

Estimación de la producción de microalgas en fotobiorreactores industriales

Delgado, E.^{a,*}, Rodríguez-Miranda, E.^b, Baños, A.^c, Barreiro, A.^a, Moreno, J.C.^b, Guzmán, J.L.^b

^aDepartamento de Ingeniería de Sistemas y Automática, Universidad de Vigo, 36318 Vigo, España.

^bDepartamento de Informática, Universidad de Almería, 04120, CIESOL, ceiA3, Almería, España.

^cDepartamento de Informática y Sistemas, Universidad de Murcia, 30071, Murcia, España.

To cite this article: Delgado, E., Rodríguez-Miranda, E., Baños, A., Barreiro, A., Moreno, J.C., Guzmán, J.L., 2023. Estimation of microalgae production in industrial photobioreactors. XLIV Jornadas de Automática, 295-299. <https://doi.org/10.17979/spudc.9788497498609.295>

Resumen

Los reactores de microalgas proporcionan una alternativa eficiente y limpia para la producción de biogas, biofuel, productos nutricionales y cosméticos, etc. El principal objetivo de control en estos sistemas es la optimización de la productividad, por lo que resulta crucial la monitorización de la concentración de biomasa en el reactor para determinarla en tiempo real. Pese a ello, no existen en el mercado soluciones suficientemente robustas, en especial para los reactores abiertos a escala industrial. En este trabajo se presentan unos primeros resultados en el desarrollo de un nuevo estimador de biomasa en línea, basado en un observador muy robusto, el de modos deslizantes, combinado con un modelo dinámico no lineal y variante en el tiempo dotado de un número mínimo de estados, que permiten capturar los aspectos esenciales del proceso de producción de microalgas. El observador se ha testado con un modelo completo del reactor y las simulaciones muestran resultados prometedores en términos de precisión y robustez.

Palabras clave: Microalgas, Estimación, Biomasa, Fotobiorreactores.

Estimation of microalgae production in industrial photobioreactors

Abstract

Microalgae reactors provide an efficient and clean alternative for production of biogas, biofuel, nutritional and cosmetic products, etc. The main control objective in these systems is the optimization of productivity. For this reason, it is crucial monitoring the biomass concentration in the reactor and so to determine the productivity in real time. Despite this, there are no sufficiently robust solutions on the market, especially for open reactors on an industrial scale. This paper presents the first results in the development of a new online biomass estimator, based on a very robust observer, the sliding modes observer, combined with a nonlinear and time-varying dynamic model endowed with a minimum number of states, which allow capturing the essential aspects of the microalgae production process. This soft-sensor has been tested with a complete model of the reactor and the simulations show promising results in terms of accuracy and robustness.

Keywords: Microalgae, Estimation, Biomass concentration, Raceway Photo-bioreactor.

1. Introducción

Las microalgas son microorganismos fotosintéticos, es decir, que hacen uso de la energía solar para producir compuestos orgánicos, con un gran potencial por sus propiedades de biomasa, con carbohidratos, lípidos, proteínas o pigmentos, entre otros. Constituyen una solución muy atractiva para la generación de biogas, biofuel y también para la producción de produc-

tos con alto valor añadido para alimentación animal, nutrición humana, productos farmacéuticos o cosméticos. Además, para la producción de las microalgas no es necesaria tierra fértil ni agua limpia, puede hacerse incluso en aguas residuales o contaminadas. Por otro lado, el crecimiento de las microalgas mediante la fotosíntesis implica un consumo necesario de CO_2 , contribuyendo así a mitigar las emisiones de gases industriales.

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

Todas las características reseñadas inciden en que la producción de microalgas constituye una clara opción para afrontar los problemas de la sociedad actual como la disponibilidad de agua, producción de energía limpia o reducción de los gases de efecto invernadero (Hernández-Pérez and Labbé, 2014).

A pesar del gran potencial de los sistemas de producción de microalgas, el proceso presenta una dinámica muy compleja debido a su naturaleza biológica, como se describe en (Fernández et al., 2016). Hay también numerosas variables que afectan al crecimiento de las microalgas tales como el tamaño del reactor, el nivel de profundidad del cultivo, el pH, el oxígeno disuelto, la radiación solar y la temperatura, entre otros. El problema se complica aún más cuando la producción de microalgas se combina con el tratamiento de aguas residuales (Sánchez-Zurano et al., 2021). Todas estas características hacen que las tareas de modelado y control sean un desafío continuo (Hoyo et al., 2022).

El principal problema de control en estos sistemas es la optimización de la productividad buscando el compromiso entre producción y costes de funcionamiento. En este punto, la concentración de biomasa en el reactor debería monitorizarse para determinar en tiempo real la productividad del sistema. Sin embargo, hay falta de sensores robustos para esta variable, y su estimación es realmente compleja. Pueden encontrarse algunas soluciones en la literatura, como turbidímetros, pero su uso sólo es adecuado en reactores cerrados pequeños. Son necesarias por tanto nuevas alternativas en línea con baja sensibilidad y robustas, ya que hoy en día las soluciones más comúnmente usadas en la industria son mediciones de peso en seco, fuera de línea, que no son útiles desde el punto de vista del control.

Por esta razón, el desarrollo de estimadores u observadores de estados aplicados a procesos basados en microalgas es una línea de investigación muy interesante y prometedora. Pueden encontrarse en la literatura algunos trabajos como (García-Mañas et al., 2019), pero hay todavía en la industria una gran demanda de desarrollo de soluciones más robustas y que posibiliten la monitorización en línea, especialmente para trabajar en reactores abiertos (*raceway*) y a escala industrial.

En este sentido, este trabajo presenta unos primeros resultados en el desarrollo de un nuevo estimador de biomasa en línea, basado en un observador de modos deslizantes combinado con un modelo dinámico no lineal y variante en el tiempo dotado de un número mínimo de estados, que permiten capturar los aspectos esenciales, tanto biológicos como de ingeniería, del proceso de producción de las microalgas.

1.1. Descripción del fotobiorreactor abierto industrial

Las características del reactor industrial abierto utilizadas en el diseño del estimador, son las del reactor que se muestra en la Figura 1, localizado en las instalaciones de IFAPA próximo a la Universidad de Almería.

Está dividido en tres partes: un foso de 0,59 m³ a 1,5 m bajo tierra, donde se realizan los procesos de inyección de flujo de aire y CO₂ para controlar el oxígeno disuelto y el pH respectivamente; un canal o receptor solar diseñado en forma de U con dos tramos de 50 m de longitud, 1 m de ancho y 0,46 m de profundidad por donde se hacen circular las microalgas para que reciban radiación solar y realicen la fotosíntesis; y unas pa-

las de 1.2 m de diámetro conectadas a un motor eléctrico para impulsar las microalgas.

Los sensores de pH, temperatura y oxígeno disuelto están situados a lo largo del reactor: antes de las palas, después del foso (inicio del canal), y al final del canal.



Figura 1: Raceway reactor en las instalaciones de IFAPA próximo a la Universidad de Almería (España)

2. Modelo reducido y Observador de modos deslizantes

La función de un observador es la estimación del estado de un sistema a partir de sus entradas y salidas, realimentando con ganancias la diferencia entre las medidas de la planta y las salidas de un modelo dinámico de la misma, hasta ajustar los estados estimados a los reales.

En la siguiente Figura 2 se representan de forma resumida las entradas, salidas y la dinámica del estimador de estado que se desarrollará en las siguientes Subsecciones. Primero se describe un modelo reducido de la compleja dinámica del fotobiorreactor que permitirá al observador 'replicar' la planta en línea. En segundo lugar se presentará la dinámica del observador.

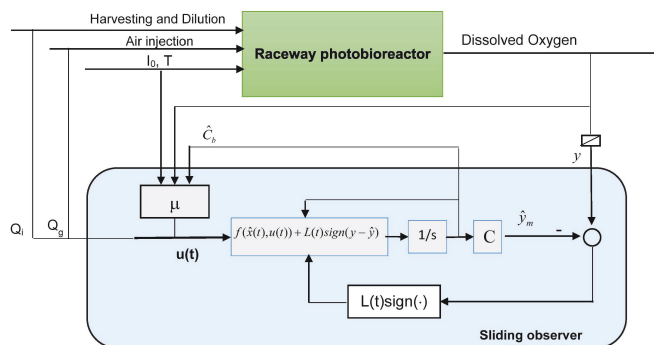


Figura 2: Estimación de la producción de microalgas en un fotobiorreactor industrial mediante un observador de modos deslizantes

2.1. Modelo reducido de la producción de microalgas

El modelo utilizado para la estimación de las concentraciones de biomasa y oxígeno en el reactor asume una sección única con la dimensión total del reactor y mezcla perfecta, es decir, no se diferencian las tres partes del reactor (foso, canal y palas) ni tampoco variaciones espaciales en las variables.

Tiene en cuenta tanto los aspectos biológicos de los microorganismos como los de ingeniería del reactor, contemplando

las operaciones básicas en un día de funcionamiento normal como los procesos de cosechado y dilución, o el lazo de control del oxígeno disuelto, necesario para mantener su valor en niveles adecuados para el crecimiento de las algas. En este caso el tipo de control modelado es un control todo-nada, según el cual si el oxígeno disuelto excede un determinado valor, se inyecta aire.

Además ya que las dinámicas de las concentraciones de biomasa y de oxígeno son independientes de las concentraciones de carbono total inorgánico y de iones de hidrógeno (componentes principales que afectan al pH), en este primer trabajo se parte de unas condiciones de funcionamiento con el nivel de pH controlado próximo a su valor óptimo.

Con estas hipótesis de trabajo, las variables principales del modelo son las concentraciones de biomasa C_b y de oxígeno O_2 , cuyas dinámicas se obtienen del modelo de ingeniería del reactor. Por otro lado, aplicando el modelo biológico, obtenemos la tasa de crecimiento o fotosíntesis de las microalgas μ , que bajo la hipótesis de exceso de nutrientes, puede calcularse en función de la radiación solar promedio I_{av} , y factores normalizados que ponderan la influencia de la temperatura T y pH del cultivo, y la concentración de oxígeno disuelto (DO), (ver (Fernández et al., 2016) y (Guzmán et al., 2021) para más detalles): $\mu(t) = \mu(I_{av}) \cdot \bar{\mu}(T) \cdot \bar{\mu}(pH) \cdot \bar{\mu}(DO)$.

Las entradas para el observador serán: la radiación solar (I_0), la temperatura del medio de cultivo (T), el flujo de aire inyectado (Q_g) para controlar la concentración de DO , y los flujos volumétricos del medio de cultivo Q_m , de dilución Q_d , y de cosechado Q_h ; y la medida utilizada es la concentración de oxígeno disuelto ($DO = k_{DO} \cdot O_2$).

Se define a continuación el modelo de una forma adecuada para la formulación del observador (ver las equivalencias con (Fernández et al., 2016) descritas en Tabla 1), para un valor constante del nivel de profundidad D del medio de cultivo (habitualmente el cosechado y la dilución se realizan de forma simultánea en el mismo periodo de tiempo).

Sea el vector de estados, las entradas y la salida:

$$\mathbf{x}(t) = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} C_b \\ O_2 \end{pmatrix} \quad (1)$$

$$\mathbf{u}(t) = \begin{pmatrix} u_1 \\ u_2 \\ u_3 \\ u_4 \\ u_5 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mu \\ Q_m \\ Q_d \\ Q_g \\ Q_l \end{pmatrix} \quad (2)$$

with $u_1 = \mu(I_0, T, y, pH, x_1)$

$$y(t) = k_{DO} \cdot x_2 = DO \quad (3)$$

La dinámica de estados viene dada por las ecuaciones siguientes:

$$\dot{\mathbf{x}} = f(\mathbf{x}, \mathbf{u}) = \begin{pmatrix} f_1(\mathbf{x}, \mathbf{u}) \\ f_2(\mathbf{x}, \mathbf{u}) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \end{pmatrix} \quad (4)$$

con

$$\begin{aligned} \dot{x}_1 &= (u_1 - k_V u_2) \cdot x_1 \\ \dot{x}_2 &= k_{21} u_1 x_1 - [k_{22}(t, u_4, u_5) + k_V u_2] \cdot x_2 \\ &\quad + k_{2e}(t, u_4, u_5) + k_V k_{2i} u_3 \end{aligned} \quad (5)$$

donde la dependencia temporal en x_i and u_i ha sido omitida por simplicidad.

Tabla 1: Equivalencias del modelo

Variables en (5)	Variables en (Fernández et al., 2016)
k_V	$\frac{1}{wLD}$
$k_{2e}(t, u_4, u_5)$	$Kla_{O_2}(t, Q_g, Q_l) \cdot [O_2^*]$
k_{21}	$Y_{g_{bio}}^{O_2} \cdot \frac{1}{M_{O_2}}$
$k_{22}(t, u_4, u_5)$	$Kla_{O_2}(t, Q_g, Q_l)$
k_{2i}	$[O_2]_{inlet}$

El modelo descrito ha sido validado con un simulador completo del fotobiorreactor basado en (Fernández et al., 2016). El simulador, testado experimentalmente, considera dos secciones: el foso de 1 m de longitud y el canal completo subdividido en celdas de 1 m de longitud cada una. Se calculan las variables principales a la entrada y a la salida de cada celda del canal considerando el proceso de fotosíntesis, y en el foso, a su entrada y salida, considerando los procesos de dilución e inyección de gases. Por tanto, además de la variación temporal, se tiene en cuenta la variación espacial de las variables principales.

Con el modelo reducido propuesto se obtiene un buen ajuste de las distintas variables del simulador, como se aprecia en las siguientes figuras (Figura 3 a Figura 5), con sus escalas de tiempo en horas, donde se han seleccionado algunas de las variables más representativas.

Para las mismas entradas de: radiación solar, temperatura y flujos volumétricos Q_d , Q_h , Q_l que se aplican al simulador, el modelo simplificado con dinámica (1)-(5) reproduce la tasa de crecimiento μ de las microalgas (Figura 3) afectada también de un factor de ponderación que es función del valor del oxígeno disuelto DO actualizado según (5).

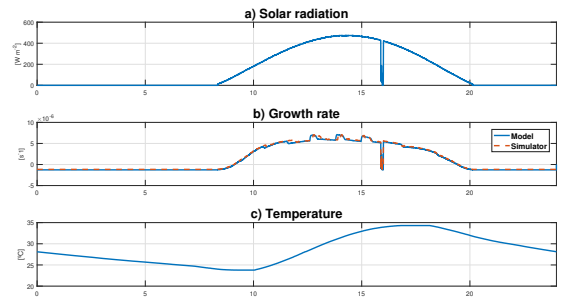


Figura 3: Radiación solar, Temperatura y Tasa de crecimiento

Puede también verse en Figura 4 y Figura 5 que el modelo aproxima correctamente la dinámica de las concentraciones de la biomasa y el oxígeno a lo largo del día, con labores de cosechado (de 9 a 10 horas y dilución de 10 a 11 horas), capturando la dinámica lenta y dominante del sistema, como puede verse en la evolución del oxígeno disuelto DO . En esta última variable su dinámica dominante es reproducida por el modelo, pero no las oscilaciones existentes en la señal del simulador, que son debidas a la circulación del flujo de aire por el medio de cultivo a través del receptor solar, siendo el flujo de aire la entrada de control (también modelada) cuando DO supera el máximo valor permitido.

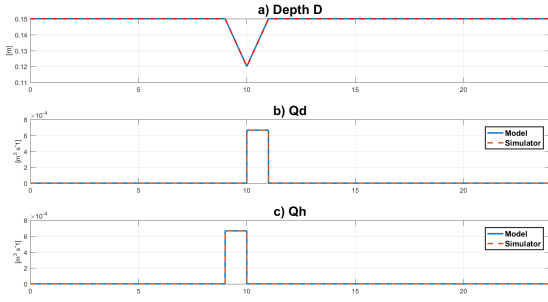


Figura 4: Profundidad del medio de cultivo, Cosechado y Dilución

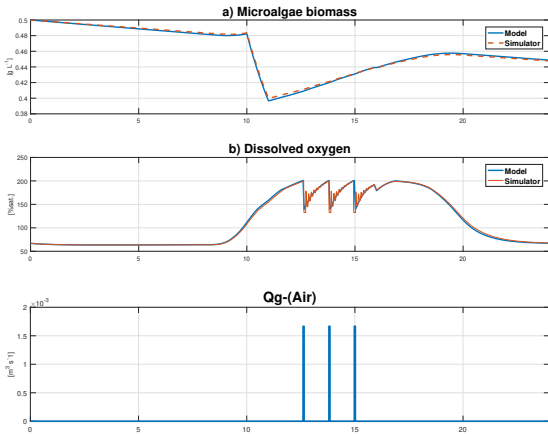


Figura 5: Biomasa, oxígeno disuelto y entrada de control de flujo de aire.

Podemos por tanto simular y 'replicar' la dinámica del fotobiorreactor con un modelo simple no lineal y variante en el tiempo, destacando la drástica reducción tanto del tiempo de ejecución como del número de estados del modelo reducido comparado con el simulador completo, muy importante para los propósitos de control y estimación en línea.

2.2. Formulación del observador de modos deslizantes

El modelo simplificado del fotobiorreactor es un modelo MISO no lineal y variante en el tiempo. De acuerdo con el esquema en la Figura 2, un observador de modos deslizantes de primer orden como el descrito en (Wang et al., 1997), se formula como sigue:

$$\dot{\hat{x}}(t) = f(\hat{x}(t), u(t)) + L(t) \operatorname{sgn}(\sigma) \quad (6)$$

con las ganancias del observador y la superficie deslizante:

$$L(t) = (L_1(t) \ L_2)^T, \quad \sigma = (x_2 - \hat{x}_2) \quad (7)$$

La función signo, $\operatorname{sgn}(\sigma)$, se define como:

$$\operatorname{sgn}(\sigma) = \begin{cases} 1 & \text{if } \sigma > 0 \\ -1 & \text{if } \sigma < 0 \end{cases} \quad (8)$$

Para la selección de las ganancias del observador la cuestión clave es asignar primero la ganancia de conmutación L_2 que mantenga la salida del modelo en su superficie de deslizante, y después, calcular las ganancias variantes en el tiempo del sistema reducido resultante (resto de estados excepto la salida) de

forma que la dinámica de lazo cerrado del error de estimación de estos estados sea invariante, es decir, que sus polos se mantengan fijos.

Así, en nuestro caso, la dinámica del error de estimación $\dot{\hat{x}}_1 = (\mathcal{A}(t) - \beta(t)C)\hat{x}_1$ del sistema de orden reducido, linealizando sobre la trayectoria de estimación, viene dado por:

$$\dot{\hat{x}}_1 = (\nabla_{x_1} f_1 - \beta(t) \nabla_{x_1} f_2) \hat{x}_1 \quad (9)$$

$$\text{donde } \beta(t) = \frac{L_1(t)}{L_2}$$

Cuando $(\mathcal{A}(t), C)$ es observable en todo tiempo t y de variación lenta, es posible asignar las posiciones λ_i deseadas de todos los polos de $\mathcal{A}(t) - \beta(t)C$, y obtener un polinomio característico deseado $p_L(s) = (s - \lambda_i)$.

Una cuestión importante también del diseño es intentar eliminar el *chattering* en la variable deslizante, característico del observador de modos deslizante. Para ello en vez de utilizar la función *signo* se usa la función saturación:

$$\operatorname{sat}\left(\frac{\sigma_i}{\phi_i}\right) = \begin{cases} \frac{\sigma_i}{\phi_i} & \text{if } \left|\frac{\sigma_i}{\phi_i}\right| \leq 1 \\ \operatorname{sign}\left(\frac{\sigma_i}{\phi_i}\right) & \text{if } \left|\frac{\sigma_i}{\phi_i}\right| > 1 \end{cases} \quad (10)$$

3. Resultados de las simulaciones

Los resultados siguientes, Figura 6 y Figura 7, muestran cómo el observador de modos deslizantes debidamente sintonizado es capaz de estimar con precisión las concentraciones de biomasa y oxígeno a partir de las medidas con ruido del oxígeno disuelto.

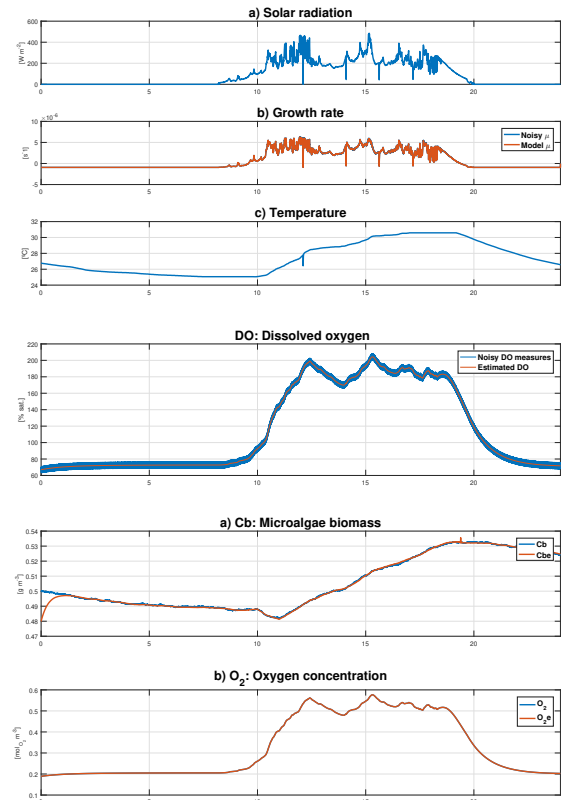


Figura 6: Caso 1: Entradas, medidas ruidosas, estados reales y estimados.

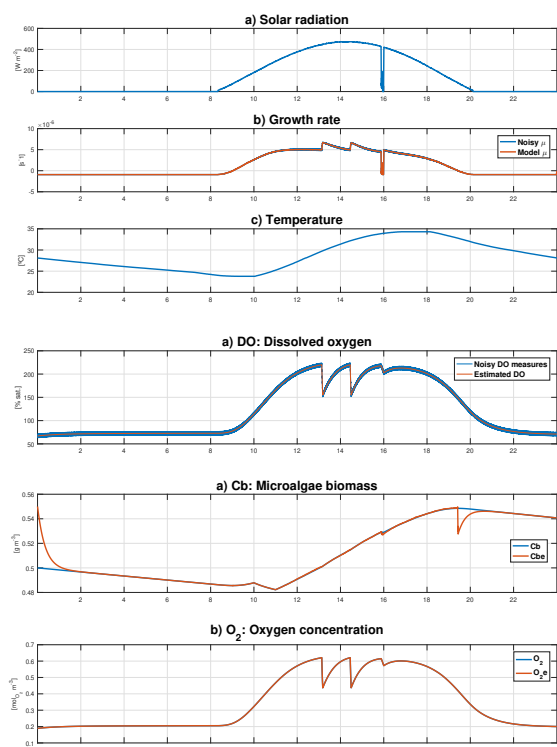


Figura 7: Caso 2: Entradas, medidas ruidosas, estados reales y estimados.

Para sintonizar el observador se seleccionan los siguientes parámetros de diseño tras ensayos de prueba-error mediante simulaciones. En primer lugar se fija la ganancia de conmutación $L_2 = 1 \cdot 10^{-2}$ que junto a un valor $\phi = 1 \cdot 10^{-2}$ en la función de saturación, mantiene la salida del modelo en su superficie deslizante, disminuyendo el chattering. A continuación, se selecciona la posición fija deseada del polo $\lambda = -8 \cdot 10^{-4}$ que gobierna la dinámica del error de estimación $\mathcal{A}(t) - \beta(t)C$. De esta forma, cada paso de simulación se calcula la ganancia variante en el tiempo $L_1(t)$ por asignación de polos (mediante Ackermann o siguiendo el procedimiento descrito en (Wang et al., 1997)) a partir de λ , C , y la matriz linealizada $\mathcal{A}(t)$ que se actualiza cada paso evaluándola sobre el estado estimado.

Las simulaciones, ejecutadas con un periodo de muestreo de 1 s y con las escalas de tiempo en las gráficas indicadas en horas, muestran dos casos con condiciones climatológicas diferentes de un día completo de operación normal del reactor.

La elección de este valor del periodo de muestreo es adecuado por la utilización del observador de modos deslizantes, para que en su diseño e implementación, la salida del modelo se mantenga en la superficie deslizante.

Los datos de radiación solar y temperatura son experimentales, con una cadencia de 1 s y el cosechado y la dilución se realizan de forma simultánea en modo continuo entre las 10 h y las 11 h. Entra en funcionamiento el lazo de control si excede el valor máximo de oxígeno disuelto permitido.

La incertidumbre paramétrica o errores del modelo se incorporan a través de la dependencia de la tasa de crecimiento del

modelo con las medidas de oxígeno disuelto y valores del pH (próximos a su valor óptimo) aleatorios con distribución uniforme. También se añade ruido en la concentración de la biomasa. Además se consideran errores iniciales de estimación.

4. Conclusiones

En este trabajo hemos aplicado una clase de observador muy robusto, el de modos deslizantes, al proceso de producción de microalgas en un reactor industrial abierto. Hasta donde alcanza nuestro conocimiento, la primera vez que se propone.

El observador diseñado se caracteriza por el uso de un número mínimo de estados, manteniendo la dinámica no lineal y variante en el tiempo. Las simulaciones muestran resultados satisfactorios y prometedores.

Como líneas futuras de trabajo, además de las pruebas experimentales directas en el fotobiorreactor industrial para su implementación en línea, en la vertiente teórica, se analizarán más casos y simulaciones para un ajuste fino de los parámetros del observador. También se investigará la mejora de su comportamiento en cuanto a la obtención de una convergencia más rápida sin grandes desviaciones en el transitorio, aspectos para los que los observadores *reset* (y en general los híbridos) han demostrado ser muy efectivos, como se analiza en (Paesa et al., 2011) y (Barreiro and Delgado, 2019).

Agradecimientos

Este trabajo se ha desarrollado en el marco del proyecto de investigación PID2020-112709RB-C2X financiado por MCIN/AEI/10.13039/501100011033.

Referencias

- Barreiro, A., Delgado, E., 2019. Reset observers alleviating the peaking and the robustness tradeoffs: A case study on force estimation in teleoperation. *ISA Transactions* 94, 36–46.
- Fernández, I., Ación, F., Guzmán, J., Berenguel, M., Mendoza, J., 2016. Dynamic model of an industrial raceway reactor for microalgae production. *Algal Research* 17, 67–78.
- García-Mañas, F., Guzmán, J., Berenguel, M., Ación, F., 2019. Biomass estimation of an industrial raceway photobioreactor using an extended kalman filter and a dynamic model for microalgae production. *Algal Research* 37, 103–114.
- Guzmán, J. L., Ación, F., Berenguel, M., 2021. Modelado y control de la producción de microalgas en fotobiorreactores industriales. *Revista Iberoamericana de Automática e Informática industrial* 18, 274–283.
- Hernández-Pérez, A., Labbé, J., 2014. Microalgae, culture and benefits. *Rev. Biol. Mar. Oceanogr* 49, 157–173.
- Hoyo, A., Guzmán, J. L., Moreno, J., Baños, A., 2022. Control robusto del pH en un fotobiorreactor raceway. *Revista Iberoamericana de Automática e Informática industrial* 19(3), 1–18.
- Paesa, D., Baños, A., Sagüés, C., 2011. Optimal reset adaptive observer design. *Systems and Control Letters* 60, 877–883.
- Sánchez-Zurano, A., Rodríguez-Miranda, E., Guzmán, J. L., Ación, F. G., Fernández-Sevilla, J., Molina, E., 2021. Abaco: A new model of microalgae-bacteria consortia for biological treatment of wastewaters. *Applied Sciences* 11, 998.
- Wang, G., Peng, S., Huang, H., 1997. A sliding observer for nonlinear process control. *Chemical Engineering Science* 52(5), 787–805.