

SENSORES VIRTUALES BASADOS EN OBSERVADOR PARA SUPERVISAR CULTIVOS DE MICROALGAS

Velez-Landa, L₁., Astorga-Zaragoza, C.M₂*, Hernández de-León, H.R₁., Osorio-Gordillo, G.L₂., Bermúdez-Hernández, J.R₁

¹Tecnológico Nacional de México/Instituto Tecnológico de Tuxtla Gutiérrez. Carr. Panamericana 1080, Boulevares, C.P 29050, Tuxtla Gutiérrez, Chiapas.

²Tecnológico Nacional de México/Centro Nacional de Investigación y Desarrollo Tecnológico. Int. Internado Palmira S/N, C.P 62490, Col. Palmira, Cuernavaca Morelos

*Autor de correspondencia: *Astorga-Zaragoza C.M:* astorga@cenidet.edu.mx. Tel. (777) 362-770 ext. 1406 Fax. (777) 362-779.

Recibido: 21 de Septiembre 2019, Aceptado: 13 de Noviembre 2019.

Resumen

En este artículo, se presenta el diseño de observadores de estado no lineales que brindan de forma simultánea la estimación de parámetros y la estimación de variables de estado. El caso de estudio son los cultivos de microalgas para la generación de biodiésel, donde, las tasas de reacción, la concentración de biomasa, cuota intracelular y concentración de nitrógeno, son variables críticas que ofrecen información sobre el estado del proceso. Sin embargo, estas variables podrían ser no medibles e inciertas, a causa de, la falta de instrumentos adecuados, a los altos costos de sensores y a la factibilidad de instalación durante el proceso. Por lo tanto, en este artículo se presentan dos alternativas de *sensores virtuales*: un observador adaptable y otro de alta ganancia como alternativa al uso de sensores físicos. Los resultados se verificaron en simulación utilizando el modelo matemático de Droop que describe la capacidad de las microalgas para almacenar nutrientes y el desacoplamiento entre la absorción del sustrato y el crecimiento de biomasa.

Palabras clave: Microalgas, biodiésel, sensores virtuales, estimación, modelo matemático

Abstract

In this paper, a nonlinear state observer design is presented, it provides simultaneously parameter estimation and state estimation variables. The case of study is microalgae cultures for biodiesel generation, where reaction rates, biomass concentration, intracellular quota and nitrogen concentration are critical variables that provide information of the state of the process. However, these variables may be unmeasurable and uncertain, due to, the lack of specific instruments, high sensor costs and the feasibility of installation during the process. Therefore, two virtual sensors are presented in this paper. An adaptive observer and high gain observer

as an alternative to the use of physical sensors. The results are evaluated via simulations using Droop's mathematical model that describes the ability of microalgae to store nutrients and the decoupling between substrate uptake and biomass growth.

Keywords: Microalgae, biodiesel, virtual sensors, estimation, mathematical model

Introducción

La fuerte dependencia de los combustibles fósiles para cubrir la demanda energética mundial se ha vuelto cada vez más evidente. Sin embargo, los combustibles fósiles no son renovables, su combustión es causante de la emisión de grandes cantidades de dióxido de carbono (CO₂), que es el gas de efecto invernadero, responsable del cambio climático y, además, podrían agotarse (Leonard et al., 2020; Barreto, 2018; Amalina et al., 2018). De hecho se prevé que las reservas de petróleo serán escasas para el año 2050 de modo que, a medida que disminuya su producción los costos aumentarán (Shih et al., 2013).

Por ello, existe una urgente necesidad de encontrar fuentes alternativas de energía sostenibles, renovables, fácilmente disponibles y asequibles (Deshmukh et al., 2019). El biodiesel es una opción prometedora al combustible derivado de fósiles, debido a que cuenta con alto punto de inflamación, es biodegradable, ecológico y emite bajas concentraciones de gases contaminantes durante su combustión (Ching et al., 2015; Rincón et al., 2014).

Una de las materias primas que ha recibido mayor atención por la comunidad científica para la producción de biodiésel y que potencialmente podrían resolver la crisis energética actual son las microalgas, organismos fotosintéticos que utilizan una fuente de luz, dióxido de carbono, agua y nutrientes para generar biomasa (Uganeeswary et al., 2019; Chun et al., 2011).

El contenido de aceite en la biomasa de microalgas es alrededor de 20-50% en peso de masa seca (Spolaore et al., 2006), además tienen la cualidad de superar diversas limitaciones, ya que, se cultivan en tierras infértiles, no causan problemas alimentarios, no necesariamente requieren el uso de agua dulce y podrían satisfacer la demanda mundial de combustibles para el transporte (Mohammadmatin et al., 2018; Demirbas, 2010; Chisti, 2007). A diferencia de los cultivos terrestres, las microalgas crecen de 10-50 veces más rápido (Chun et al., 2011) y se espera que la producción de biodiesel sea de 15 a 300 veces mayor (Amalina et al., 2018) debido a que, comúnmente duplican su masa en 24 horas (Chisti, 2007) y su ciclo de cosecha es muy corto (alrededor de 12 días, dependiendo de la especie) lo que permite obtener biomasa durante todo el año, y por lo tanto, la producción de 19, 000 a 57, 000 litros de aceite por hectárea en un año, es decir, mayor volumen de lípidos que cualquier otra materia prima para biodiésel (Demirbas et al., 2011).

En este contexto, para realizar un seguimiento continuo del estado del proceso, prevenir interrupciones y paradas de la planta, el uso de técnicas de monitoreo y control son de suma importancia. Desafortunadamente la supervisión se ve obstaculizada por la falta de mediciones en línea, dada la carencia de dispositivos apropiados, a sus altos costos y la factibilidad de instalar sensores en el sistema (Benavides et al., 2015; Mohd et al., 2015; De Battista et al., 2011; Jenzsch et al., 2006). De modo que, para mitigar esta dificultad, es de gran interés el diseño e implementación de observadores o sensores virtuales robustos y confiables que combinan la información de un modelo de proceso y las mediciones disponibles para estimar

variables de estado y parámetros no medidos como una alternativa de solución al uso de costosas sondas de hardware en línea (Benavides et al., 2015 and Dochain, 2003).

Sin embargo, la estimación de variables y parámetros en bioprocesos es una tarea desafiante dado su comportamiento dinámico complejo y no lineal, la falta de sensores confiables, las incertidumbres de modelado, variaciones impredecibles de parámetros, entre otros factores (Dochain, 2003; De Battista et al., 2011). En este aspecto, los parámetros cinéticos están correlacionados directamente con el rendimiento del proceso, pero no son medibles con sensores disponibles comercialmente. Por ello, es de gran importancia implementar métodos robustos para determinar las características específicas en un período corto de tiempo y seleccionar microorganismos relevantes a nivel industrial (Dietzsch et al., 2011; Jenzsch et al., 2006).

La principal contribución de este trabajo es la implementación de observadores de estado como sensores virtuales en aplicaciones biotecnológicas como los cultivos de microalgas para el monitoreo en línea de las tasas de reacción y la concentración de nutrientes a partir del conocimiento de las mediciones disponibles. Ésta propuesta es una extensión de lo publicado en Velez et al., (2019), la principal diferencia en este trabajo consistió en emplear una tasa de dilución variable para la estimación simultánea de dos parámetros que cambian en el transcurso del proceso, además, se estimaron concentraciones de nutrientes difíciles de medir como la cuota intracelular que no es posible controlarla en línea (Coutinho et al. 2019).

Metodología

2.1 Modelo matemático

El modelo de Droop (Droop, 1983) es uno de los más aceptados y ampliamente utilizado para diseño, análisis, operación y control de procesos complejos como los cultivos de microalgas. Expresa el balance de masa en un fotobiorreactor continuo, de tres variables de estado, concentración de biomasa (X), concentración sustrato (S) y cuota intracelular (Q), en este caso se considera al nitrógeno extracelular como sustrato limitante, debido a que, es de particular interés cuando la biomasa de microalgas se requiere para la producción de biodiésel, dado que la acumulación de lípidos dentro de las microalgas se desencadena al someterlas a estrés por el agotamiento de nitrógeno en el cultivo (Solimeno et al, 2017; Benavides et al., 2015; Yuan et al, 2014; Yoo et al, 2014; Bougaran et al., 2010).

Las siguientes Ecuaciones muestran el modelo de Droop para los cultivos de microalgas:

$$\dot{X} = \mu_m \left(1 - \frac{Q_0}{Q}\right) X - DX \quad \text{Ecuación 1a}$$

$$\dot{S} = -\rho_m \left(\frac{S}{S+k_s}\right) X - DS + DS_{in} \quad \text{Ecuación 1b}$$

$$\dot{Q} = \rho_m \left(\frac{S}{S+k_s}\right) - \mu_m \left(1 - \frac{Q_0}{Q}\right) Q \quad \text{Ecuación 1c}$$

donde la tasa de dilución D , es el cociente entre el flujo de entrada y el volumen del cultivo, k_s la constante de saturación media del sustrato, ρ_m la tasa de absorción máxima de nitrógeno, Q_0 es la cuota intracelular mínima a la cual las microalgas ya no crecen y μ_m la tasa de crecimiento máxima.

Suposición 1. El volumen e iluminación son constantes, la temperatura se distribuye uniformemente dentro del fotobiorreactor, el pH se mantiene en 7.3, el medio de cultivo se encuentra perfectamente mezclado y limitado de nitrógeno.

Realizando un cambio de variable, el sistema (Ecuaciones 1a, 1b y 1c) puede reescribirse como

$$\dot{x}_1 = \theta_1 \left(1 - \frac{Q_0}{Q}\right) x_1 - u x_1 \quad \text{Ecuación 2a}$$

$$\dot{x}_2 = -\theta_2 \left(\frac{x_2}{x_2 + k_s}\right) x_1 - u x_2 + u S_{in} \quad \text{Ecuación 2b}$$

$$\dot{x}_3 = \theta_2 \left(\frac{x_2}{x_2 + k_s}\right) - \theta_1 \left(1 - \frac{Q_0}{x_3}\right) x_3 \quad \text{Ecuación 2c}$$

Donde $x_1=X$, $x_2=S$, $x_3=Q$, $u \in \mathbb{R}$ es la entrada de control del sistema, $\theta_1=\mu_m$ y $\theta_2=\rho_m$ son los parámetros desconocidos (la tasa de crecimiento máxima y la tasa de absorción máxima de nitrógeno, respectivamente).

La Tabla 1 muestra la descripción de los parámetros, así como sus valores, presentados en Benavides et al., (2015) para la microalga *Dunaliella tertiolecta*.

Tabla 1. Definición de parámetros

Parámetro	Valor	Definición
θ_1	1.8102 d ⁻¹	Tasa de crecimiento máxima
θ_2	0.0916 gN gD.W. ⁻¹ d ⁻¹	Tasa de absorción máxima de nitrógeno
k_s	1.7499 mgN L ⁻¹	Constante de saturación media del sustrato
Q_0	0.0369 mgN mgD.W. ⁻¹	Cuota intracelular mínima
S_{in}	15 mgN L ⁻¹	Sustrato de entrada

2.2 Observador adaptable

En general, un observador de estado, es un sistema dinámico que proporciona una estimación asintótica del estado real de un sistema, a partir del conocimiento de sus entradas y salidas (Besançon, 2000). Un observador adaptable es un algoritmo recursivo para estimar el estado de un sistema que contiene parámetros desconocidos o para estimar conjuntamente tanto sus

estados como sus parámetros desconocidos. Este tipo de observador se ha utilizado en diversas aplicaciones (Ortiz et al., 2013; Astorga et al., 2007).

Considere el siguiente sistema no lineal, escrito en la forma adaptable presentada en Besançon, (2000):

$$\dot{y} = \alpha(y, \zeta, u, t) + \beta(y, \zeta, u, t)\theta \quad \text{Ecuación 3a}$$

$$\dot{\zeta} = Z(y, \zeta, u, t) \quad \text{Ecuación 3b}$$

donde $y \in \mathbb{R}^p$ es el vector de salida del sistema (variables medidas), $\zeta \in \mathbb{R}^r$ es el vector de las variables no medidas, $u \in \mathbb{R}^m$ es el vector de las entradas medibles y $\theta \in \mathbb{R}^q$ es el vector de parámetros desconocidos.

El observador adaptable para el sistema (Ecuaciones 3a y 3b) está dado por:

$$\dot{\hat{y}} = \alpha(y, \hat{\zeta}, u, t) + \beta(y, \hat{\zeta}, u, t)\hat{\theta} - k_y(\hat{y} - y) \quad \text{Ecuación 4a}$$

$$\dot{\hat{\zeta}} = Z(y, \hat{\zeta}, u, t) \quad \text{Ecuación 4b}$$

$$\dot{\hat{\theta}} = -k_\theta \beta^T(y, \hat{\zeta}, u, t)(\hat{y} - y) \quad \text{Ecuación 4c}$$

tal que para las condiciones iniciales $\hat{y}(0)$, $\hat{\zeta}(0)$, $y(0)$, $\zeta(0)$ (el símbolo $\hat{\cdot}$ representa los valores estimados) y entrada de control $u \in A$, los errores de estimación $\|\hat{y}(t) - y(t)\|$ y $\|\hat{\zeta}(t) - \zeta(t)\|$ tienden asintóticamente a cero cuando t tiende a infinito, mientras que $\|\hat{\theta}(t) - \theta\|$ permanece acotado. Las funciones α y β son globalmente Lipschitz (el superíndice τ denota la transpuesta de una matriz), $k_y > 0$ y $k_\theta > 0$ son las ganancias para la sintonización del observador.

La dinámica del error de estimación está dada por

$$\dot{e}_y = \dot{\hat{y}} - \dot{y} \quad \text{Ecuación 5a}$$

$$\dot{e}_\zeta = \dot{\hat{\zeta}} - \dot{\zeta} \quad \text{Ecuación 5b}$$

$$\dot{e}_\theta = \dot{\hat{\theta}} - \dot{\theta} \quad \text{Ecuación 5c}$$

Considerando la función candidata de Lyapunov

$$V_e(t, e_y, e_\zeta, e_\theta) = \left(\frac{\varepsilon}{2}\right) e_y^T e_y + V(t, e_\zeta) + (\varepsilon/2k_\theta) e_\theta^T e_\theta > 0 \quad \text{Ecuación 6}$$

Su derivada está dada por

$$\dot{V}_e \leq -\varepsilon k_y \|e_y\|^2 + \varepsilon(\gamma_\alpha + \gamma_\beta) \|e_y\| \sqrt{\kappa(e_\zeta)} - \kappa(e_\zeta) > 0 \quad \text{Ecuación 7}$$

por lo tanto, $k_y > 0$ y $k_\theta > 0$ para garantizar que \dot{V}_e sea definida negativa y con ello asegurar la convergencia del observador.

2.2.1 Evaluación del observador adaptable

2.2.1.1 Estimación simultánea de la tasa de crecimiento máxima y la tasa de absorción máxima a partir de mediciones de la concentración de biomasa, nitrógeno y cuota intracelular

Para diseñar el observador adaptable no lineal, el sistema (Ecuaciones 2a, 2b y 2c) debe estar en la forma (Ecuaciones 3a y 3b) como se muestra en la Ecuación 8 de forma matricial.

$$\begin{bmatrix} \dot{y}_1 \\ \dot{y}_2 \\ \dot{y}_3 \end{bmatrix} = \underbrace{\begin{bmatrix} -uy_1 \\ uy_2 + uS_{in} \\ 0 \end{bmatrix}}_{\alpha(y, \zeta, u, t)} + \underbrace{\begin{bmatrix} y_1 \left(1 - \frac{Q_0}{y_3}\right) \\ 0 \\ -y_3 \left(1 - \frac{Q_0}{y_3}\right) \end{bmatrix}}_{\beta_1(y, \zeta, u, t)} \theta_1 + \underbrace{\begin{bmatrix} 0 \\ -y_1 \left(\frac{y_2}{y_2 + k_s}\right) \\ \left(\frac{y_2}{y_2 + k_s}\right) \end{bmatrix}}_{\beta_2(y, \zeta, u, t)} \theta_2 \quad \text{Ecuación 8}$$

Con base en las Ecuaciones 4a, 4b y 4c se propuso el diseño del observador adaptable como se presenta en las Ecuaciones 9a, 9b y 9c para la estimación simultánea de la tasa de crecimiento máxima (θ_1) y la tasa de absorción máxima (θ_2) considerando que varían a lo largo del proceso, en vista de que, los sistemas biológicos son naturalmente inciertos y cambian con el tiempo dependiendo de las condiciones externas (Countinho et al., 2019). En este caso se consideró que todos los estados son medibles, por lo tanto, $\zeta=0$ dado que, las estimaciones en línea que se desean obtener son de los parámetros.

$$\dot{\hat{y}} = \alpha(y, u, t) + \beta_1(y, u, t)\hat{\theta}_1 + \beta_2(y, u, t)\hat{\theta}_2 - k_y(\hat{y} - y) \quad \text{Ecuación 9a}$$

$$\dot{\hat{\theta}}_1 = -k_{\theta_1}\beta_1^T(y, \zeta, u, t)(\hat{y} - y) \quad \text{Ecuación 9b}$$

$$\dot{\hat{\theta}}_2 = -k_{\theta_2}\beta_2^T(y, \zeta, u, t)(\hat{y} - y) \quad \text{Ecuación 9c}$$

2.2.1.2 Estimación de la cuota intracelular a partir de mediciones de la concentración de biomasa y nitrógeno

Para diseñar el observador, el sistema (Ecuaciones 2a, 2b y 2c) debe estar en la forma de las Ecuaciones 3a y 3b como se muestra en las Ecuaciones 10a y 10b. Con la diferencia que $\zeta=Q$, dado que es la variable a estimar debido a su compleja medición en los cultivos de microalgas. Se considera que todos los parámetros (θ) son conocidos. La concentración de biomasa y la concentración de nitrógeno son medidas con sensores físicos.

$$\begin{bmatrix} \dot{y}_1 \\ \dot{y}_2 \end{bmatrix} = \underbrace{\begin{bmatrix} -uy_1 \\ uy_2 + S_{in} \end{bmatrix}}_{\alpha(y, \zeta, u, t)} + \underbrace{\begin{bmatrix} y_1 \left(1 - \frac{Q_0}{\zeta}\right) \\ 0 \end{bmatrix}}_{\beta_1(y, \zeta, u, t)} \theta_1 + \underbrace{\begin{bmatrix} 0 \\ -y_1 \left(\frac{y_2}{y_2 + k_s}\right) \end{bmatrix}}_{\beta_2(y, \zeta, u, t)} \theta_2 \quad \text{Ecuación 10a}$$

$$\dot{\zeta} = \underbrace{-\zeta \left(1 - \frac{Q_0}{\zeta}\right) \theta_1 + \left(\frac{y_2}{y_2 + k_s}\right) \theta_2}_{Z(y, \zeta, u, t)} \quad \text{Ecuación 10b}$$

Con base en las Ecuaciones 4a, 4b y 4c se propuso el diseño del observador adaptable como se presenta en las Ecuaciones 11a, 11b y 11c.

$$\dot{\hat{y}}_1 = \alpha(y, \hat{\zeta}, u, t) + \beta_1(y, \hat{\zeta}, u, t) \theta_1 - k_y(\hat{y}_1 - y_1) \quad \text{Ecuación 11a}$$

$$\dot{\hat{y}}_2 = \alpha(y, \hat{\zeta}, u, t) + \beta_2(y, \hat{\zeta}, u, t) \theta_2 - k_y(\hat{y}_2 - y_2) \quad \text{Ecuación 11b}$$

$$\dot{\hat{\zeta}} = Z(y, \hat{\zeta}, u, t) \quad \text{Ecuación 11b}$$

2.3 Observador de alta ganancia

El observador de alta ganancia fue propuesto en Gauthier et al., (1992), desde entonces se ha aplicado con éxito para la estimación de diversas variables no medibles o difícilmente medibles en columnas de destilación etanol-agua (Téllez et al., 2009), intercambiadores de calor (Astorga et al., 2008), generadores de vapor de centrales térmicas (Astorga et al., 2018), entre otras.

Considere el siguiente sistema no lineal afín al control

$$\dot{x} = f(x(t)) + g(x(t))u(t) \quad \text{Ecuación 12a}$$

$$y(t) = h(x(t)) \quad \text{Ecuación 12b}$$

donde $x(t) \in \mathbb{R}^n$ es el vector de estado, $u(t) \in \mathbb{R}$ es la entrada del sistema, $h(x(t)) \in \mathbb{R}$ es la función de salida, $f(x(t)) \in \mathbb{R}^n$ y $g(x(t)) \in \mathbb{R}^n$ son las funciones no lineales.

Asumiendo que el sistema (Ecuaciones 12a y 12b) es observable y considerando una transformación de coordenadas $z(t) = \Phi(x(t)) = [h(x) \ L_f h(x) \ \dots \ L_f^{n-1} h(x)]^T$, donde $L_f h(x)$ es la derivada de Lie de $h(x)$ a lo largo de $f(x)$, entonces el sistema se convierte en:

$$\dot{z}(t) = \tilde{A}z(t) + \Psi(z(t)) + \phi(z(t))u(t) \quad \text{Ecuación 13a}$$

$$y(t) = \tilde{C}z(t) \quad \text{Ecuación 13b}$$

Donde $z(t) \in \mathbb{R}$, $\tilde{A} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 \\ \vdots & \dots & 0 & 0 \\ 0 & \ddots & 0 & 1 \\ 0 & \dots & 0 & 0 \end{bmatrix}$, $\Psi(z(t)) = \begin{bmatrix} 0 \\ \vdots \\ 0 \\ \Psi_n(z(t)) \end{bmatrix}$, $\phi(z(t)) = \begin{bmatrix} \phi^1(z(t)) \\ \phi^2(z_1(t), z_2(t)) \\ \vdots \\ \phi^n(z_1(t), \dots, z_n(t)) \end{bmatrix}$ y

$$\tilde{C} = [1 \ 0 \ \dots \ 0].$$

Un observador para el sistema (Ecuaciones 13a y 13b) está dado por (Gauthier et al., 1992):

$$\dot{\hat{z}}(t) = \tilde{A}\hat{z}(t) + \Psi(\hat{z}(t)) + \phi(\hat{z}(t))u(t) + S_{\theta}^{-1}\tilde{C}^T(\tilde{C}z(t) - \tilde{C}\hat{z}(t)) \quad \text{Ecuación 14}$$

Donde S_{θ} es una matriz simétrica definida positiva calculada a partir de la Ecuación de Lyapunov

$$\theta S_{\theta} + A^T S_{\theta} + S_{\theta} A = \tilde{C}^T \tilde{C} \quad \text{Ecuación 15}$$

donde $\theta > 0$ es el parámetro de calibración del observador.

Considerando un sistema de tercer orden, en el caso de cultivos de microalgas (modelo Droop), la matriz S_{θ} se expresa de la siguiente manera:

$$S_{\theta} = \begin{bmatrix} \frac{1}{\theta} & -\frac{1}{\theta^2} & \frac{1}{\theta^3} \\ -\frac{1}{\theta^2} & \frac{2}{\theta^3} & -\frac{3}{\theta^4} \\ \frac{1}{\theta^3} & -\frac{3}{\theta^4} & \frac{6}{\theta^5} \end{bmatrix} \quad \text{Ecuación 16}$$

En las coordenadas originales $x(t) = \phi^{-1}(z(t))$, el observador dado en la Ecuación 14 se convierte en:

$$\dot{\hat{x}}(t) = f(\hat{x}(t)) + g(\hat{x}(t))u(t) + \left[\frac{\partial \phi(\hat{x}(t))}{\partial \hat{x}} \right]^{-1} S_{\theta}^{-1} \tilde{C}^T (y(t) - \hat{y}(t)) \quad \text{Ecuación 17a}$$

$$\hat{y} = h(\hat{x}(t)) \quad \text{Ecuación 17b}$$

donde $J(\hat{x}(t)) = \frac{\partial \phi(\hat{x}(t))}{\partial \hat{x}}$ es la matriz Jacobiana nxn de $\phi(\hat{x}(t)) = \phi(x(t))|_{x(t)=\hat{x}(t)}$.

Una condición para la existencia de un observador para el sistema (Ecuaciones 12a y 12b) es que $\text{rank}(J(x(t))) = n$.

2.3.1 Evaluación del observador de alta ganancia

Para diseñar el observador el sistema (Ecuaciones 2a, 2b y 2c) debe representarse como se muestra en las Ecuaciones 12a y 12b. Tomando en cuenta mediciones disponibles en línea de la concentración de biomasa (x_1).

$$\dot{x} = \underbrace{\begin{bmatrix} \mu_m x_1 - \frac{\mu_m Q_0 x_1}{x_3} \\ -\frac{\rho_m x_1 x_2}{x_2 + k_s} \\ \frac{\rho_m x_2}{x_2 + k_s} - \mu_m x_3 + \mu_m Q_0 \end{bmatrix}}_{f(x(t))} + \underbrace{\begin{bmatrix} -x_1 \\ -x_2 + S_{in} \\ 0 \end{bmatrix}}_{g(x(t))} u(t) \quad \text{Ecuación 18a}$$

$$y(t) = x_1$$

Ecuación 18b

Se puede verificar que para el sistema (Ecuaciones 18a y 18b) es que $rank(J(x(t))) = 3$, por lo tanto, el sistema es observable.

Entonces el observador de alta ganancia propuesto queda de la siguiente forma

$$\dot{\hat{x}}(t) = f(\hat{x}(t)) + g(\hat{x}(t))u(t) + \left[\frac{\partial \phi(\hat{x}(t))}{\partial \hat{x}} \right]^{-1} S_{\theta}^{-1} \tilde{C}^T (x_1(t) - \hat{x}_1(t)) \quad \text{Ecuación 19a}$$

$$\hat{y} = \hat{x}_1 \quad \text{Ecuación 19b}$$

donde

$$S_{\theta}^{-1} = \begin{bmatrix} 3\theta & 3\theta^2 & \theta^3 \\ 3\theta^2 & 5\theta^3 & 2\theta^4 \\ \theta^3 & 2\theta^4 & \theta^3 \end{bmatrix}.$$

Resultados y discusión

Se presentaron dos escenarios de estudio para la supervisión de cultivos de microalgas mediante el monitoreo en línea de parámetros y variables características del proceso como se explica a continuación.

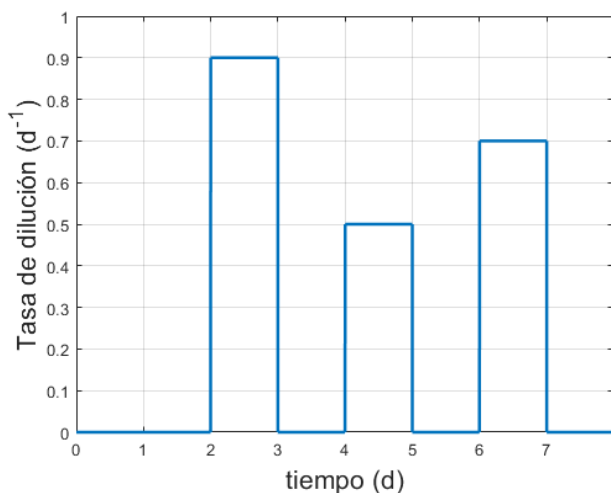
3.1 Escenario 1. Observador adaptable

3.1.1 Estimación simultánea de la tasa de crecimiento máxima y la tasa de absorción máxima a partir de las mediciones de la concentración de biomasa, nitrógeno y cuota intracelular

Las simulaciones se llevaron a cabo en Matlab R2018a empleando el método de integración de Euler con un tiempo de integración de 0.001 s. Las condiciones iniciales para el observador adaptable fueron las mismas que en el sistema, es decir, $\hat{y}_1(0) = 140 \text{ mgD.W. L}^{-1}$, $\hat{y}_2(0) = 16.5 \text{ mgN L}^{-1}$ y $\hat{y}_3(0) = 0.045 \text{ gN gD.W}^{-1}$, debido a la suposición de que todos los estados son medibles y para los parámetros a estimar su condición inicial fue cero, es decir, $\hat{\theta}_1(0) = 0 \text{ d}^{-1}$ y $\hat{\theta}_2(0) = 0 \text{ gN gD.W.}^{-1} \text{ d}^{-1}$ tomando en cuenta que son completamente desconocidos. Asimismo las ganancias de sintonización para el observador $k_y=120$, $k_{\theta 1}=2$ y $k_{\theta 2}=0.1$ se eligieron tal que, el error converja asintóticamente a cero. Por otra parte, se consideró que la tasa de crecimiento máxima varía a lo largo del proceso de 1.8102 a 1.6, 1.3 y 2.2 d^{-1} y del mismo modo, la tasa de absorción máxima de 0.0916 a 0.01, 0.3 y 0.05 $\text{gN gD.W.}^{-1} \text{ d}^{-1}$.

En la Figura 1 se muestra la señal de entrada del sistema. Se aplicaron tres impulsos con duración de un día, uno en el día 2 con $u=0.9 \text{ d}^{-1}$, otro al día 4 con $u=0.5 \text{ d}^{-1}$ y el último al día 6 con $u=0.7 \text{ d}^{-1}$. Esto con el fin de validar el rendimiento de los observadores en cultivos continuos.

En las Figuras 2 y 3 se presentan las estimaciones de los dos parámetros cinéticos, esto se logra al emplear la concentración de biomasa, nitrógeno y cuota intracelular como mediciones disponibles. Puesto que, los dos parámetros se encuentran incluidos en las tres ecuaciones del modelo de Droop, no es posible estimar alguna de estas variables, porque los parámetros no deben estar presentes en el vector de variables no medidas de acuerdo a la Ecuación 4b



propuesta en Besançon, (2000). En la Figura 2 se observa claramente que el observador es preciso para estimar la tasa de crecimiento máxima. Sin embargo, en cuanto se detecta un cambio en el valor del parámetro, la estimación (línea punteada) intenta seguir al valor verdadero (línea sólida) sin lograr la convergencia asintótica durante la variación, una vez que el valor se mantiene constante por un periodo de tiempo considerable el error de estimación tiende a cero.

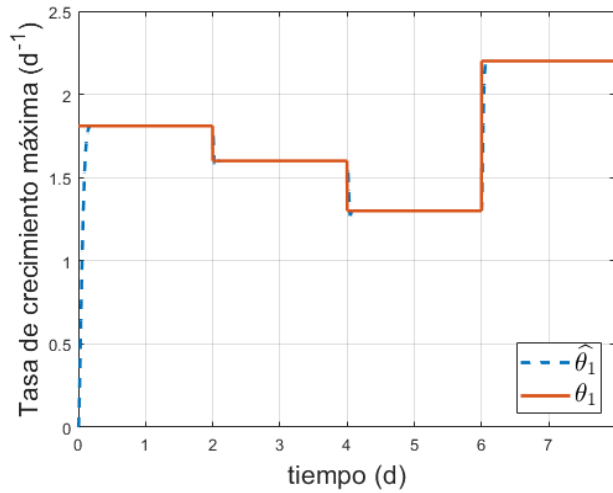


Figura 2. Valores verdaderos y estimados de la tasa de crecimiento máxima

Figura 1. Entrada del sistema

En la Figura 3 se aprecia que el valor estimado (línea punteada) de la tasa de absorción máxima antes de detectar el primer cambio empieza a divergir del valor verdadero (línea sólida), hasta que se mantiene constante por dos días logra la convergencia, pero al detectar un cambio mayor se presenta una discrepancia más notoria sin recuperarse incluso cuando ocurre una disminución del valor.

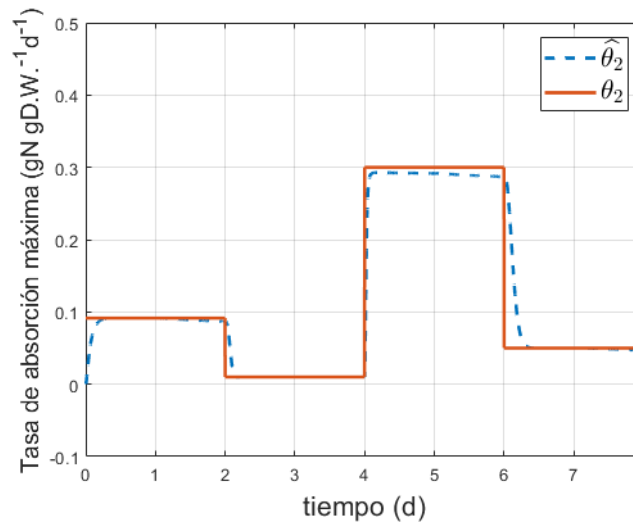


Figura 3. Valores verdaderos y estimados de la tasa de absorción máxima

3.1.2 Estimación de la cuota intracelular a partir de las mediciones de la concentración de biomasa y nitrógeno

Las simulaciones se llevaron a cabo en Matlab R2018a empleando el método de integración de Euler con un tiempo de integración de 0.001 s, utilizando los parámetros constantes mencionados en la Tabla 1 y la señal de entrada de la Figura 1. Las condiciones iniciales para el observador fueron $\hat{y}_1(0) = 140 \text{ mgD. W. L}^{-1}$ y $\hat{y}_2(0) = 16.5 \text{ mgN L}^{-1}$ debido a la suposición que son medibles con sensores físicos y se consideró que $\hat{\zeta}(0) = 0.025 \text{ gN gD. W}^{-1}$ dado que es una variable desconocida. Asimismo la ganancia $k_y=100$ se eligió, tal que, se cumplieran las condiciones de estabilidad impuestas por el criterio de Lyapunov. Por lo tanto, el error de estimación converge a cero.

Las Figuras 4 y 5 muestran la concentración de biomasa y la concentración de nitrógeno, respectivamente. Como se observa los valores estimados (línea punteada) convergen rápidamente desde el inicio del proceso a los valores verdaderos (línea sólida) puesto que consideramos que las mediciones se obtienen con sensores físicos.

En la Figura 6 se aprecia que la estimación de la cuota intracelular se logra adecuadamente con un observador adaptable y alcanza su valor verdadero antes de la mitad del proceso.

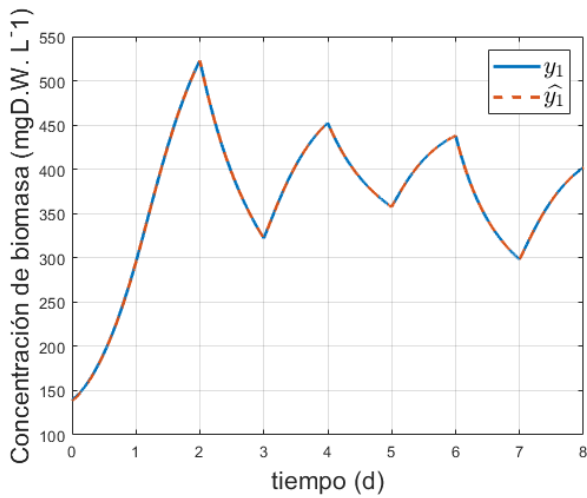


Figura 4. Valores verdaderos y estimados de la concentración de biomasa

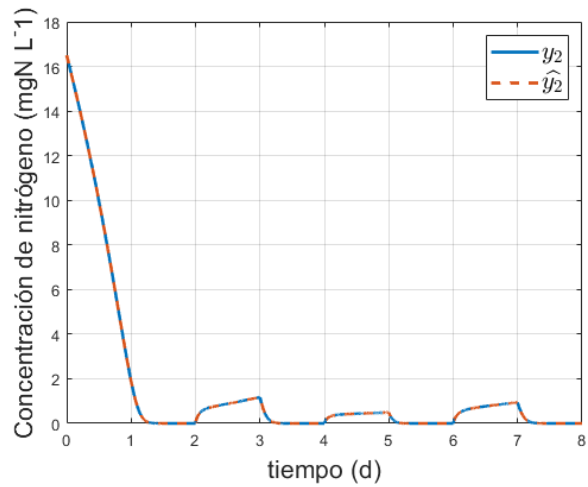


Figura 5. Valores verdaderos y estimados de la concentración de nitrógeno

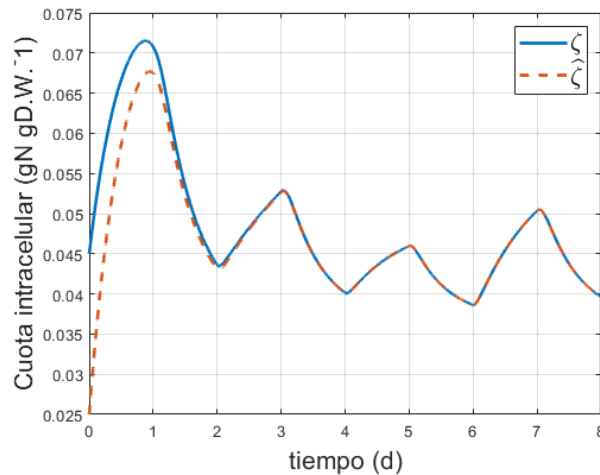


Figura 6. Valores verdaderos y estimados de la cuota intracelular

3.2 Escenario 2. Estimación de la concentración de nitrógeno y cuota intracelular a partir de la medición disponible de la concentración de biomasa mediante un observador de alta ganancia

Las simulaciones se llevaron a cabo en Matlab R2018a empleando el método de integración de Euler con un tiempo de integración de 0.001 s. Las condiciones iniciales para el sistema fueron $x_1(0) = 140 \text{ mgD.W. L}^{-1}$, $x_2(0) = 16.5 \text{ mgN L}^{-1}$ y $x_3(0) = 0.045 \text{ gN gD.W}^{-1}$ y las del observador $\hat{x}_1(0) = 145 \text{ mgD.W. L}^{-1}$, $\hat{x}_2(0) = 20 \text{ mgN L}^{-1}$ y $\hat{x}_3(0) = 0.025 \text{ gN gD.W}^{-1}$ para validar su desempeño, se empleó la misma señal de entrada variable (Figura 1) y el parámetro de calibración del observador fue $\theta=2$.

En la Figura 7 se presenta la estimación (línea punteada) de la concentración de biomasa comparada con su valor verdadero (línea sólida), como se aprecia, converge asintóticamente, este hecho es de esperarse, puesto que, son las variables medidas del proceso.

En la Figura 8 se observa que la estimación de la concentración de nitrógeno converge rápidamente al valor verdadero. En la Figura 9 se muestra la estimación de la cuota intracelular que comparada con la del observador adaptable requiere menor tiempo para alcanzar su valor, demostrando su efectividad del enfoque de alta ganancia para predecir esta variable que difícilmente es medible con sensores físicos.

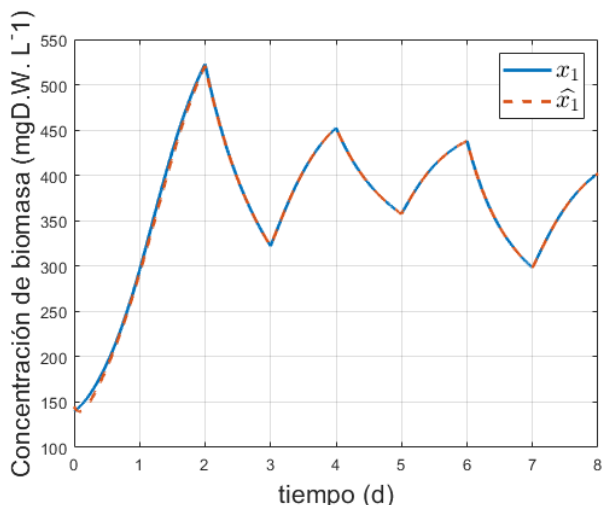


Figura 7. Valores verdaderos y estimados de la concentración de biomasa

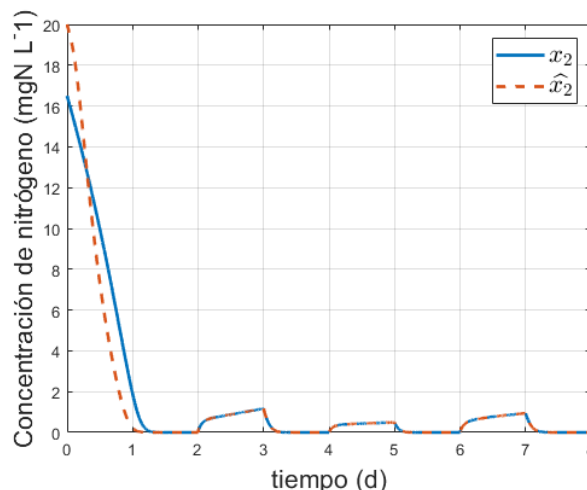


Figura 8. Valores verdaderos y estimados de la concentración de nitrógeno

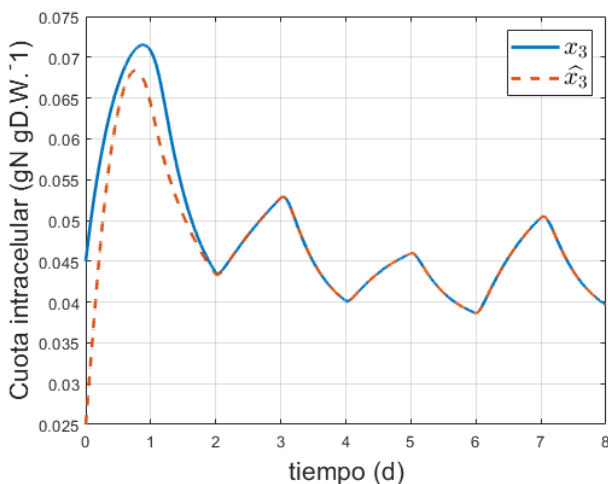


Figura 9. Valores verdaderos y estimados de la cuota intracelular

Conclusiones

El observador adaptable no lineal propuesto tanto para la estimación de la cuota intracelular como la estimación simultánea de la tasa de crecimiento máxima y la tasa de absorción máxima resultó ser eficiente y fácil de implementar, dado que, las ganancias para garantizar su convergencia hacia el valor verdadero se proponen explícitamente sin la necesidad de resolver sistemas dinámicos. El conocimiento en línea de la información que proporcionan estos valores ofrece la oportunidad de optimizar y controlar los bioprocesos, además de, dar indicios oportunos en caso de presentarse problemas durante la etapa de cultivo. La estimación de la tasa de crecimiento máxima se consigue a pesar de que sufre cambios significativos, en contraste, la estimación de la tasa de absorción máxima no es posible cuando existen cambios muy grandes en sus valores, no obstante, para cambios pequeños o valores constantes sí converge asintóticamente al valor verdadero.

Por otra parte, empleando el observador de alta ganancia es posible conocer los valores de la concentración de nitrógeno y la cuota intracelular con base a las mediciones disponibles de la concentración de biomasa, incluso converge más rápido al valor verdadero de la cuota intracelular que con el observador adaptable, de manera que el empleo de sensores virtuales como los presentados en este trabajo son de gran utilidad para supervisar los cultivos continuos de microalgas.

Referencias

- Akash, P., Bharat, G., Pankaj, P., and Beena, P. (2017). Microalgae: antiquity to era of integrated technology. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 71, 535-547.
- Amalina N., Kee M., Uemura Y., Wei J. and Teong K. (2018). Harvesting and pre-treatment of microalgae cultivated in wastewater for biodiesel production: A review. *Energy Conversion and Management*, 171, 1416-1429.
- Astorga, C., Zavala, R., Alvarado, M., Méndez, M. and Reyes, J. (2007). Performance monitoring of heat exchangers via adaptative observers. *Measurement*, 40, 392-405.
- Astorga, C., Alvarado, M., Zavala, A., Méndez, M., and Guerrero, G. (2008). Observer-based monitoring of heat exchangers. *ISA Transaction*, 47, 15-24.
- Astorga, C., Osorio, G., Reyes, J., Madrigal, G. and Chadli, M. (2018). Takagi-sugeno observers an alternative to nonlinear observers for analytical redundancy. Application to a steam generator of a thermal power plant. *International Journal of fuzzy systems*, 20, 1756:1766.
- Barreto, R. (2018). Fossil fuels, alternative energy and economic growth. *Economic Modelling*, 75, 196-220.
- Benavides, M., Coutinho, D., Hantson, A., Van I.J., Vande Wouwer, A. (2015). Robust Luenberguer observers for microalgal cultures. *Journal of Process Control*, 36, 55-63.

-
- Besaçon, G. (2000). Remarks on nonlinear adaptive observer design. *Systems and Control Letters*, 41 (4), 271-280.
- Bougaran G., Bernard O. and Sciandra A. (2010). Modeling continuous cultures of microalgae colimited by nitrogen and phosphorus. *Journal of Theoretical Biology*, 265 (3), 443-454.
- Ching C., Chien H., Kao, H., Ping, H., Meng, W., Jo, C. (2015). Biodiesel production from wet microalgae feedstock using sequential wet extraction/transesterification and direct transesterification process. *Bioresource Technology*, 194, 179-186.
- Chisti, Y. (2007). Biodiesel from microalgae. *Biotechnology Advances*, 25 (3), 294-306.
- Chun, C., Kuei Y., Rifka A., Duu, L., and Jo, C. (2011). Cultivation, photobioreactor design and harvesting of microalgae for biodiesel production: a critical review. *Bioresource Technology*, 102 (1), 71-81.
- Coutinho, D., Vargas, A., Feudjio, C., Benavides, M., and Vande W.A. (2019). A robust approach to the design of super-twisting observers-application to monitoring microalgae cultures in photo-bioreactors. *Computers and Chemical Engineering*, 121 (2), 46-56.
- De Battista, H., Picó, J., Garelli F., and Vignoni, A. (2011). Specific growth rate estimation in (fed-) batch bioreactors using second-order sliding observers. *Journal of Process Control*, 21 (7), 1049-1055.
- Demirbas A. and Fatih D.M. (2011). Importance of algae oil as a source biodiesel. *Energy Conversion Management*, 52, 163-170.
- Demirbas, A. (2010). Use of algae as biofuel sources. *Energy Conversion and Management*, 51 (12), 2738-2749.
- Dietzsch, C., Spadiut, O. and Herwig, C. (2011). A dynamic method based on the specific substrate uptake rate to set up a feeding strategy for *Pichia pastoris*. *Microbial Cell Factories* 10 (14).
- Deshmukh S., Kumar R., Bala K. (2019). Microalgae biodiesel: A review oil extraction, fatty acid composition, properties and effect on engine performance and emissions. *Fuel Processing Technology*, 191, 232-247.
- Dochain, D. (2003). State and parameter estimation in chemical and biochemical processes: a tutorial. *Journal of Process Control*, 13 (8), 801-818.
- Droop, M.R. (1983). 25 Years of algal growth kinetics: a personal view. *Botánica Marina*, 26 (3), 99-12.

-
- Gauthier, P., Hammouri, H. and Othman, S. (1992). A simple observer for nonlinear systems application to bioreactors. *IEEE Transaction Automatic Control*, 37 (6), 875-880.
- Jenzsch, M., Simutis, R. and Luebbert, A. (2006). Generic model control of the specific growth rate in recombinant *Escherichia coli* cultivations. *Journal of Biotechnology*, 122 (4), 483-493.
- Leonard M., Michaelides E. and Michaelides D. (2020). Energy storage needs for the substitution of fossil fuel power plants with renewables. *Renewable Energy*, 145, 951-962.
- Mohd, A., Ha N., Hussain, A., Dochain, D, (2015). Review and classification of recent observers applied in chemical process systems. *Computers and Chemical Engineering*, 76, 27-41.
- Mohammad, G. (2018). Microalgae: Prospects for Greener future buildings. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 81, 1175-1191.
- Mohammadmatin, H., Mohammad-Hosseini, S., Zahra, N., Omid, T., and Hamid, F. (2018). Technical, economic and energy assessment of an alternative strategy for mass production of biomass and lipid from microalgae. *Journal of Environmental Chemical Engineering*, 6 (1), 866-873.
- Nuñez, S., De Battista, H., Garelli, H., Vignoni, A., and Picó, J. (2013). Second-order sliding mode observer for multiple kinetic rates estimation in bioprocesses. *Control Engineering Practice*, 21 (9), 1259-1265.
- Ortiz G., Escobar F., Adam M., Sánchez M., Astorga C., Olivares H. and Téllez C. (2013). Detección y diagnóstico de fallas en sensores aplicado a una columna de destilación mediante un observador adaptable. En Congreso Nacional de Control Automático, Ensenada, Baja California, México.
- Rincón, L., Jaramillo, C. and Cardona, C. (2014). Comparison of feedstocks and technologies for biodiesel production: An environmental and techno-economic evaluation. *Renewable Energy*, 69, 479-487.
- Shih, H., Shu, H., Chun, Y., Tomohisa, H., Akihiko, K., Jo, C. (2013). Characterization and optimization of carbohydrate production from and indigenous microalga *Chlorella vulgaris* FSP-E. *Bioresource Technology*, 135, 157-165.
- Solimeno, A., Acién, G. and García J. (2017). Mechanistic model for design, analysis, operation and control of microalgae cultures: Calibration and application to tubular photobioreactors. *Algal Research*, 21, 236-246.
- Spolaore, P., Claire Joannis-Cassan, E., and Arsène, I, (2006). Commercial applications of microalgae. *Journal of Bioscience and Bioengineering*, 101 (2), 87-96.

-
- Téllez, C., Astorga, C., Targui, B., Aguilera, A., Reyes, J. and Adam, M. (2009). Experimental validation of a high-gain observer for composition estimation in an ethanol-water distillation column. *Asia-Pacific Journal Chemical Engineering*, 4 (6), 942-952.
- Uganeeswary, S., Man L., Yoshimitsu, U., Jun, L., Keat, L., and Siew, S. (2019). Insights into the microalgae cultivation technology and harvesting process for biofuel production: a review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 115, 109-361.
- Velez, L., Hernández, H., Astorga, C., Bermúdez, J., López, R. and Adam, M. (2019). Observador adaptable para la estimación simultánea de parámetros en cultivos de microalgas. En 3ª Jornada de Ciencia y Tecnología Aplicada, Cuernavaca Morelos, México.
- Vojinovi, V., Cabral, J., and Fonseca, L. (2006). Real-time bioprocess monitoring. Part I: in situ sensors. *Sensors and Actuators B: Chemical*, 114, 1083–1091.
- Yoo J., Kim H. and Lee M. (2014). Dynamic modelling of mixotrophic microalgal photobioreactor systems with time-varying yield coefficient for the lipid consumption. *Bioresource Technology*, 162, 228-235.
- Yuan S., Zhou X., Chen R. and Song B. (2014). Study on modelling microalgae growth in nitrogen-limited culture system for estimating biomass productivity. *Renewable and Sustainable Energy Review*, 34, 525-535.

Agradecimientos

Los autores agradecen al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACYT) por apoyar con una beca de movilidad nacional a Laura Velez-Landa para realizar una estancia en el TecNM/CENIDET.