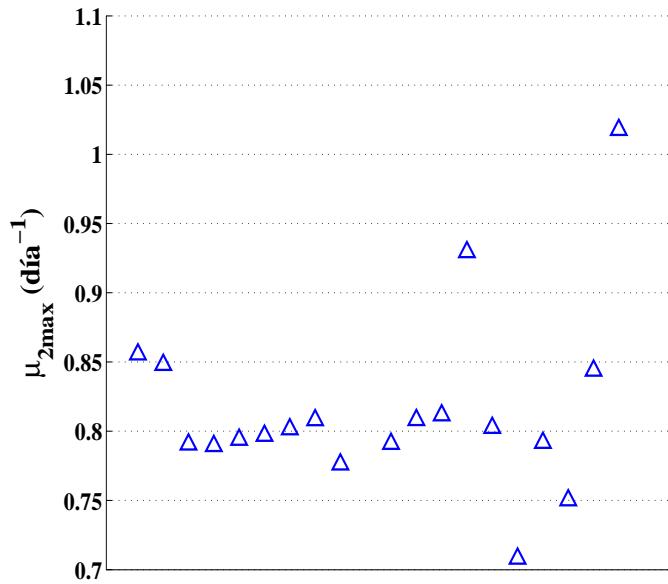


Fig. 7: Valores estimados de velocidad máxima de crecimiento bacteriano metanogénico (μ_{2max})

respecto a los valores obtenidos de la planta real, se puede concluir que el desempeño del observador es satisfactorio para representar la dinámica del sistema. Por consiguiente, los resultados obtenidos a partir de la solución numérica del observador son factibles para la estimación de las variables de estado: X_1 , S_1 , X_2 y S_2 , y las velocidades de crecimiento microbiano, μ_{1max} y μ_{2max} . El modelo basado en la teoría de observadores no lineales presenta un MMRE global de 6.68% y un PRED(0.25) de 0.83, lo cual indica que el 83% de las estimaciones se encuentra dentro de rango aceptación, cumpliendo con los criterios de MMRE y PRED(0.25) establecidos.

4 Conclusiones

En este trabajo se ha establecido un observador no lineal para estimar estados y variables en un reactor UASB de tratamiento de lixiviado. El observador se basa en un modelo matemático simplificado, el cual asume que el proceso de digestión anaerobia de aguas residuales se presenta en dos etapas principales. Se emplea la cinética de Monod modificada para representar el crecimiento de biomasa en la etapa acidogénica y el modelo de Haldane modificado para

la cinética de la etapa metanogénica; las expresiones cinéticas involucran de manera explícita los efectos de inhibición por temperatura y pH que afectan las velocidades de crecimiento bacteriano.

El observador formulado se usa para estimar las variables de estado de concentración de biomasa y sustrato, y las velocidades máximas de reacción como parámetros variables en el tiempo, a fin de minimizar el error entre el modelo y las salidas reales del sistema. Se realizaron simulaciones numéricas usando un conjunto de datos experimentales para evaluar el desempeño del observador. Los estados y variables se estiman a partir de la concentración de AGV de salida del biorreactor. Como criterio de evaluación se hizo uso del $MMRE \leq 0.25$ y el $PRED(0.25) \geq 0.75$. El método propuesto conduce a una estimación satisfactoria de los estados y los parámetros, los resultados satisfacen los dos criterios establecidos, considerándose el desempeño del observador como aceptable para representar la dinámica del proceso.

Los resultados obtenidos son pertinentes para el diseño de una estrategia de control basada en el modelo para el proceso de digestión anaerobia de lixiviado. El objetivo de la estrategia de control será garantizar las condiciones óptimas de operación del proceso, en cumplimiento con la normatividad de vertimientos vigente y aplicable. En esta dirección, el

trabajo futuro estará orientado al estudio de los efectos de las incertidumbres del modelo y al análisis de sensibilidad del observador para probar su estabilidad.

Agradecimientos

El autor agradece al “Programa de becas para estudiantes sobresalientes de posgrado” de la Universidad Nacional de Colombia y la cordial acogida del Institut de Robòtica i Informàtica Industrial (IRI) de la Universitat Politècnica de Catalunya.

Nomenclatura

D	factor de dilución, día ⁻¹
k ₁	coeficiente de rendimiento para la degradación de sustrato DQO, mg DQO (mg X ₁) ⁻¹
k ₂	rendimiento producción AGV, mg AGV (mg X ₁) ⁻¹
k ₃	rendimiento consumo AGV, mg AGV (mg X ₂) ⁻¹
K _{S1}	constante de saturación media asociada a S ₁ , mg L ⁻¹
K _{S2}	constante de saturación media asociada a S ₂ , mg L ⁻¹
K _I	constante de inhibición asociada a S ₂ , g L ⁻¹
k _d	velocidad de decaimiento de biomasa
pH	potencial de hidrógeno, adimensional
pH _{UL}	límite superior de pH, adimensional
pH _{LL}	límite inferior de pH, adimensional
T	temperatura, ° C
S ₁	concentración de salida sustrato orgánico (DQO), mg L ⁻¹
S ₁ ⁰	concentración de entrada sustrato orgánico (DQO), mg L ⁻¹
S ₂	concentración de salida ácidos grasos volátiles (AGV), mg L ⁻¹
S ₂ ⁰	concentración de entrada ácidos grasos volátiles (AGV), mg L ⁻¹
VSS	concentración de sólidos suspendidos volátiles, mg L ⁻¹
VSS ⁰	concentración de entrada sólidos suspendidos volátiles, mg L ⁻¹
X ₁	concentración de biomasa acidogénica, mg L ⁻¹
X ₁ ⁰	concentración de entrada biomasa acidogénica, mg L ⁻¹
X ₂	concentración de biomasa metanogénica, mg L ⁻¹

X₂⁰ concentración de entrada biomasa metanogénica, mg L⁻¹

Símbolos griegos

α	proporción de velocidad de dilución de bacteria, adimensional
μ ₁	velocidad modificada de crecimiento bacterias acidogénicas, día ⁻¹
μ ₂	velocidad modificada de crecimiento bacterias metanogénicas, día ⁻¹
μ _{1max}	velocidad máxima de crecimiento bacterias acidogénicas, día ⁻¹
μ _{2max}	velocidad máxima de crecimiento bacterias metanogénicas, día ⁻¹
θ	parámetro de alta ganancia, adimensional
Θ	coeficiente de actividad de temperatura, adimensional

Referencias

- Ahmed, F., y Lan, C. (2012). Treatment of landfill leachate using membrane bioreactors: A review. *Desalination*, 287, 41-54.
- Andrews, J. (1968). A mathematical model for the continuous culture of microorganisms utilizing inhibitory substrates. *Biotechnology and Bioengineering*, 10(6), 707-723.
- Angelidaki, I. and Ellegaard, L. and Ahring, B. (1999). A comprehensive model of anaerobic bioconversion of complex substrates to biogas. *Biotechnology and Bioengineering*, 63 (3), 363-372.
- Anguelova, M. (2004). Nonlinear observability and identificability: General theory and a case study of a kinetic model for *S. cerevisiae*. Master's thesis, Chalmers University of Technology and Goteborg University.
- Astorga, C., Othman, N., Othman, S., Hammouri, H., y McKennab, T. (2002). Nonlinear continuous discrete observers: application to emulsion polymerization reactors. *Control Engineering Practice*, 10, 3-13.
- Attarzadeh, I., Mehranzadeh, A., y Barati, A. (2012). Proposing an enhanced artificial neural network prediction model to improve the accuracy in software effort estimation. En: *Computational*

Intelligence, Fourth International Conference on Communication Systems and Networks (CICSyN), 167-172.

- Batstone, D. J., Keller, J. y Steyer, J.P. (2006). A review of ADM1 extensions, applications, and analysis: 2002-2005. *Water science and technology*, 54(4), 1-10.
- Batstone, D., Keller, J., Angelidaki, I., Kalyuzhnyi, S., Pavlostathis, S., Rozzi, A., Sanders, W., Siegrist, H., y Vavilin, V. (2002). The IWA anaerobic digestion model No. 1 (ADM1). *Water Science and Technology*, 45(10), 65-73.
- Belmonte-Izquierdo, R., Carlos-Hernandez, S., y Sanchez, E. (2010). A new neural observer for an anaerobic bioreactor. *International Journal of Neural Systems*, 20(1), 75-86.
- Bernard, O., y Gouzé, J. L. (2010). State Estimation for Bioprocesses. *Bioprocess Control*, 79-114.
- Bernard, O., Hadj-Sadok, Z., Genovesi, A., y Steyer, S. (2001). Dynamical model development and parameter identification for an anaerobic wastewater treatment process. *Biotechnology and bioengineering*, 75, 143-438.
- Bhunia, P. y Ghangrekar, M. (2008). Analysis, evaluation, and optimization of kinetic parameters for performance appraisal and design of UASB reactors. *Bioresource Technology*, 99(7), 2132-2140.
- Boukhobza, T., Hamelin, F., y Sauter, D. (2006). Uniform observability analysis for structured bilinear systems a graph-theoretic approach. *European Journal of Control*, 12(5), 505-518.
- Chachuat, B. y Bernard, O. (2006). Probabilistic observers for a class of uncertain biological processes. *International Journal of Robust and Nonlinear Control*, 16(3), 157-171.
- Chen, Y., Cheng, J., y Creamer, K. (2008). Inhibition of anaerobic digestion process: a review. *Bioresource Technology*, 99(10), 4044-4064.
- Dochain, D. (2001). *Automatic control of bioprocesses. Control systems, robotics and manufacturing series*. John Wiley and Sons.
- Donoso-Bravo, A., Bandara, W.M.K.R.T.W., Satoh, H. y Ruiz-Filippi, G. (2013). Explicit temperature-based model for anaerobic digestion: application in domestic wastewater treatment in a UASB reactor. *Bioresource Technology*, 133, 437-442.
- Donoso, A., Mailier, J., Martin, C., Rodriguez, J., Aceves, C., y Vande, A. (2011). Model selection, identification and validation in anaerobic digestion: a review. *Water Research*, 45(17), 5347-5364.
- Farza, M., Bouraoui, I., Ménard, T., Ben Abdennour, R. y M'Saad, M. (2014). Adaptive observers for a class of uniformly observable systems with nonlinear parametrization and sampled outputs. *Automatica*, 50 (11), 2951-2960.
- Gauthier, J., Hammouri, H., y Othman, S. (1992). A simple observer for nonlinear systems applications to bioreactors. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 37, 875-880.
- Hammouri, H., Targui, B., y Armanet, F. (2002). High gain observer based on a triangular structure. *International Journal of Robust and Nonlinear Control*, 12(6), 497-518.
- Hill, D. y Barth, C. (1977). A dynamical model for simulation of animal waste digestion. *Journal of Water Pollution Control Association*, 10, 2129-2143.
- Jáuregui-Medina, E., Alcaraz-González, V., Méndez-Acosta, H., y González-álvarez, V. (2009). Observer based input estimation in continuous anaerobic wastewater treatment processes. *Water Science and Technology*, 60(3), 805-812.
- Jeyaseelan, S. (1997). A simple mathematical model for anaerobic digestion process. *Water science and technology*, 35(8), 185-191.
- Kil, H., Li, D., Xi, Y., y Li, J. (2017). Model predictive control with on-line model identification for anaerobic digestion processes. *Biochemical Engineering Journal*, 128(Supplement C), 63-75.
- Kirmizakis, P., Tsamoutsoglou, C., Kayan, B., y Kalderis, D. (2014). Subcritical water treatment of landfill leachate: Application of response surface methodology. *Journal of environmental management*, 146, 9-15.
- Lokshina, L., Vavilin, V., Kettunen, R., Rintala, J., Holliger, C., y Nozhevnikova, A. (2001). Evaluation of kinetic coefficients using

- integrated monod and haldane models for low-temperature acetoclastic methanogenesis. *Water research*, 35(12), 2913-2922.
- Martínez, A., Astorga, C., Alvarado, A., Aguila, G., Posada, R., Aguila, G., y Rodriguez, J. (2011). Simplified interval observer scheme: A new approach for fault diagnosis in instruments. *Sensors*, 11, 612-622.
- Mayne, D. Q. (2014). Model predictive control: Recent developments and future promise. *Automatica*, 50(12), 2967-2986.
- Méndez-Acosta, H., Palacios-Ruiz, B., Alcaraz-González, V., González-álvarez, V., y García-Sandoval, J. (2010). A robust control scheme to improve the stability of anaerobic digestion processes. *Journal of Process Control*, 20(4), 375-383.
- Meurer, T. (2013). On the extended Luenberger-type observer for semilinear distributed-parameter systems. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 58(7), 1732-1743.
- Mohd Ali, J., Ha Hoang, N., Hussain, M., y Dochain, D. (2015). Review and classification of recent observers applied in chemical process systems. *Computers & Chemical Engineering*, 76(Supplement C), 27-41.
- Monod, J. (1950). *La technique de culture continué: théorie et applications*. Annales de L-Institut Pasteur.
- Montiel-Escobar, J., Alcaraz-González, V., Méndez-Acosta, H., y González-álvarez, V. (2012). ADM1- based robust interval observer for anaerobic digestion processes. *Clean-Soil, Air, Water*, 40(9), 933-940.
- Morillo, F., Fajardo, E., y Gonzalez, N. J. (2005). Estudio de los reactores UASB para el tratamiento de lixiviados del relleno sanitario la Esmeralda. Tesis de Maestría, Universidad Nacional de Colombia, Sede Manizales.
- Muñoz-Tamayo, R., y Angulo, F. (2006). Aproximación de estimación de estados en un reactor UASB. *Revista Colombiana de Tecnologías de Avanzada*, 1(7), 27-33.
- Rincón, A., Erazo, C., y Angulo, F. (2012). A robust adaptive controller for an anaerobic digester with saturated input: Guarantees for the boundedness and convergence properties. *Journal of Process Control*, 22(9), 1785-1792.
- Sanchez, E., Borja, R., Weiland, P., Travieso, L., y Martin, A. (2000). Effect of temperature and pH on the kinetics of methane production, organic nitrogen and phosphorus removal in the batch anaerobic digestion process of cattle manure. *Bioprocess Engineering*, 22(3), 247-252.
- Sbarciog, M., Moreno, J., y Vande Wouwer, A. (2014). Application of super-twisting observers to the estimation of state and unknown inputs in an anaerobic digestion system. *Water Science and Technology*, 69(2), 414-421.
- Tchobanoglous, G., Burton, F., y Stensel, H. (2003). *Wastewater engineering: treatment and reuse*. Metcalf & Eddy, Inc., New York.
- Xue, L., Li, D., y Xi, Y. (2015). Nonlinear model predictive control of anaerobic digestion process based on reduced ADM1. En: *Control Conference (ASCC), 2015 10th Asian, IEEE*, 1-6.