Optimización de temperatura en reactores raceway para la producción de microalgas mediante regulación de nivel

José González¹, Enrique Rodríguez², José Luis Guzmán³, Manuel Berenguel³, Francisco Gabriel Acién⁴

¹Dep. de Informática, Universidad de Almería, 04120, España, jgh043@ual.es

²Dep. of Mechanical and Industrial Engineering, Universidad de Brescia, 25123, Italia, e.rodriguezmiran@unibs.it
 ³Dep. de Informática, Universidad de Almería, CIESOL ceiA3, 04120 Almería, España, [joguzman,beren]@ual.es
 ⁴Dep. de Ingeniería Química, Universidad de Almería, CIESOL ceiA3, 04120 Almería, España, facien@ual.es

Resumen

Además del pH y el oxígeno disuelto, otros parámetros que afectan de forma considerable al crecimiento de las microalgas son la radiación solar y la temperatura. Una temperatura inadecuada reduce de manera notoria la productividad de biomasa en los fotobioreactores y puede incluso causar el colapso total de los cultivos. El control directo de la temperatura en reactores abiertos a gran escala se considera inviable debido a la gran cantidad de energía requerida, por lo que solo queda la opción de usar sistemas pasivos o semipasivos. Este artículo presenta un método indirecto para la optimización de la temperatura en estos sistemas mediante la variación del nivel del cultivo haciendo uso de predicciones meteorológicas.

Palabras clave: Microalgas; Reactores abiertos; Optimización de temperatura

1. INTRODUCCIÓN

La influencia de la temperatura en los cultivos de microalgas es un aspecto crucial, no solo en la producción de biomasa sino también en la elección de las zonas de producción, ya que puede afectar negativamente al cultivo cuando la temperatura supera ciertos límites [9]. Se ha demostrado que el efecto de las altas temperaturas es perjudicial para la producción de biomasa, como se describe en [2], donde se modela el impacto de las altas temperaturas sobre la actividad y la viabilidad de las algas. Por otro lado, las bajas temperaturas reducen el crecimiento hasta que se detiene, pero sin afectar negativamente a la salud celular. Es por ello que las altas temperaturas son más críticas. A pesar de que la influencia de la temperatura en el cultivo de microalgas en exterior está ampliamente analizada y estudiada en la literatura, las técnicas de control de temperatura son escasas [6]. Es posible encontrar algunos estudios de control de temperatura en fotobiorreactores cerrados, como en [11], ya que es posible instalar intercambiadores de calor en las columnas de burbujeo. Por otro lado, en [7], se propone un intercambiador de calor basado en el calor obtenido de los gases de combustión para calentar el volumen del reactor con fines de regulación de la temperatura. Sin embargo, aunque esta solución está disponible desde un punto de vista técnico, requiere una instalación compleja y costosa. Una de las técnicas más interesantes se presenta en [4], donde se utiliza una estrategia de optimización basada en un modelo de predicción de la productividad de microalgas junto con previsiones meteorológicas. En este estudio, los caudales de cosechado y dilución se controlan para mantener la concentración de biomasa y la temperatura del reactor en sus valores óptimos en dos zonas de Francia. Posteriormente, esta estrategia se utilizó en [5] para analizar la mejora de la productividad en la operación del reactor.

En línea con el concepto presentado en [4] y [5], en este trabajo se presenta un metodo indirecto para la optimización de la temperatura en reactores abiertos de tipo raceway a partir de la regulación del nivel de cultivo mediante un modelo de estimación del crecimiento de microalgas y predicciones meteorológicas. El control del nivel de líquido en el reactor se realiza mediante los procesos de cosechado y dilución, siendo un método que no requiere el uso o instalación de nuevos dispositivos para enfriar o calentar el

cultivo en el reactor. La idea central se basa en la influencia de las condiciones atmosféricas y el nivel en la temperatura del reactor. Se ha diseñado un optimizador que determina el nivel de cultivo que minimiza la diferencia entre la temperatura del reactor y la temperatura óptima de cultivo para la cepa de microalgas seleccionada. Sin embargo, a diferencia de la estrategia presentada en [4, 5], donde el cosechado y la dilución se realizan al mismo tiempo con su correspondiente variable de flujo, en el enfoque presentado en este trabajo, estos procesos no son simultáneos, es decir , si el proceso de dilución está activo, no se realiza cosecha y viceversa. Una diferencia apreciable entre ambos enfoques reside en el cálculo de las tasas de dilución, en este caso fijas y establecidas en base a la experiencia de operación y dependiendo de la temporada del año. Por otro lado, se utiliza una función de coste diferente, donde en este enfoque se selecciona el nivel de líquido en el reactor como variable de decisión en lugar de

2. MATERIALES Y MÉTODOS

2.1. Reactor abierto de microalgas

los caudales.

En este trabajo la producción de microalgas se ha realizado en dos reactores abiertos de tipo raceway de iguales características, localizados en el centro de investigación "IFAPA", próximo a la Universidad de Almería. De esta forma, ha sido posible implementar el optimizador en uno de ellos y comparar los resultados obtenidos frente a la operación tradicional.

Los reactores (ver Figura 1) están compuestos por dos canales de 40 metros de longitud, 1 metro de ancho y 0.3 metros de altura unidos por un acople en forma de U. Esto ofrece una superficie total de 80 m^2 y esta característica constructiva proporciona una relación entre el volumen y el nivel del medio de 800 litros/cm.

La cepa de microalgas utilizada en el reactor corresponde a la especie *Scenedesmus almeriensis* (CCAP 276/24). Un estudio detallado sobre sus parámetros y condiciones característicos relacionados con el pH, el oxígeno disuelto y la



Figura 1: Reactores raceway (Centro IFAPA).

temperatura se puede encontrar en [1]. El valor de pH varía de 3 a 10, pero la tasa de fotosíntesis neta se alcanza a pH 8. Respecto a la temperatura, el valor varía de 12 a $46^{\circ}C$, pero la temperatura óptima es de $28^{\circ}C$, siendo el valor de referencia durante el proceso de optimización.

2.2. Modelos de temperatura y crecimiento

El núcleo de la metodología propuesta son el modelo de temperatura del reactor raceway y el modelo de velocidad de crecimiento de microalgas, que se utilizan durante la fase de optimización de nivel de cultivo. Estos dos modelos se describen brevemente en las siguientes secciones.

Modelo de temperatura

El modelo de temperatura utilizado en este trabajo se presenta en detalle en [10], donde se describe el modelo completo y se valida con datos de un año completo. La temperatura del cultivo se calcula a partir de un balance térmico en el reactor, de tal manera que la temperatura del cultivo se puede estimar a partir de una serie de variables de entrada ambientales que son la radiación solar, la temperatura ambiente, la humedad relativa y la velocidad del viento. Otras variables de entrada son el nivel de cultivo y la temperatura del suelo, que pueden estimarse fácilmente, en lugar de medirse. Se utilizó un conjunto de datos extenso para validar el modelo en una amplia gama de condiciones de temperatura para diferentes meses.

Como se muestra en [10], la evolución dinámica

de la temperatura se obtiene a partir del balance térmico del reactor en equilibrio, representado con la siguiente ecuación (1):

$$\frac{dT_w}{dt} = \frac{Q_{acumulado}}{h \cdot A \cdot C_p \cdot \rho}$$

 $Q_{acumulado} = Q_{irradiancia} + Q_{radiación} + Q_{evaporación} +$ $Q_{convección} + Q_{conducción} + Q_{dilución} - Q_{cosechado}$ (1)

donde T_w [°C] es la temperatura del cultivo en el reactor, h [m] representa el nivel del cultivo, A $[m^2]$ es la superficie del reactor, C_p [J kg⁻¹ °C⁻¹] es la capacidad calorifica especifica del cultivo, ρ [kg m⁻³] es la densidad del cultivo, Qirradiancia [W] representa el flujo de calor de irradiancia, Qradiación [W] es el flujo de calor de la radiación de onda larga, Q_{evaporación} [W] muestra el flujo de calor producido por el proceso de evaporación en el reactor, Qconvección [W] es el flujo de calor causado por convección, Qconducción [W] representa el flujo de calor entre el reactor y la capa bajo el mismo a través del proceso de conducucción, Q_{dilución} [W] es el flujo de calor intercambiado cuando se añade nuevo medio al reactor durante la dilución, y $Q_{cosechado}$ [W] es el flujo de calor que se elimina cuando se extrae medio del reactor durante el proceso de cosechado.

A partir del modelo descrito y las condiciones de temperatura iniciales, es posible estimar la temperatura en el reactor raceway a lo largo del tiempo. Como puede verse en la Ecuación (1), la temperatura depende del nivel (h).

Modelo de velocidad de crecimiento

El modelo de crecimiento específico de microalgas más utilizado establece que la tasa de crecimiento de microalgas, μ_{alg} , se compone de cuatro factores que dependen de la disponibilidad de luz dentro del cultivo (I_{av}) , la temperatura del cultivo (T_w) , el pH y el oxígeno disuelto (DO) en el reactor. El modelo de crecimiento específico se describe mediante la siguiente ecuación (2):

$$\mu_{alg} = \mu_{alg}(I_{av}) \cdot \overline{\mu_{alg}}(T_w) \cdot \overline{\mu_{alg}}(pH) \cdot \overline{\mu_{alg}}(DO)$$
(2)

El principal nutriente limitante que es característico de las microalgas es la limitación de la luz $(\mu_{alg}(I_{av}))$, que se describe en detalle por en [8], siendo una función que depende de la radiación fotosintética y la disponibilidad de luz en el reactor. Los factores referentes a la temperatura $(\overline{\mu_{alg}}(T_w))$, pH $(\overline{\mu_{alg}}(pH))$ y oxígeno disuelto $(\overline{\mu_{alg}}(DO))$ son funciones normalizadas que dependen respectivamente de cada una de las variables y modifican la tasa de crecimiento. Para este trabajo, el pH y el oxígeno disuelto se consideran controlados y ponderados con un valor unitario en la ecuación de la tasa de fotosíntesis (2). Por lo tanto, el crecimiento de microalgas depende solo de la luz y la temperatura.

El índice de temperatura $\overline{\mu_{alg}}(T_w)$, expresado en [3], es un término normalizado que representa la influencia de la temperatura en el crecimiento de microalgas, directamente relacionado con el crecimiento de biomasa, donde la unidad significa el rendimiento máximo debido a una temperatura óptima del cultivo. El rendimiento del crecimiento de la biomasa puede verse disminuido por el efecto de la temperatura y, por tanto, temperaturas por encima o por debajo de los límites característicos de las microalgas darían como resultado un crecimiento nulo, o incluso provocar la muerte celular. El factor de temperatura se puede obtener de la siguiente ecuación (3):

donde

$$N_{alg,T} = (T_w - T_{max,alg}) \cdot (T_w - T_{min,alg})^2$$

$$D_{alg,T} = (T_{opt,alg} - T_{min,alg}) \cdot ((T_{opt,alg} - T_{min,alg}) \cdot (T_w - T_{opt,alg}) - (T_{opt,alg} - T_{max,alg}) \cdot (T_{opt,alg} + T_{min,alg} - 2 \cdot T_w))$$
(3)

 $\overline{\mu_{alg}}(T_w) = \frac{N_{alg,T}}{D_{alg,T}}$

donde T [°C] es la temperatura del cultivo en el reactor, T_{opt} [°C] es la temperatura de crecimiento óptima de las microalgas, T_{max} [°C] es la temperatura máxima que soporta la cepa de microalgas y T_{min} [°C] es la temperatura mínima para la cepa de microalgas.



Figura 2: Esquema de control jerárquico.

2.3. Problema de optimización

El objetivo de la optimización consiste en mantener la temperatura del cultivo T_w lo más cercana posible a la temperatura óptima de crecimiento de la cepa T_{opt} (28°*C*). De esta forma, se incrementará el índice de temperatura normalizado dado por (3) y así se maximizará la velocidad de crecimiento y la productividad de la biomasa.

El problema de control se divide en dos capas, siguiendo el esquema de la Figura 2. La capa superior, donde el optimizador calcula el nivel de líquido óptimo en el reactor de acuerdo con la función de coste propuesta, las condiciones ambientales y las predicciones meteorológicas. En la capa inferior, se realiza un control Todo/Nada del nivel de cultivo mediante las bombas de cosechado y dilución.

De esta forma, en cada instante de optimización, se realiza una simulación de la temperatura del cultivo hacia el siguiente instante, teniendo en cuenta diferentes niveles de líquido. Como método para estimar la temperatura de cultivo, se ha utilizado el modelo previamente descrito (1), por lo que las entradas de la función objetivo son el calor neto acumulado en el reactor (Q_{total}), el nivel en el reactor, las condiciones ambientales (radiación solar, temperatura ambiente, humedad relativa y velocidad del viento) y las predicciones meteorológicas. La función de coste propuesta para el problema de optimización es la siguiente:

$$\min_{\mathbf{h}} J = |T_w(t) - T_{opt}| \tag{4}$$

sujeto a:

$$(h(t) \cdot A \cdot C_p \cdot \rho) \frac{dT_w(t)}{dt} = Q_{total}(t)$$
 (5)

$$h_{min} \le h(t) \le h_{max} \tag{6}$$

$$-\Delta h_{max} \le \Delta h(t) \le \Delta h_{max} \tag{7}$$

$$T_{min} \le T_w(t) \le T_{max} \tag{8}$$

donde Q_{total} es la suma de todos los términos de calor descritos en (l). Por otra parte, el nivel en el reactor debe limitarse para evitar el exceso de cosechado y dilución del reactor. Por tanto, el nivel mínimo (h_{min}) y el máximo (h_{max}) del cultivo se incluyen en el optimizador en función del parámetro de la tasa de dilución y en la variación del volumen del reactor. Asimismo, para evitar cambios bruscos en el nivel, se ha establecido un incremento máximo (Δh_{max}) de l cm para cada iteración del optimizador, realizada con un periodo de media hora. Por último, la temperatura del reactor se limita entre T_{min} y T_{max} en función de la cepa de microalga.

La cantidad de volumen cosechado y diluido se establece mediante el parámetro de tasa de dilución, que determina el porcentaje de volumen



Figura 3: Comparativa del tipo de simulación en escenario ideal.

que puede retirarse del reactor y añadirse, de forma que la concentración de biomasa al final del día sea la misma que al principio. Durante el verano, este parámetro puede alcanzar valores de alrededor del 40%. Sin embargo, en invierno, debido a la baja productividad, la tasa de dilución se sitúa en torno al 15%. Como solución al problema de optimización, se han propuesto dos enfoques. Inicialmente, se ha establecido un horizonte de un solo paso para la optimización, de modo que la función objetivo se basa únicamente en los valores de las entradas actuales. Posteriormente, se ha incluido la previsión meteorológica y la optimización del horizonte deslizante para mejorar el rendimiento.

3. RESULTADOS

En esta sección se muestran los resultados obtenidos en simulación y en la planta real aplicando el optimizador de temperatura para regular el nivel en el reactor, comparando dichos resultados con la operación tradicional del reactor a 15 cm de nivel. La Tabla 1 resume de forma cuantitativa los resultados. Las simulaciones se han realizado en tres escenarios distintos que permiten observar los factores que disminuyen la eficiencia del optimizador. En primer lugar, en el caso ideal, no se tienen en cuenta las restricciones de cosechado y dilución, además, se supone un caudal de las bombas ideal. El segundo escenario incorpora el caudal real de cosechado y dilución disponible en los reactores reales. Y por último, en el tercer escenario se incluyen también las restricciones de nivel del reactor aplicando una tasa de dilución del 40%.

Se han realizado simulaciones con el optimizador configurado a un paso y con horizonte deslizante. En el caso de horizonte deslizante se han realizado tres tipos de simulaciones. En la primera se mantienen constantes los valores de las variables meteorológica a lo largo del horizonte de predicción. En la segunda se utilizan los datos reales del conjunto de datos como predicción y por último, en la tercera se utilizan los datos de predicciones meteorológicas obtenidos por la API Weatherbit.io ([12]). En la Figura 3 se pueden observar que los resultados obtenidos para las simulaciones ideales con datos reales y con predicciones obtenidas de la API se encuentran solapados, lo cual indíca que las predicciones meteorológicas obtenidas satisfacen las necesidades de precisión del optimizador.

Para la selección del horizonte de predicciones se ha comparado el Error Integral Absoluto (IAE) obtenido para distintos horizontes, y posteriormente se ha escogido el que menor error ofrecía en cada uno de los escenarios descritos anteriormente (ver Tabla 1). En la Figura 4 se observa que las restricciones de cosechado y dilución disminuyen la eficiencia del optimizador



Figura 4: Comparativa en simulación con predicciones API con distintos escenarios.



Figura 5: Ensayo real con optimización a un paso.



Figura 6: Ensayo real con horizonte deslizante de 4 horas y predicciones meteorológicas.

Caudales	Escenarios		IAE
Ideales	A un paso		651.11
	Predicciones constantes		395.53
	Predicciones reales		371.91
	Predicciones Weatherbit		366.48
Reales	Sin restricciones de dilución	A un paso	946.62
		Predicciones constantes	811.85
		Predicciones reales	805.75
		Predicciones Weatherbit	805.70
	Con restricciones de dilución	A un paso	1322.3
		Predicciones constantes	1179.2
		Predicciones reales	1188.2
		Predicciones Weatherbit	1189.4
Sin optimizador (nivel fijo = 15 cm)			1489.7

Cuadro 1: Comparativas del IAE para todos los escenarios y tipos de simulaciones.

en mayor medida que la incorporación de los caudales reales en la simulación. Tras la verificar el funcionamiento del optimizador en simulación, se han realizado ensayos en los reactores reales del centro IFAPA, con una tasa de dilución del 20% siguiendo la operación tradicional. Para establecer comparaciones, se ha aplicado el optimizador en un reactor (RW1) mientras que el otro reactor se ha operado de manera tradicional (RW2). En la Figura 5 se observan los resultados obtenidos tras configurar el optimizador a un paso, en ella se observar una mejoría en el índice de temperatura respecto al reactor a nivel fijo, que corresponde a una disminución del error integral absoluto del 7.56%.

Posteriormente en la Figura 6 se observan los resultados obtenidos con el optimizador configurado con un horizonte de predicción de 4 horas haciendo uso de las predicciones proporcionadas por la API y se observa una mejora superior que en el caso anterior, disminuyendo el IAE un 11.4% respecto al reactor con nivel fijo. En ambos caso se aprecia que la temperatura del agua de dilución se encuentra a una temperatura superior a la del medio del reactor, ya que el optimizador aprovecha la dilución para aumentar la temperatura del reactor en lugar de enfriarlo.

4. CONCLUSIONES

Este trabajo ha presentado la evaluación en simulación y experimental de un optimizador de temperatura para reactores raceway. En base a los resultados, se puede afirmar que la eficiencia del optimizador depende notoriamente de las restricciones de nivel y la temperatura del agua de entrada.

Analizando los resultados reales mostrados en la Tabla 1, se observa una mejora notable en el error comparado con la operación tradicional. En especial, se aprecia que el error es menor aplicando el optimizador con horizonte deslizante y predicciones meteorológicas, respecto a la arquitectura de optimización a un paso. Sin embargo, el error es ligeramente mayor cuando se tienen en cuenta las predicciones meteorológicas respecto a valores constantes. Esto se debe a que la temperatura tiene una dinámica lenta y no se ve afectada de forma inmediata por cambios en las condiciones ambientales, por lo que un escenario constante reduce los cambios en las referencias de nivel, manteniendo la temperatura ligeramente más constante. Se observa que las restricciones de dilución diminuyen en gran medida la efectividad del optimizador, y este factor no puede ser solventado de una forma sencilla dimensionando las bombas correctamente de manera previa a la construcción del reactor. De hecho, limita el uso del optimizador en invierno ya que no proporciona una mejoría significativa. En definitiva, una reducción del IAE alrededor del 11% como se ha obtenido en los ensayos reales se puede considerar exitosa teniendo en cuenta que los reactores no precisan de una modificación para la implantación del optimizador.

English summary

Temperature optimization in microalgae raceway reactors by depth regulation

Abstract

In addition to pH and dissolved oxygen, other parameters that significantly affect microalgae growth are solar radiation and temperature. Inadequate temperature significantly reduces biomass productivity in photobioreactors and can even cause total culture collapse. Direct temperature control in large-scale open reactors is considered unfeasible due to the large amount of energy required, leaving only the option of using passive or semi-passive systems. This paper presents an indirect method for temperature optimization in these systems by varying the culture depth using weather forecasts.

Keywords: Microalgae; Open reactors; Temperature optimization.

References

- M. Barceló-Villalobos, C. Gómez-Serrano, A. Sánchez-Zurano, L. Alameda-García, S. Esteve-Maldonado, J. Peña, and F. G. Acién. Variations of culture parameters in a pilot-scale thin-layer reactor and their influence on the performance of *Scenedesmus almeriensis* culture. *Bioresource Technology Reports*, 6:190 – 197, 2019. doi: 10.1016/j.biteb.2019.03.007.
- [2] Q. Béchet, M. Laviale, N. Arsapin, H. Bonnefond, and O. Bernard. Modeling the impact of high temperatures on microalgal viability and photosynthetic activity. *Biotechnology for Biofuels*, 10: 136, 2017. doi: 10.1186/s13068-017-0823-z.
- [3] O. Bernard and B. Rémond. Validation of a simple model accounting for light and temperature effect on microalgal growth. *Bioresource Technology*, 123:520 – 527, 2012. doi: 10.1016/j. biortech.2012.07.022.
- [4] R. De-Luca, Q. Béchet, F. Bezzo, and O. Bernard. Optimal operation of algal ponds accounting for future meteorology. *IFAC -PapersOnLine*, 49(7):1062 – 1067, 2016. doi: 10.1016/j.jprocont. 2017.03.010.

- [5] R. De-Luca, F. Bezzo, Q. Béchet, and O. Bernard. Exploting meteorological forecast for the optimal operation of algal ponds. *Journal of Process Control*, 55:55 - 65, 2017. doi: 10.1016/j.jprocont.2017. 03.010.
- [6] J. L. Guzmán, F. G. Acién, and M. Berenguel. Modelling and control of microalgae production in industrial photobioreactors. *Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial*, 18(1): 1 – 18, 2021. doi: 10.4995/riai.2020.13604.
- [7] K. Hwan Ryu, J. Lee, S. Heo, and J. Lee. Improved microalgae production by using a heat supplied open raceway pond. *Industrial & En*gineering Chemistry Research, 58(21):9099 – 9108, 2019. doi: 10.1021/acs.iecr.9b00986.
- [8] E. Molina, F. García, J. A. Sánchez, J. M. Fernández, F. G. Acién, and A. Contreras. A mathematical model of microalgal growth in lightlimited chemostat culture. *Chemical Technology* and Biotechnology, 61(2):167 – 173, 1994. doi: 10.1002/jctb.280610212.
- [9] M. Ras, J. P. Steyer, and O. Bernard. Temperature effect on microalgae: A crucial factor for outdoor production. *Reviews in Environmental Science and Bio/Technology*, 12(2):153 – 164, 2013. doi: 10.1007/ s11157-013-9310-6.
- [10] E. Rodríguez, F. G. Acién, J. L. Guzmán, M. Berenguel, and A. Visioli. A new model to analyze the temperature effect on the microalgae performance at large scale raceway reactors. *Biotechnology & Bioengineering*, 2021. doi: 10.1002/bit. 27617.
- [11] E. van Esbroeck. Temperature control of microalgae cultivation under variable conditions. *Netherlands*, MSc Thesis, Wageningen University & Research, 2018.
- [12] Weatherbit API forecast:. https://www.weatherbit.io/.

Agradecimientos

Este trabajo ha sido financiado con el Proyecto del Plan Nacional DPI2017-84259-C2-1-R del Ministerio de Ciencia, Innovación y Universidades.



© 2021 by the authors. Submitted for possible open access publication

under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution CC BY-NC-SA 4.0 license (https://creativecommons.org/licenses/by-ncsa/4.0/deed.es).