

Optimización de la productividad del cultivo de microalgas basada en control predictivo

Federico Alberto Gorrini

*Instituto de Inv. en Ing. Eléctrica "Alfredo Desages" (IIIE),
Universidad Nacional del Sur (UNS)-CONICET
8000 Bahía Blanca, Argentina
federicogorrini01@gmail.com*

Silvina Inés Biagiola

*Instituto de Inv. en Ing. Eléctrica "Alfredo Desages" (IIIE),
Universidad Nacional del Sur (UNS)-CONICET,
8000 Bahía Blanca, Argentina
biagiola@uns.edu.ar*

José Luis Figueroa

*Instituto de Inv. en Ing. Eléctrica "Alfredo Desages" (IIIE),
Universidad Nacional del Sur (UNS)-CONICET,
8000 Bahía Blanca, Argentina
figueroa@uns.edu.ar*

Alain Vande Wouwer

*Laboratoire d'Automatique, Faculté Polytechnique,
Université de Mons,
7000 Mons, Belgium;
alain.vandewouwer@umons.ac.be*

Resumen— Existe un interés creciente en los cultivos de diversas especies de microalgas debido a sus potenciales aplicaciones. En este trabajo se presenta un esquema de control basado en modelo predictivo para maximizar la productividad de estos cultivos. El modelo empleado considera crecimiento sobre un sustrato limitado y el proceso de foto-aclimatación, fenómenos clave para la obtención de resultados coherentes con el comportamiento de este sistema.

Keywords — *microalgas; modelo matemático; control predictivo basado en modelo.*

I. INTRODUCCIÓN

En los últimos tiempos las microalgas han recibido mucha atención debido a sus potenciales aplicaciones que van desde generación de energía, producción de proteínas y nutrientes para alimentación y ser fuentes de moléculas de alto valor farmacéutico, hasta su uso como remediadores del medio ambiente [1-5]. Por este motivo, existe un gran interés en desarrollar esquemas de control que permitan la operación óptima de estos procesos [6-7].

A la hora de optimizar los cultivos es importante contar con modelos que permitan predecir la productividad. Dentro de los aspectos que estos modelos deben considerar, uno crítico es la capacidad de captación de luz (fotoaclimatación). Es conocido que se puede producir una disminución en la producción de biomasa por un proceso denominado fotoinhibición. Este efecto puede reducirse por medio de una adecuada manipulación de la irradiación de la luz.

En términos de producción, el uso de fotobiorreactores en modo continuo parece ser más rentable. Esta operación asegura una producción estable y prolongada de biomasa [8]. Por ejemplo, [9] reporta producciones por arriba de 100 días de varias cepas de microalgas con una composición biológica y comportamiento fotosintético similares. El mismo comportamiento fue observado por [10].

Las primeras contribuciones relacionadas con el control por computadora de la producción de cultivos de microalgas se aplicaron sobre cultivos al aire libre y utilizando controladores realimentados clásicos para lograr un criterio de optimización estacionaria [11-12].

Con respecto a los cultivos en interiores, se han informado varias estrategias de control, la mayoría de ellas enfocadas en optimizar la productividad de la biomasa o en seguir las condiciones óptimas de crecimiento.

Entre ellos, se encuentran un ejemplo de control por ganancias programadas [13], uno por control linealizante para regular la densidad de biomasa en el valor que optimice la producción [14] y un esquema basado control adaptativo [15].

En [16], la concentración de luz se incorporó como variable manipulada para controlar la concentración de biomasa mediante una linealización por realimentación. Posteriormente, en [17] se realiza una optimización de la producción de biocombustibles a través del modelo por redes neuronales y, en [18], se implementa un control predictivo basado en modelos (MPC) con restricciones económicas y ambientales. Otra versión de MPC, basada en modelos neuronales fue presentada en [19].

Una estrategia de control completamente distinta, consistente en la búsqueda de extremos (*Extremum Seeking*) fue aplicada en [20] para optimizar la productividad usando como variable manipulada la tasa de dilución. Para ello se utilizó un modelo orientado a bloques. La misma técnica fue aplicada en [21] donde en la función objetivo se incorporó el consumo de energía.

Por último, [22] proporciona valores óptimos para la tasa de dilución para maximizar la productividad de la superficie de microalgas en estado estacionario en un cultivo continuo considerando a la intensidad de la luz incidente como perturbación.

En este artículo se desarrolla una estrategia de control predictivo basado en un modelo no lineal para optimizar la productividad de la biomasa. Para este propósito, se consideran dos variables de control, ya que el crecimiento de microalgas muestra una dependencia marcada tanto de la absorción de nutrientes como de la irradiación de luz. La razón de la elección de implementar MPC como técnica de control reside en algunas de sus ya conocidas ventajas: su capacidad para lidiar con sistemas no lineales (como lo es el bioproceso considerado en este trabajo), su robustez y la posibilidad de incluir diferentes criterios como objetivo en la optimización.

El artículo está organizado de esta manera. En la Sección II se describe el modelo del bioproceso y en la Sección III se detalla el esquema de control empleado. Los resultados de simulación se describen en la Sección IV, finalizando el trabajo en la Sección V con las conclusiones.

TABLA I: VARIABLES Y PARAMETROS DEL MODELO^(A).

	Definición	Valor	Unidades
X	Concentración de biomasa	250 ^(B)	$[g_X/m^3]$
Q	Concentración de cuota de nitrógeno intracelular	0.050 ^(B)	$[g_N/g_X]$
S	Concentración de nitrógeno en el sustrato	50.00 ^(B)	$[g_N/m^3]$
I^*	Aclimatación a la intensidad de luz	100 ^(B)	$[\mu E/m^2 s]$
Chl	Concentración de clorofila	7.5 ^(B)	$[g_X/m^3]$
I_0	Intensidad de luz	[100 - 1200]	$[\mu E/m^2 s]$
D	Relación de dilución	[0 - 1]	$[d^{-1}]$
R	Relación de respiración	0.068	$[d^{-1}]$
S_{in}	Concentración de nitrógeno en la alimentación	50.00	$[g_N/m^3]$
θ	Cuota de clorofila		$[g_{chl}/g_X]$
\bar{I}	Intensidad promedio de la luz a través del cultivo	-	$[\mu E/m^2 s]$
μ	Tasa de crecimiento específico	-	$[d^{-1}]$
$\bar{\mu}$	Tasa de crecimiento específico máxima	1.69	$[d^{-1}]$
$\bar{\mu}$	Tasa de crecimiento específico promedio	-	$[d^{-1}]$
ρ	Tasa de consumo de nitrógeno	-	$[g_N/g_X d]$
$\bar{\rho}$	Tasa de consumo de nitrógeno máxima	0.058	$[g_N/g_X d]$
k_s	Constante de saturación media de la absorción de sustrato.	17.70	$[g_N/m^3]$
Q_l	Cuota máxima de nitrógeno	0.118	$[g_N/g_X]$
Q_0	Cuota mínima de nitrógeno	0.010	$[g_N/g_X]$
k_{sl}	Constante de crecimiento normalizado medio en saturación	-	$[\mu E/m^2 s]$
k_{sl}^*	Constante de crecimiento medio en saturación	1.36	$[\mu E/m^2 s]$
k_{il}	Constante de saturación de la intensidad en sobrecrecimiento	94.2	$[\mu E/m^2 s]$
γ	Función de saturación de clorofila	-	$[g_{chl}/g_N]$
$\bar{\gamma}$	Función de saturación de clorofila máxima	1.16	$[g_{chl}/g_N]$
k_{I^*}	Constante de función de saturación de clorofila	184	$[\mu E/m^2 s]$
ξ	Coefficiente de atenuación de la luz	-	$[-]$
λ	Profundidad óptica	-	$[m^{-1}]$
L	Profundidad del cultivo	0.10	$[m]$
a	Coefficiente de atenuación debido a la clorofila	12.6	$[m^2/g_{chl}]$
b	Coefficiente de atenuación debido a la biomasa	0.73	$[m^2/g_X]$
c	Coefficiente de atenuación debido a la turbidez	15.1	$[m^{-1}]$
K_g	Función de saturación de intensidad de luz media constante	10.6	$[-]$

(A) Los valores numéricos corresponden a los parámetros identificados en [23] y a las condiciones iniciales de los estados enunciadas (B).

(B) Valor de la variable en las condiciones inicial del proceso.

II. MODELO DEL CULTIVO

Se presenta un modelo fenomenológico que representa el crecimiento del cultivo que contempla los fenómenos de fotoaclimatación y fotoinhibición [23]. La cinética de crecimiento está descrita por un modelo de Droop extendido [24-26]. Las ecuaciones del modelo son las siguientes

$$\dot{X} = \mu(X, Q, I_0)X - DX - RX \quad (1)$$

$$\dot{Q} = \rho(Q, S) - \bar{\mu}(X, Q, I_0)(Q - Q_0) \quad (2)$$

$$\dot{S} = DS_{in} - \rho(Q, S)X - DS \quad (3)$$

$$\dot{I}^* = \mu(X, Q, I_0)[\bar{I}(I_0) - I^*] \quad (4)$$

La Tabla I junto con las siguientes expresiones permiten precisar los parámetros involucrados en el modelo.

Tasa de crecimiento específico:

$$\mu = \bar{\mu} \left(1 - \frac{Q_0}{Q}\right),$$

$$\bar{\mu} = \bar{\mu} \frac{\bar{I}}{k_{sl} + \bar{I} + \left(\frac{\bar{I}^2}{k_{il}}\right)},$$

$$k_{sl} = \frac{k_{sl}^*}{\theta}, \quad \lambda = \xi L, \quad \xi = a \cdot Chl + b \cdot X + c,$$

$$Chl = \gamma(I^*)XQ, \quad \gamma(I^*) = \bar{\gamma} \frac{k_{I^*}}{k_{I^*} + I^*}, \quad \theta = \frac{Chl}{X}.$$

Absorción de nitrógeno

$$\rho = \bar{\rho} \frac{S}{k_s + S} \left(1 - \frac{Q}{Q_l}\right).$$

Intensidad de luz promedio

$$\bar{I} = \frac{I_0}{\lambda} [1 - e^{-\lambda}] \approx \frac{K_g}{K_g + \lambda}.$$

Los valores de los parámetros utilizados son los reportados en [23] para una cepa de *Scenedesmus obliquus* (también denominada *Tetradismus obliquus*).

III. CONTROL PREDICTIVO BASADO EN MODELO NO LINEAL

El esquema de compensación propuesto corresponde a uno de control predictivo basado en modelo no lineal (NMPC) pues resulta en una estrategia natural para este tipo de sistemas biológicos [27]. El objetivo de control es maximizar la productividad acumulada, definida como $P_c = DX$, sobre un horizonte de predicción P

$$J = \sum_{k=1}^P P_c(k) = \sum_{k=1}^P D(k) X(k). \quad (5)$$

Para ello se consideran dos variables manipuladas: la tasa de dilución (D) y la irradiación de luz en la superficie (I_0).

Las variables manipuladas se calculan sobre el horizonte de control M ($M < P$), resolviendo el siguiente problema

$$\arg \max_{D(k), I_0(k), k=1, \dots, M} J \quad (6)$$

sujeto a

$$\dot{x} = F(x, u) \quad (7)$$

$$D^{lower} \leq D(k) \leq D^{upper} \quad (8)$$

$$I_0^{lower} \leq I_0(k) \leq I_0^{upper} \quad (9)$$

La ecuación (7) representa el modelo de estado descrito por (1-4) donde x y u corresponden al vector de estados y las variables de entrada, respectivamente.

El modelo discreto del proceso se obtiene integrando (7) con un tiempo de muestro T_s , mientras que las variables manipuladas permanecen constantes a lo largo del intervalo de muestreo. Los límites inferior y superior sobre D e I_0 (8-9) se muestran en la Tabla 2.

El esquema de control se muestra en la Figura 1. Notemos que en cada instante se considera que el conjunto completo de estados se mide en tiempo real, lo que es una suposición muy fuerte que se relajará en un trabajo futuro con el uso de un observador.

TABLA II: COTAS SOBRE LAS VARIABLES MANIPULADAS.

	Inferior	Superior
D	0	1.5
I_0	0	1500

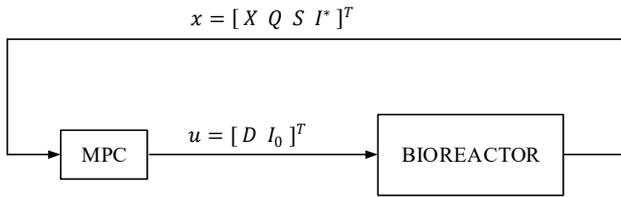


FIGURA 1: ESQUEMA DE CONTROL.

IV. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

La optimización presentada en (6) se resuelve usando la función *fmincon* de MATLAB[®]. Los parámetros del controlador son $T_s = 1 \text{ d}$, $P = 6$ y $M = 3$. En cada instante se utiliza la solución del muestreo anterior como condición inicial.

Cabe señalar que esta configuración de optimización proporciona un buen compromiso entre la productividad obtenida y el tiempo de cómputo. El período de muestro se establece en un valor apropiado dada la dinámica lenta del proceso y debido a que algunas mediciones (como la cuota de nitrógeno y la clorofila) no pueden procesarse en tiempo real. La simulación se realiza en base a cultivos de 20 días de duración.

Los resultados se presentan en las Figuras 2 a 4. Como se observa, el controlador inicialmente prioriza concentrar la biomasa en el fotobiorreactor, para luego migrar hacia una fase cuasi-estacionaria, en la cual la intensidad luminica y la dilución se mantienen en un rango de operación, con cambios sujetos a la adaptación del cultivo, principalmente a la concentración de clorofila. Por último, en el MPC se incluyó una serie de horizontes recesivos conforme éste se aproxima al final del ciclo de producción, es decir, en la toma de decisiones no se

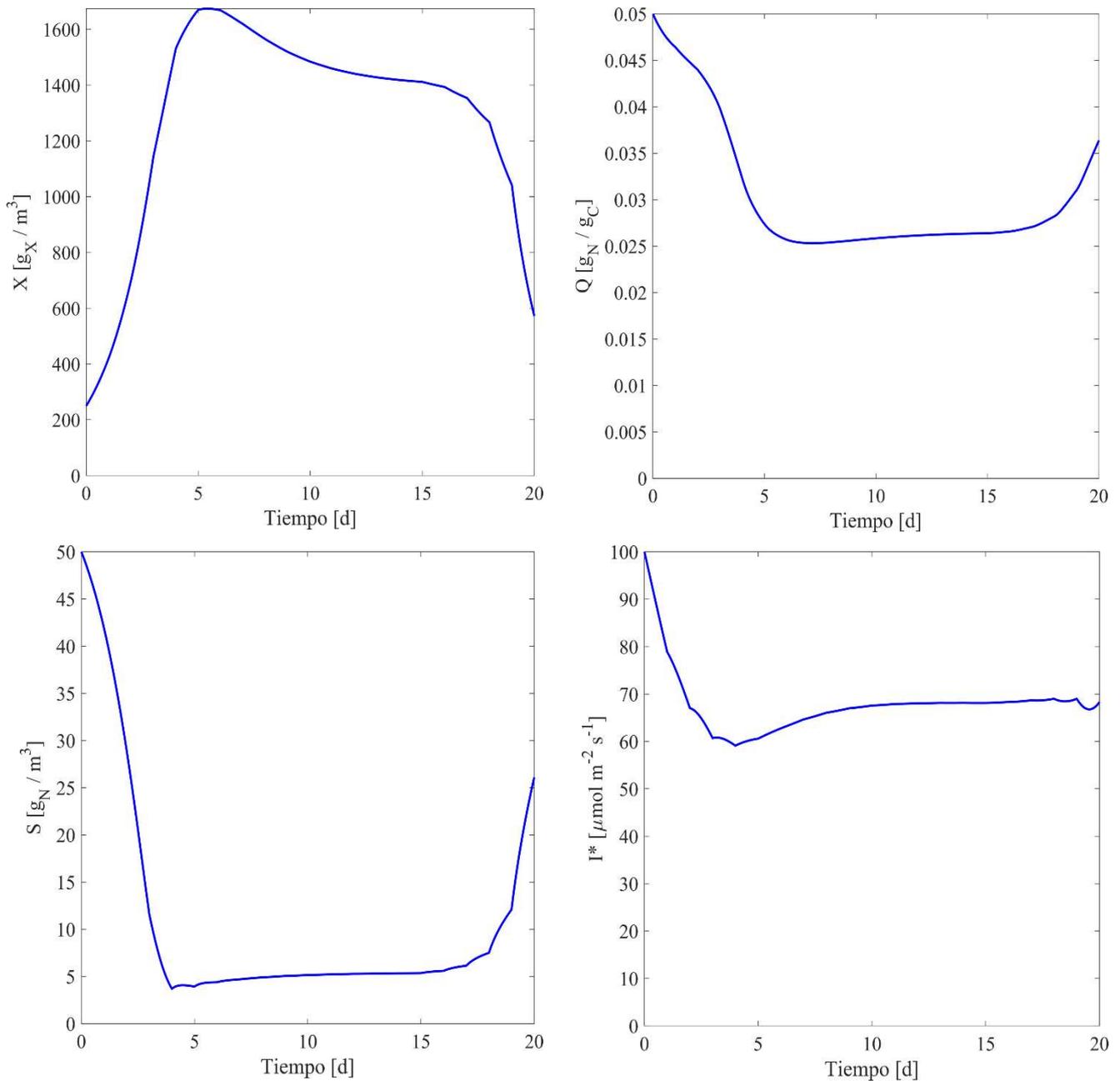


FIGURA 2. RESULTADOS DE LA SIMULACIÓN DE LAS VARIABLES DE ESTADO DEL CULTIVO DE MICROALGAS CON UN CONTROLADOR NMCP.

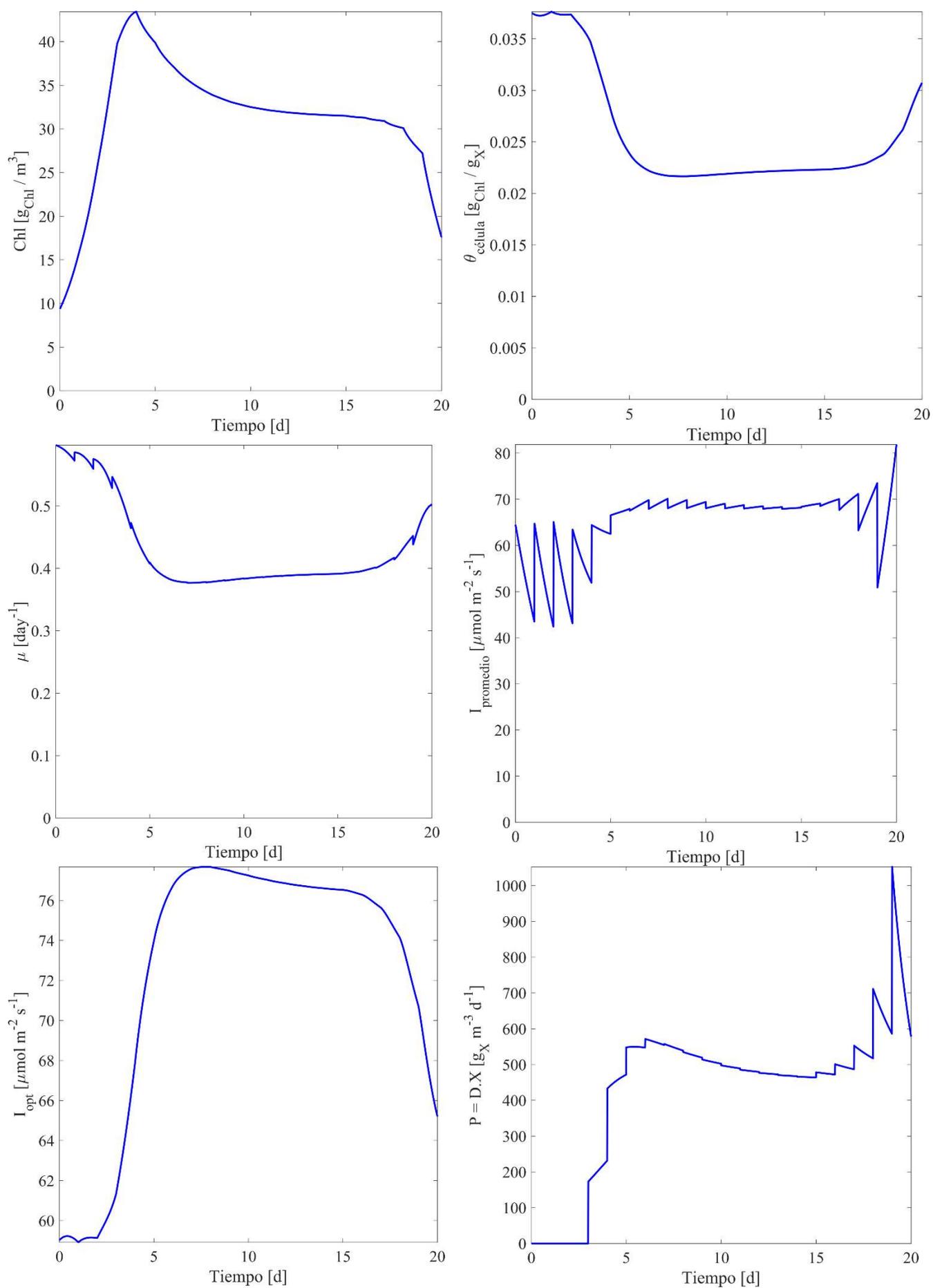


FIGURA 3. RESULTADOS DE LA SIMULACIÓN DE VARIABLES DE FISIOLÓGICAS DEL CULTIVO DE MICROALGAS CON UN CONTROLADOR NMCP.

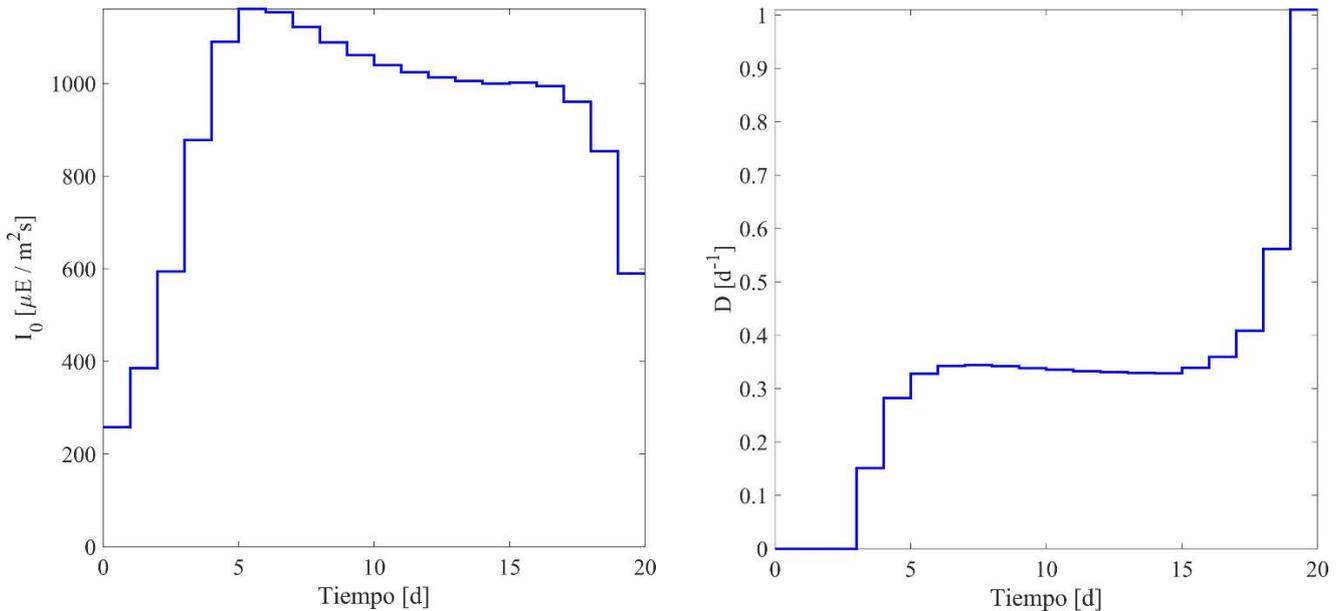


FIGURA 4. MOVIMIENTOS DE ACCIÓN DEL NMPC SOBRE LA INTENSIDAD DE LA LUZ Y LA TASA DE DILUCIÓN.

computan intervalos de tiempo fuera del horizonte temporal del cultivo, en este caso 20 días. Esto genera que el controlador intente extraer una mayor producción en los últimos intervalos, sin reparar tanto en la concentración de biomasa remanente para futuros intervalos de producción.

La intensidad de luz óptima se establece en un nivel que favorece el crecimiento de la biomasa pero, a su vez se evitan valores elevados que darían origen a la fotoinhibición. Por otro lado, la tasa de dilución es relativamente baja, esto permite que el nutriente de entrada sea suficiente para mantener la tasa de crecimiento evitando el lavado del cultivo (efecto que se produce si D es muy alto). Además, la concentración de nutrientes en el flujo de entrada tiende a ser la más alta posible, esto permite que el cultivo obtenga suficiente nutriente con una baja tasa de dilución.

La estrategia de control propuesta ofrece una mejor performance que otras en donde sólo se controla la tasa de dilución, D . El hecho de contar con un modelo completo de los fenómenos involucrados en el sistema, junto con el control de la dilución y la intensidad lumínica hace que se evite caer en condiciones operativas que presenten fotoinhibición y hagan decaer la producción de biomasa. Esto es posible gracias al modelo basado en una representación de Droop y suplementado con las cinéticas apropiadas para la fotoaclimatación y la fotoinhibición, así como también para la absorción y difusión de la luz.

Un punto sobre el que cabe reflexionar es el empleo de datos de un proceso batch (relación de dilución $D = 0$) para identificar los parámetros de un modelo que pueda ser usado en operación continua ($D \geq 0$) para su posterior uso en modo continuo. En este aspecto debemos considerar que en el modelo elegido (1-4) la relación de dilución aparece multiplicando otras variables del proceso (X, S, S_{in}) no habiendo en juego ningún otro parámetro identificado. Por lo cual, siempre que los experimentos realizados para la identificación logren una buena excursión de los estados a lo largo de condiciones operativas suficientemente vastas, el uso del modelo resultante para análisis o control del proceso en operación continua no presentaría limitación. No obstante, cabe destacar que la

naturaleza del medio de cultivo en un proceso batch es distinto del que se presentará en un proceso continuo: en modo continuo existe un recambio constante del medio, arrastrando desechos metabólicos y dejando en promedio un cultivo de microalgas más jóvenes.

Una característica importante de los cultivos de microalgas es el oscurecimiento que se produce cuando éstos incrementan su concentración de biomasa o clorofila. Esto, conjugado con la respuesta fisiológica de las microalgas a la intensidad lumínica (lo cual se traduce en su adaptación de la concentración de clorofila), hace que la intensidad lumínica óptima varíe en cada instante. Las microalgas en general, tienden a tener una mayor concentración de clorofila al encontrarse expuestas a una menor intensidad lumínica, pero conforme la intensidad lumínica aumenta, la concentración de clorofila disminuye. En particular, la especie de microalgas empleada, *Scenedesmus obliquus sp.*, está habituada a ambientes de baja intensidad lumínica. Si bien la intensidad recibida por la superficie del cultivo es relativamente alta, el controlador maneja las condiciones para que la intensidad promedio a través del cultivo sea mucho menor, y muy próxima a la intensidad óptima calculada, I_{opt} .

En teoría, estos cultivos pueden mantenerse operando en modo continuo. La única limitación se debe a la generación de biopelículas que las microalgas son capaces de producir al adherirse y acumularse en las superficies, lo cual puede disminuir la penetración de la luz o dificultar el funcionamiento del instrumental de medición; sobre todo en sectores del fotobiorreactor donde el flujo del medio es lento, o en torno a los instrumentos de medición. Esto implica que el proceso debe ser interrumpido para el acondicionamiento del fotobiorreactor. No obstante, algunos fotobiorreactores de microalgas pueden mantenerse en operación sin interrupción durante varias semanas.

V. CONCLUSIONES

Se presentó un algoritmo de control predictivo basado en modelo no lineal para maximizar la productividad de un cultivo de microalgas. Si bien la literatura ofrece esquemas de control similares, en este caso se conjuga la utilización de un

modelo completo que contempla los fenómenos foto-cinéticos del sistema, así como la manipulación de la tasa de dilución (D) y la irradiación de luz en la superficie (I_0) simultáneamente. La comparación de los resultados alcanzables con el enfoque de control presentado en este trabajo y los niveles de producción reportados en distintos artículos es difícil de realizar dada la diversidad de especies de microalgas, condiciones y modos de operación (batch o continuo), reactores, etc. Sin embargo, haciendo una comparación directa con los resultados reportados en [20], donde solo se considera la manipulación de D , o frente a [15, 24, 28, 29], donde se utilizan otras especies de microalgas y diferentes condiciones operativas, los resultados del presente trabajo son superiores en cuanto al nivel de producción.

La performance del esquema de control MPC es muy satisfactoria, logrando mantener al cultivo en condiciones óptimas de crecimiento a lo largo de sus diferentes fases, de acuerdo a la aclimatación y a la acumulación de cuota de nitrógeno que las microalgas presenten en un determinado momento.

Cabe señalar que, si bien I^* es la única variable de estado del modelo presentado no susceptible de medición, en trabajos futuros analizaremos la inclusión de un observador para construir una estructura observador-controlador que permita estimar el estado no medible y también aquellos que son medibles en tiempo real.

REFERENCES

- [1] Y. Chisti, "Biodiesel from Microalgae Beats Bioethanol," *Trends Biotechnol.*, vol. 26, pp. 126–131, 2008.
- [2] A. Demirbas, and M. F. Demirbas, *Algae Energy: Algae as a New Source of Biodiesel*. Springer, 2010.
- [3] M. Lam, and K. T. Lee, "Microalgae biofuels: A critical review of issues, problems and the way forward," *Biotechnol. Adv.*, vol. 30, pp. 673–90, 2011.
- [4] E. W. Becker, "Micro-algae as a source of protein," *Biotechnol. Adv.*, vol. 25, pp. 207–10, 2007.
- [5] T. Mata, A. Martins, and N. Caetano, "Microalgae for biodiesel production and other applications: A review," *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 14, pp. 217–232, 2010.
- [6] C. Martínez, O. Bernard, and F. Mairet, "Maximizing microalgae productivity by shading outdoor cultures," 20th IFAC World Congress, vol. 50, pp. 8734–8739, 2017.
- [7] O. Olivieri, P. Salatino, and A. Marzocchella, "Advances in photobioreactors for intensive microalgal production: configurations, operating strategies and applications," *J. Chem. Technol. Biotechnol.* vol. 89, pp. 178–195, 2014.
- [8] Z. Gojkovic, I. Garbayo, V. Gómez-Jacinto, T. García-Barrera, J. L. Gomez-Ariza, I. Marova, and C. Vilchez, "Continuous production of selenomethionine-enriched *Chlorella sorokiniana* biomass in a photobioreactor," *Process Biochem.*, vol. 48, pp. 1235–1241, 2013.
- [9] E. Sforza, M. Enzo, and A. Bertucco, "Design of microalgal biomass production in a continuous photobioreactor: An integrated experimental and modeling approach," *Chem. Eng. Res. Des.*, vol. 92, pp. 1153–1162, 2014.
- [10] H. Kaspar, E. Keys, N. King, K. Smith, A. Kesarcodi-Watson, and M. Miller, "Continuous production of *Chaetoceros calcitrans* in a system suitable for commercial hatcheries," *Aquaculture*, vol. 420–421, pp. 1–9, 2014.
- [11] S. Ben-Yaakov, H. Guterman, A. Vonshak, and A. Richmond, "An automatic method for on-line estimation of the photosynthetic rate in open algal ponds," *Biotechnol.*, *Bioeng.*, vol. 27, pp. 1136–1145, 1985.
- [12] H. Guterman, S. Ben-Yaakov, and A. Vonshak, A., "Automatic on-line growth estimation method for outdoor algal biomass production," *Biotechnol. Bioeng.*, vol. 34, pp. 143–152, 1989.
- [13] M. Benavides, D. Coutinho, A.-L. Hantson, J. Van Impe, and A. Vande Wouwer, "Gain scheduled luenberger observers for microalgal cultures," *European Control Conference*, pp. 146–151, 2014.
- [14] G. Becerra-Celis, S. Tebbani, C. Joannis-Cassan, A. Isambert, and H. Siguerdidjane, "Control Strategy for Continuous Microalgae Cultivation Process in a Photobioreactor," *IEEE International Conference on Control Applications*, pp. 684–689, 2008.
- [15] F. Mairet, R. Muñoz-Tamayo, and O. Bernard, "Adaptive control for optimizing microalgae production," 12th IFAC Symposium on Computer Applications in Biotechnology, vol. 46, pp. 297–302, 2013.
- [16] G. Ifrim, "Feedback Linearizing Control of Light-To-Microalgae Ratio in Artificially Lighted Photobioreactors," *IFAC Proceedings Volumes*, vol. 46, pp. 169–174, 2013.
- [17] Y. Sewsynker-Sukai, F., Faloye, and E.B.G. Kana, "Artificial neural networks: an efficient tool for modelling and optimization of biofuel production (a mini review)," *Biotechnol. Biotechnol. Equip.*, vol. 31, pp. 221–235, 2017.
- [18] A. Juneja, and G.S. Murthy, "Model Predictive Control Coupled with Economic and Environmental Constraints for Optimum Algal Production," *Bioresour. Technol.*, vol. 250, pp. 556–563, 2018.
- [19] D. Hu, H. Liu, C. Yang, and E. Hu, "The design and optimization for light-algae bioreactor controller based on Artificial Neural Network-Model Predictive Control," *Acta Astronaut.*, vol. 63, pp. 1067–1075, 2008.
- [20] C.G. Feudjio Letchindjio, L. Dewasme, J.-S. Deschênes, and A. Vande Wouwer, "An Extremum Seeking Strategy Based on Block-Oriented Models: Application to Biomass Productivity Maximization in Microalgae Cultures," *Ind. Eng. Chem. Res.*, vol. 58, pp. 13481–13494, 2019.
- [21] G. Ifrim, M. Titica, M. Barbu, E. Ceanga, and S. Caraman, "Optimization of a Microalgae Growth Process in Photobioreactors," 11th IFAC Symposium on Dynamics and Control of Process Systems, vol. 49, pp. 218–223, 2016.
- [22] C. Martínez, O. Bernard, and F. Mairet, "Maximizing microalgae productivity by shading outdoor cultures," 20th IFAC World Congress, vol. 50, pp. 8734–8739, 2017.
- [23] F.A. Gorrini, S.I. Biagiola, J.L. Figueroa, A. Vande Wouwer, J.M. Zamudio Lara, and A.-L. Hantson, "Identificación Paramétrica de un Cultivo de Microalga," *AADECA 2020*, Buenos Aires, Argentina.
- [24] O. Bernard, O., "Hurdles and challenges for modelling and control of microalgae for CO₂ mitigation and biofuel production," *J. Process Control*, vol. 21, pp. 1378–1389, 2011.
- [25] O. Bernard, P. Masci, and A. Sciandra, "A photobioreactor model in nitrogen limited conditions," *Proceedings MATHMOD 09*, pp. 1521–1530, 2009.
- [26] O. Bernard, and B. Rémond, "Validation of a simple model accounting for light and temperature effect on microalgae growth," *Bioresour. Technology*, vol. 123, pp. 520–527, 2012.
- [27] E.F. Camacho, and C. Bordons, *Model Predictive Control in the Process Industry*, *Advances in Industrial Control*. Springer-Verlag, London, 1995.