

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

José González Hernández<sup>a,\*</sup>, Enrique Rodríguez Miranda<sup>b</sup>, José Luis Guzmán Sánchez<sup>c</sup>,  
Francisco Gabriel Ación Fernández<sup>d</sup>, Antonio Visioli<sup>b</sup>

<sup>a</sup>Dep. de Informática, Universidad de Almería, 04120, España.

<sup>b</sup>Dep. of Mechanical and Industrial Engineering, Universidad de Brescia, 25123, Italia.

<sup>c</sup>Dep. de Informática, Universidad de Almería, CESOL ceiA3, 04120 Almería, España.

<sup>d</sup>Dep. de Ingeniería Química, Universidad de Almería, CESOL ceiA3, 04120 Almería, España.

**To cite this article:** González, J., Rodríguez, E., Guzmán, J.L., Ación, F.G., Visioli, A. 2022. Temperature optimization in microalgae raceway reactors by depth regulation. *Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial* 19, 164-173. <https://doi.org/10.4995/riai.2021.16586>

### Resumen

En los sistemas de producción de microalgas, 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. La radiación solar no es controlable y es considerada como la principal perturbación del sistema. En relación a la temperatura, un valor inadecuado de la misma 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 se suele optar por la opción de usar sistemas pasivos o semipasivos. Este artículo presenta un método indirecto mediante la regulación de nivel de líquido en el reactor, con el objetivo de optimizar la temperatura en fotobioreactores de escala industrial haciendo uso de un modelo de balance térmico del sistema y de predicciones climáticas futuras.

*Palabras clave:* Microalgas, Reactores abiertos, Optimización de temperatura, Control

### Temperature optimization in microalgae raceway reactors by depth regulation

#### Abstract

In the microalgae-based production systems, 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 a thermal balance model and weather forecasts.

*Keywords:* Microalgae, Open reactors, Temperature optimization, Control

### 1. Introducción

La importancia de la sostenibilidad ambiental y el auge de las energías renovables promueven el desarrollo de nuevas fuentes de energía, como los reactores de microalgas. Estos procesos biológicos se han vuelto muy populares en la actualidad debido a su gran potencial para producir biocombustibles y productos

de alto valor. Sin embargo, 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 (Ras et al., 2013). Los reactores abiertos de microalgas del tipo raceway son el método más común para la producción de biomasa. En cambio, estos reactores están expuestos a los contaminantes externos y

\* Autor para correspondencia: joseluis.guzman@ual.es

sujetos a las condiciones ambientales. Debido a sus características de operación, la temperatura en este tipo de reactores no se puede controlar mediante máquinas de frío y calor convencionales, ya que suponen un gran coste económico y energético. Sin embargo, se ha comprobado como los procesos de aporte de agua fresca (dilución) y retirada de cultivo (cosechado) influyen en la temperatura del cultivo en el reactor.

Se pueden encontrar múltiples resultados y estudios sobre el efecto de la temperatura en la tasa de crecimiento y la producción de biomasa de algas y cianobacterias (Singh and Singh, 2015). Por ejemplo, en Nalley et al. (2018), se presenta un estudio del efecto de la temperatura, que oscila entre 9°C y 32°C, sobre la tasa de crecimiento y la producción de biomasa en una composición de 26 especies de algas de 5 grupos funcionales diferentes. Además, se ha demostrado que el efecto de las altas temperaturas es perjudicial para la producción de biomasa, como se describe en Béchet et al. (2017), 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.

Por otro lado, también es posible encontrar múltiples ejemplos de modelos en la literatura donde se tiene en cuenta tanto la luz incidente en el reactor como su temperatura. Uno de estos casos se expone en Béchet et al. (2013), donde se realiza una revisión del estado del arte en este tema, exponiendo cuáles son los modelos más prometedores o viables. En Barceló-Villalobos et al. (2019) se estudian las variaciones en las condiciones de cultivo en una capa fina abierta, tanto en términos de posición dentro del reactor como de tiempo del ciclo de luz diurna. En Huesemann et al. (2016) se presenta un modelo integral desarrollado para el crecimiento de microalgas en estanques al aire libre bajo condiciones fluctuantes de intensidad de luz y temperatura. En Bernard and Rémond (2012) se desarrolla un modelo simple para la influencia de la luz y la temperatura en el crecimiento de algas, estimando su producción en exterior, apoyándose en el modelo de crecimiento presentado en Camacho et al. (2003). En Rodríguez et al. (2021) se presenta un modelo de estimación de la temperatura de cultivo en reactores raceway. Recientemente, se ha presentado en Pooya et al. (2018) una nueva alternativa para modelar el efecto de la temperatura sobre el crecimiento. Estos modelos se utilizan ampliamente para desarrollar nuevos modelos de crecimiento de biomasa, como el que se presenta en (Solimeno et al., 2015).

Todos estos diferentes modelos se pueden utilizar como herramientas de diseño junto con modelos de producción, que permiten la estimación del comportamiento del proceso en función de las condiciones ambientales. Además, estos modelos se pueden utilizar para determinar la idoneidad de un área determinada para la producción de biomasa de microalgas.

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 (Guzmán et al., 2021). Es posible encontrar algunos estudios de control de temperatura en fotobiorreactores cerrados, como en van Esbroeck (2018), ya que es posible instalar intercambiadores de calor en las columnas de burbujeo. Por otro lado, en Hwan Ryu et al. (2019), 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 De-Luca et al. (2016), 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 De-Luca et al. (2017) para analizar la mejora de la productividad en la operación del reactor.

Esta optimización se ha mejorado recientemente en De-Luca et al. (2018), junto con un estudio de la influencia de las variables meteorológicas en el crecimiento de microalgas y la inexactitud de la previsión meteorológica.

En línea con el concepto presentado en De-Luca et al. (2016) y De-Luca et al. (2017), en este trabajo se presenta un método 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 De-Luca et al. (2016, 2017), 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 los caudales. La estrategia de control propuesta ha sido evaluada en primer lugar en simulación considerando diferentes escenarios, y posteriormente de forma experimental en un fotobiorreactor raceway de escala semi industrial.

## 2. Materiales y métodos

### 2.1. Reactor abierto de microalgas

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

Tabla 1: Sensores de medida de las variables del modelo

Medida	Modelo
Velocidad viento	Thies Clima 4.3400.30.000
Radiación global	Kipp & Zonen CM 6B
Temperatura ambiente	Delta Ohm HD 9008TRR
Humedad relativa	Delta Ohm HD 9008TRR
Temperatura de suelo	Termoresistencia PT100
pH y temperatura del cultivo	Crison pH 53 34
Nivel del cultivo	Wenglor UMD402U035

superficie total de 80 m<sup>2</sup> donde esta característica constructiva proporciona una relación entre el volumen y el nivel del medio de 800 litros/cm.



Figura 1: Reactores raceway (Centro IFAPA).

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 características relacionados con el pH, el oxígeno disuelto y la temperatura se puede encontrar en Barceló-Villalobos et al. (2019). 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°C, pero la temperatura óptima se encuentra en torno a 27°C, siendo el valor de referencia durante el proceso de optimización.

Las medidas de las condiciones climáticas se obtienen de una estación meteorológica, mientras que las condiciones del reactor (temperatura del suelo, temperatura del cultivo y nivel de líquido) se miden con sensores presentes en el mismo. La Tabla 1 muestra el modelo de los sensores para las variables medibles, que representan las entradas al modelo de temperatura. El período de muestreo para las mediciones es de un minuto.

## 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 Rodríguez et al. (2021), donde se describe el modelo completo. Se utilizó un conjunto de datos extenso para validar el modelo en una amplia gama de condiciones de temperatura para diferentes meses. 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, como es el caso de los ensayos en simulación, donde se ha tomado un nivel inicial de cultivo de 15 cm y una temperatura de suelo obtenida a partir de una función experimental dependiente de la temperatura ambiente.

Como se muestra en Rodríguez et al. (2021), la evolución dinámica de la temperatura se obtiene a partir del balance térmico del reactor en equilibrio, representado con la siguiente ecuación:

$$\frac{d(h(t)T_w(t))}{dt} = \frac{Q_{acumulado}}{A \cdot C_p \cdot \rho} \quad (1)$$

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

donde  $T_w$  [°C] es la temperatura del cultivo en el reactor,  $h$  [m] representa el nivel del cultivo,  $A$  [m<sup>2</sup>] es la superficie del reactor,  $C_p$  [J kg<sup>-1</sup> °C<sup>-1</sup>] es la capacidad calorífica específica del cultivo,  $\rho$  [kg m<sup>-3</sup>] es la densidad del cultivo,  $Q_{irradiancia}$  [W] representa el flujo de calor de irradiancia,  $Q_{radiación}$  [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,  $Q_{convección}$  [W] es el flujo de calor causado por convección y  $Q_{conducción}$  [W] representa el flujo de calor entre el reactor y la capa bajo el mismo a través del proceso de conducción.

Además de los flujos de calor mostrados (ver Rodríguez et al. (2021) para más detalles), se han incorporado los flujos correspondientes a los procesos de cosechado y dilución, que afectan al volumen en el reactor. El flujo de calor por dilución  $Q_{dilución}$  [W] representa el intercambio de calor cuando se añade nuevo medio al reactor durante el proceso de dilución. Este flujo se expresa mediante la siguiente ecuación:

$$Q_{dilución} = V_d \cdot \rho \cdot C_p \cdot T_{med} \quad (2)$$

donde  $V_d$  [m<sup>3</sup> s<sup>-1</sup>] es el caudal volumétrico de dilución y  $T_{med}$  [°C] es la temperatura a la que se encuentra el medio añadido al reactor.

Por otro lado, el flujo de calor durante el cosechado  $Q_{cosechado}$  [W] representa el calor que se elimina cuando se extrae líquido del reactor durante el proceso de cosechado. Este flujo se expresa mediante la siguiente ecuación:

$$Q_{cosechado} = V_c \cdot \rho \cdot C_p \cdot T_w \quad (3)$$

donde  $V_c$  [m<sup>3</sup> s<sup>-1</sup>] es el caudal volumétrico de cosechado y  $T_w$  [°C] es la temperatura a la que se encuentra el cultivo en el reactor.

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. La Figura 2 muestra los resultados de validación obtenidos aplicando el modelo de temperatura durante 10 días consecutivos para diferentes meses del año, comprendidos desde Agosto hasta Diciembre. Para el conjunto de datos completo, se obtuvo un valor RMSE de 1.03 [°C]. Los

resultados de la evolución dinámica de la temperatura obtenidos mediante el modelo muestran un desempeño satisfactorio que se asemeja mucho a los valores reales de temperatura, medidos en el reactor.

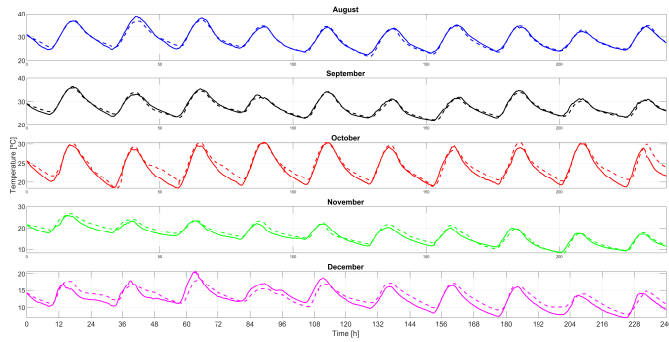


Figura 2: Validación del modelo de temperatura en reactores raceway. Cada gráfico de color individual representa diez días consecutivos para los meses seleccionados de agosto a diciembre. La línea continua representa la temperatura estimada, mientras que la línea discontinua representa la temperatura real del reactor.

Como se puede observar en la Ecuación (1), la temperatura depende del nivel de líquido en el reactor ( $h$ ). Esta variable depende de diversos factores. La evaporación disminuye el nivel en el reactor sin posibilidad de control, sin embargo, es posible controlar el nivel mediante los procesos de cosechado y dilución. Los procesos de dilución y cosechado son los que se encargan de extraer la biomasa de microalgas del reactor, y suelen realizarse a la misma hora todos los días. El cosechado es el proceso mediante el cual se extrae el cultivo del reactor a través de una tubería, para su posterior tratamiento y procesado. Por otro lado, la dilución es el proceso mediante el cual se agrega agua dulce con fertilizantes u otro tipo de medio de cultivo (como aguas residuales o agua salada) al reactor.

No obstante, la variación de volumen en el reactor a través de los procesos de cosechado y dilución afecta a la evolución dinámica de la temperatura en el reactor. Además, los flujos de calor correspondientes a estos procesos ( $Q_{\text{cosechado}}$  y  $Q_{\text{dilución}}$ ) también afectan al calor acumulado en el reactor, y por ende, a la temperatura. Por ello, mediante el uso de un control óptimo de estos procesos es posible regular la temperatura del cultivo con el fin de mejorar la productividad de las microalgas, siendo el objetivo principal de este trabajo.

### Modelo de velocidad de crecimiento

El modelo de velocidad de crecimiento específico de microalgas se ha utilizado ampliamente en la literatura (Barceló-Villalobos et al., 2019; Camacho et al., 2003) y su formulación depende de las diferentes limitaciones de nutrientes que influyen en el crecimiento, como se puede ver en Solimeno et al. (2015). Este modelo de crecimiento establece que la tasa de crecimiento de microalgas,  $\mu_{alg}$ , 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:

$$\mu_{alg} = \mu_{alg}(I_{av}) \cdot \overline{\mu_{alg}}(T_w) \cdot \overline{\mu_{alg}}(pH) \cdot \overline{\mu_{alg}}(DO) \quad (4)$$

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 en Molina et al. (1994), 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 (Pawlowski et al., 2015; Rodríguez et al., 2020, 2019) en la ecuación de la tasa de fotosíntesis (4). Por tanto, el crecimiento de microalgas dependerá solamente de la luz y la temperatura.

El índice de temperatura  $\overline{\mu_{alg}}(T_w)$ , expresado en Bernard and Rémond (2012), 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 como se comentó anteriormente. El factor de temperatura viene dado por la siguiente ecuación:

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

donde

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

$$D_{alg,T} = (T_{opt,alg} - T_{min,alg}) \cdot ((T_{opt,alg} - T_{min,alg}) \cdot (T_w - T_{opt,alg}) - (T_{opt,alg} - T_{max,alg}) \cdot (T_{opt,alg} + T_{min,alg} - 2 \cdot T_w)) \quad (5)$$

donde  $T_w$  [°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.

El índice de temperatura se ha utilizado en este trabajo como el principal índice de rendimiento para comparar los diferentes enfoques propuestos realizados con el optimizador. Tal como expresa la ecuación 4, la temperatura afecta de forma directa en la velocidad de crecimiento, que además depende de la luz (no controlable). Por lo tanto, este factor sirve como un método sencillo para comparar los resultados, sin necesidad de calcular la velocidad de crecimiento específica.

### 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 para la cepa tratada en este trabajo). De esta forma, se incrementará el índice de temperatura normalizado dado por (5) y así se maximizará la velocidad de crecimiento y la productividad de la biomasa. Por tanto, el problema de optimización propuesto en este trabajo se puede plantear como:

$$\min_h J = |T_w(t) - T_{opt}| \quad (6)$$



sujeto a:

$$(A \cdot C_p \cdot \rho) \frac{d(h(t)T_w(t))}{dt} = Q_{acumulado}(t) \quad (7)$$

$$h_{min} \leq h(t) \leq h_{max} \quad (8)$$

$$-\Delta h_{max} \leq \Delta h(t) \leq \Delta h_{max} \quad (9)$$

$$T_{min} \leq T_w(t) \leq T_{max} \quad (10)$$

donde  $Q_{acumulado}$  es la suma de todos los términos de calor descritos en (1). 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 ( $\Delta h_{max}$ ) de 1 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.

Como se ha mencionado previamente, la regulación del volumen en el reactor se realiza mediante los procesos de cosechado y dilución. La Figura 3 representa un esquema de la metodología propuesta. En función de la temperatura en el reactor y las condiciones ambientales, el optimizador determina un nivel de líquido determinado para mejorar el índice de temperatura que afecta a la velocidad de crecimiento de las microalgas. Mediante la apertura y cierre de las válvulas de cosechado y dilución, se alcanza el nivel objetivo en el reactor, teniendo en cuenta un conjunto de restricciones para no comprometer la concentración de biomasa en el cultivo y que se describen a continuación.

considerarse prácticamente constante entre días, denominándose a este método funcionamiento operación en continuo. La tasa de dilución depende de cada temporada y mes, en función del crecimiento de las microalgas. Durante el verano, período de máxima productividad de la biomasa, este parámetro puede alcanzar valores en torno al 40 %. Sin embargo, en invierno, debido a la baja productividad, la tasa de dilución ronda el 15 %. Debido a las características operativas y al diseño del reactor, no es posible ejecutar los procesos de cosechado y dilución de manera simultánea. Por motivo de la configuración en la red de tuberías, puede ser contraproducente activar el cosechado y la dilución al mismo tiempo. Por otro lado, cuando estos procesos son simultáneos, la concentración de biomasa del volumen cosechado disminuye a lo largo del tiempo en que se realiza la actividad, debido a la constante dilución del reactor. Esta es una restricción muy importante con respecto al problema de optimización, ya que los cambios de volumen en el reactor se realizan estableciendo valores fijos para los caudales de cosechado y dilución en cada iteración del optimizador, pero no ambos al mismo tiempo.

Considerando los planteamientos anteriormente expuestos, se han propuesto dos enfoques como solución al problema de optimización. Inicialmente, se ha establecido un horizonte de un paso para la optimización, de modo que la función objetivo se basa solo en los valores de entrada actuales. Posteriormente, en un segundo enfoque, se ha incluido la previsión meteorológica y la optimización del horizonte futuro con el objetivo de mejorar el rendimiento del sistema. Ambos casos se describen a continuación.

#### Enfoque de horizonte de un paso

La arquitectura de horizonte de un paso propuesta consta de dos capas, cuya representación se presenta en la Figura 4. La capa superior, donde el optimizador calcula el nivel de líquido óptimo en el reactor de acuerdo con la función de coste propuesta. En la capa inferior, se realiza un control Todo/Nada del nivel de cultivo mediante las bombas de cosechado y dilución.

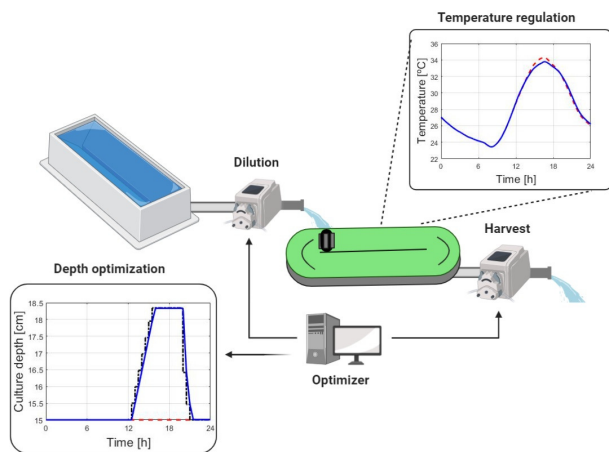


Figura 3: Esquema del proceso de optimización mediante regulación de nivel.

El ajuste de nivel de líquido en el reactor se realiza a partir de la extracción de volumen mediante una bomba de cosechado o la inyección de agua dulce con nutrientes de un embalse mediante una bomba de dilución. La cantidad de volumen cosechado y diluido se establece mediante el parámetro de tasa de dilución ( $D$ ), que determina el porcentaje de volumen que se puede retirar del reactor o agregar, de manera que la concentración de biomasa al final del día sea la misma que al comienzo del mismo. De esta forma, la concentración de biomasa puede

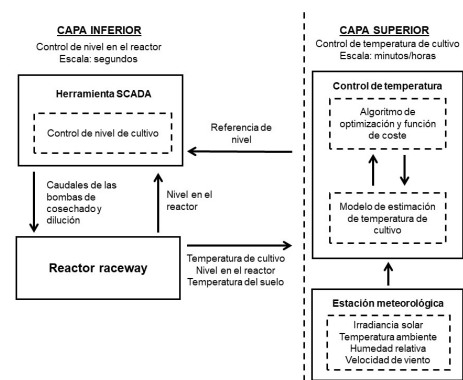


Figura 4: Jerarquía de control para la optimización en un solo paso.

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). Al ser una optimización de un paso, las variables ambientales permanecen constantes durante el próximo instante.

La frecuencia de optimización es un parámetro elegido por el usuario y representa el tiempo que transcurre entre el cálculo de una referencia de nivel y la siguiente. Esta frecuencia de optimización o tiempo de optimización ( $t_o$ ) se ha establecido en media hora, teniendo en cuenta los caudales de cosechado y dilución y su capacidad para variar el volumen en el reactor. Aun así, es un parámetro modificable, pudiendo ser menor o mayor, ajustándose a la situación específica de cada escenario.

A partir de la referencia de nivel de cultivo obtenida del optimizador, se calculan los caudales de cosechado y dilución correspondientes, teniendo en cuenta las restricciones aplicadas. Estos caudales se pueden configurar como variables, de modo que el nivel de referencia se alcance antes del siguiente instante de optimización, o por el contrario, se pueden configurar como caudales fijos, lo que representa un escenario más realista, que condiciona el proceso de optimización.

#### Enfoque de horizonte futuro deslizante

A partir del enfoque inicial de optimización a un paso, se ha agregado una capa superior a la jerarquía de control que se muestra en la Figura 4. Esta nueva capa representa el pronóstico del tiempo para las variables de entrada en la función de optimización. Por tanto, es posible mejorar el problema de optimización y regulación de la temperatura en el reactor utilizando un horizonte de predicción en la estimación de la temperatura de cultivo. Esta nueva jerarquía de control está representada en la Figura 5 y presenta un aumento de la capacidad de predicción con respecto a la optimización.

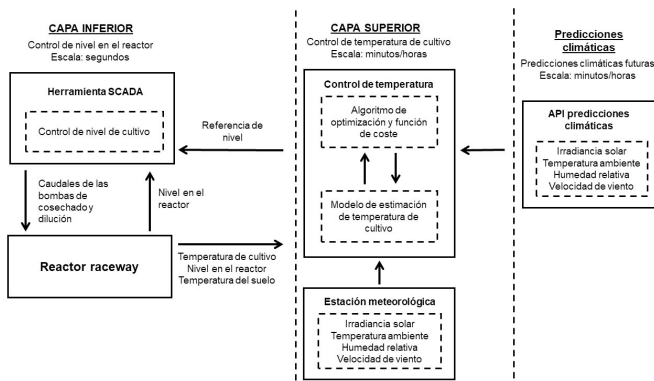


Figura 5: Jerarquía de control para optimización futura.

Este nuevo enfoque de optimización se basa en un enfoque de horizonte deslizante (Pantano et al., 2021; Marchante et al., 2021), donde en cada instante de optimización se calculan una serie de referencias de nivel futuras. Solo se implementa la primera referencia obtenida de la estrategia de control, luego se vuelve a muestrear el estado de la planta y se repiten los cálculos partiendo del nuevo estado actual, produciendo una nueva ley de control y nuevas referencias de nivel, y descartando las referencias futuras calculadas en el instante anterior. El número de referencias corresponde al valor del horizonte de predicción

( $N_p$ ), siendo un vector cuyos valores se modifican en función de las condiciones presentes en cada instante de optimización.

El tiempo de optimización ( $t_o$ ) sigue siendo un parámetro elegido por el usuario, pero se introduce un nuevo término, el horizonte de predicción  $N_p$  equivalente al número de predicciones o intervalos de optimización que se llevarán a cabo de antemano. El valor de  $N_p$  puede ser seleccionado por el usuario y su interpretación depende del tiempo de optimización. Si el tiempo de optimización es 1 hora, el valor de  $N_p$  representará el número de horas de predicción en el futuro. Por ejemplo, un valor de  $N_p$  igual a 10 con un tiempo de optimización de 1 hora, el horizonte de predicción sería de 10 horas. Sin embargo, con un tiempo de optimización de media hora, el horizonte de predicción sería de 5 horas, con acciones de optimización cada media hora. Para las simulaciones se ha utilizado un tiempo de optimización ( $t_o$ ) de media hora y un horizonte de predicción ( $N_p$ ) de 8 (4 horas). El vector de resultados obtenidos de la función objetivo en cada instante de optimización representa las referencias de nivel de líquido para instantes futuros, basados en las condiciones ambientales actuales y el pronóstico del clima. La nueva función de coste se presenta de la siguiente manera:

$$J = \sum_{i=1}^{N_p} |T_w(i) - T_{opt}| \quad (11)$$

Los valores del vector de resultados no son fijos, pero pueden modificarse en cada instante de optimización si cambian las condiciones de entrada, como perturbaciones en el pronóstico. De esta forma, se mejora el rendimiento de la optimización para tener en cuenta, en el momento presente, posibles escenarios futuros o perturbaciones que afecten la temperatura del cultivo.

### 3. Resultados

De manera previa a la realización de los ensayos del optimizador, tanto reales como simulados, se realizó una comparativa entre diferentes aplicaciones de interfaz para escoger la que mejor predicciones realiza en la ubicación del reactor. A la hora de realizar la comparativa, se realizó una predicción de 24 horas en tres API diferentes y se comparó con los datos recogidos por la estación meteorológica instalada en el centro IFAPA. Se calculó el error cuadrático medio (RMSE) de las API respecto a la estación meteorológica y se seleccionó la que menor RMSE obtuvo, siendo la API utilizada finalmente Weatherbit.io (Weatherbit API forecast:). Los resultados obtenidos se pueden observar en la Tabla 2. En la Figura 6 se puede observar la predicción de radiación solar realizada durante 2 días consecutivos comparada con los valores reales obtenidos por la estación meteorológica, así como el RMSE entre ambos. De esta forma, se demuestra la fiabilidad de las predicciones meteorológicas utilizadas.

A continuación se muestran los resultados obtenidos en simulación y en la planta real (en época de otoño) aplicando el optimizador de temperatura para regular el nivel en el reactor, comparando dichos resultados con la operación tradicional del reactor trabajando a 15 cm de nivel constante. La Tabla 3 resume de forma cuantitativa los resultados. Las simulaciones se

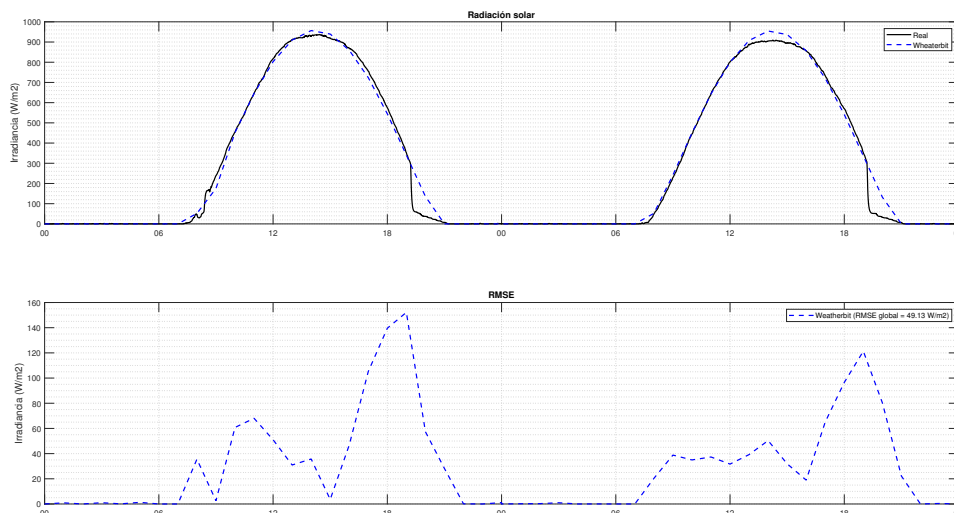


Figura 6: Comparativa entre radiación predicha y real utilizando la API Weatherbit.io.

Tabla 2: Comparativas entre predicciones API y estación meteorológica

Variable	RMSE			
	API	Climacell	Aerisapi	Wheaterbit
Temperatura [°C]	2.13	1.85	1.43	
Humedad relativa [%]	33.71	25.44	14.08	
Velocidad de viento [m/s]	1.31	1.15	0.78	
Radiación solar [W/m <sup>2</sup> ]	284.89	-	38.10	

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 y, 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 meteorológicas a lo largo del horizonte de predicción. En la segunda se utilizan los datos reales del conjunto de datos como predicción. Y en la tercera se utilizan los datos de predicciones meteorológicas obtenidos por la aplicación de interfaz (API) Weatherbit.io comentada anteriormente. Para comparar los resultados de los diferentes enfoques, se ha utilizado el valor del índice de temperatura descrito en la ecuación (5). En la Figura 7 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 indica 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 3). En la Figura 8 se observa que las restricciones de cosechado y dilución disminuyen la eficiencia del optimizador en mayor medida que la incorporación de los caudales reales en la simulación. Tras verificar el funcionamiento del optimizador en simulación, se han realizado ensayos en los reactores reales del centro IFAPA descritos previamente, 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 9 se observan los resultados obtenidos tras configurar el optimizador a un paso. En ella se observa 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 10 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 casos 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. Destacar que estas ventajas se observarán de forma más

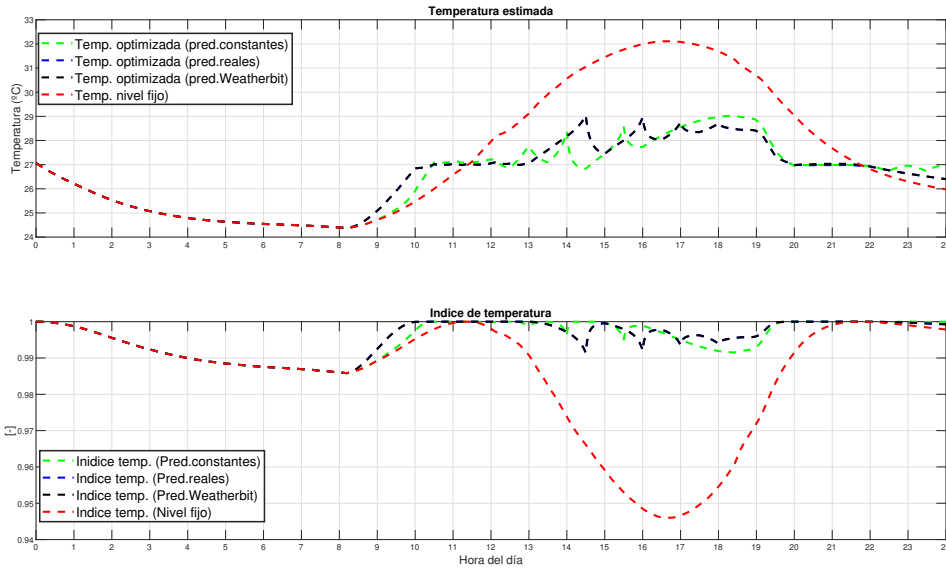


Figura 7: Comparativa del tipo de simulación en escenario ideal.

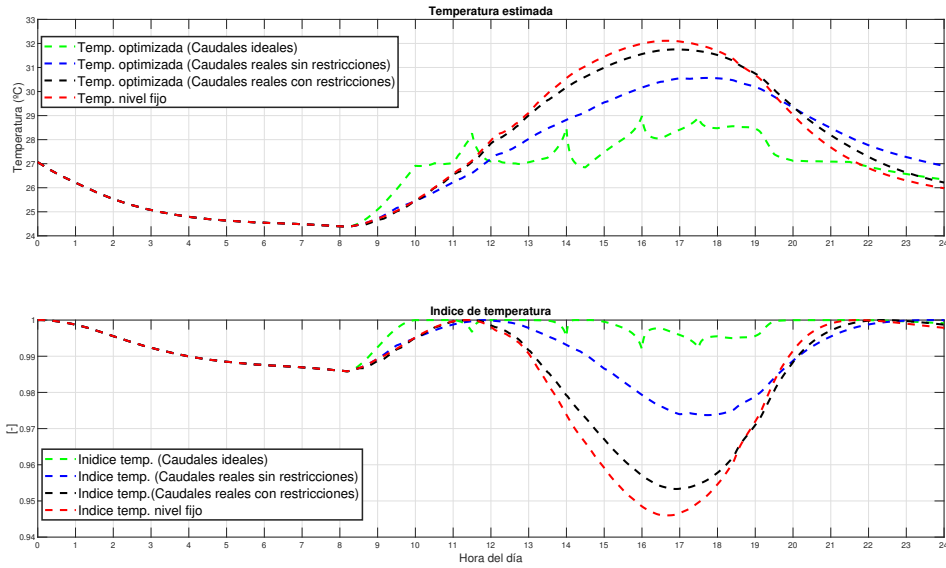


Figura 8: Comparativa en simulación con predicciones API con distintos escenarios.

Tabla 3: Comparativas del IAE para todos los escenarios y tipos de simulaciones.

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
Sin optimizador (nivel fijo = 15 cm)		1189.4	
			1489.7



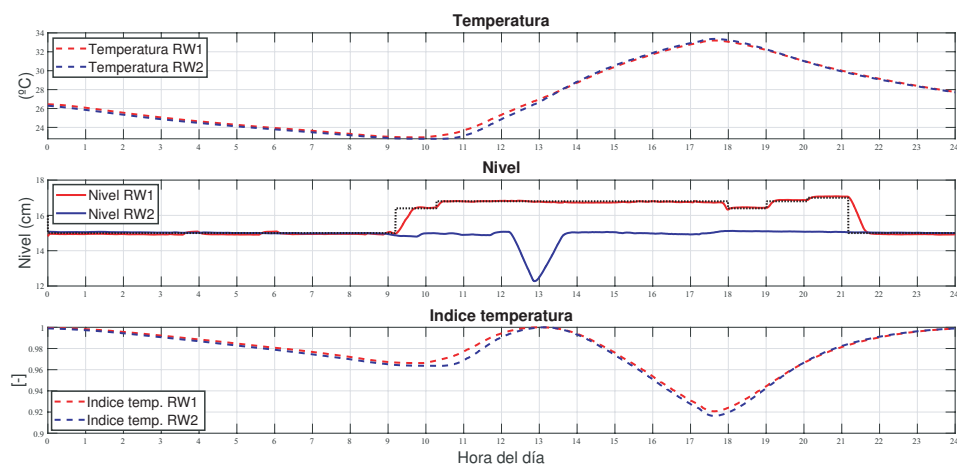


Figura 9: Ensayo real con optimización a un paso.

considerable en épocas de primavera y verano, donde las necesidades de refrigeración son más relevantes que durante otoño e invierno.

Otro aspecto a destacar es que se puede observar de manera clara que el caudal de las bombas instaladas en los reactores disminuyen considerablemente la efectividad, comparando los resultados de las simulaciones con los ensayos reales. Sin embargo, este factor limitante puede ser solventado de manera sencilla dimensionando las bombas correctamente de manera previa a la construcción del reactor.

#### 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 obtenidos, se observa una mejora notable comparado con la operación tradicional. En especial, se aprecia una mayor mejora aplicando el optimizador con horizonte deslizante y predicciones meteorológicas, respecto a la arquitectura de optimización a un paso. Sin embargo, el rendimiento es ligeramente peor 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 también que las restricciones de dilución disminuyen en gran medida la efectividad del optimizador, y este factor 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.

La influencia de la temperatura del agua usada para la dilución del reactor, ha puesto en evidencia la necesidad de estudiar la ubicación y características constructivas de la balsa que abastece los reactores, así como la monitorización de su temperatura para poder mejorar la eficiencia del optimizador.

#### Agradecimientos

Este trabajo ha sido financiado con el Proyecto del Plan Nacional PID2020-112709RB-C21 del Ministerio de Ciencia, Innovación y Universidades.

#### Referencias

- Barceló-Villalobos, M., Gómez-Serrano, C., Sánchez-Zurano, A., Alameda-García, L., Esteve-Maldonado, S., Peña, J., Acien, F. G., 2019. 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. DOI: 10.1016/j.biteb.2019.03.007
- Béchet, Q., Laviale, M., Arsapin, N., Bonnefond, H., Bernard, O., 2017. Modeling the impact of high temperatures on microalgal viability and photosynthetic activity. *Biotechnology for Biofuels* 10, 136. DOI: 10.1186/s13068-017-0823-z
- Béchet, Q., Shilton, A., Guieysse, B., 2013. Modeling the effects of light and temperature on algae growth: State of the art and critical assessment for productivity prediction during outdoor cultivation. *Biotechnology Advances* 31 (8), 1648 – 1663. DOI: 10.1016/j.biotechadv.2013.08.014
- Bernard, O., Rémond, B., 2012. Validation of a simple model accounting for light and temperature effect on microalgal growth. *Bioresource Technology* 123, 520 – 527. DOI: 10.1016/j.biortech.2012.07.022
- Camacho, F., García, F., Fernández, J. M., Chisti, Y., Molina, E., 2003. A mechanistic model of photosynthesis in microalgae. *Biotechnology and Bioengineering* 81(4), 459 – 473. DOI: 10.1002/bit.10492
- De-Luca, R., Béchet, Q., Bezzo, F., Bernard, O., 2016. Optimal operation of algal ponds accounting for future meteorology. *IFAC -PapersOnLine* 49(7), 1062 – 1067. DOI: 10.1016/j.jprocont.2017.03.010

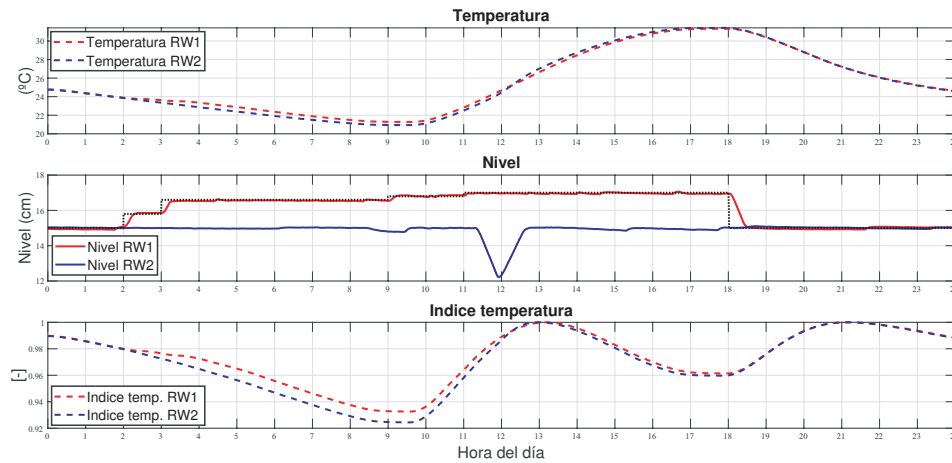


Figura 10: Ensayo real con horizonte deslizante de 4 horas y predicciones meteorológicas.

- De-Luca, R., Bezzo, F., Béchet, Q., Bernard, O., 2017. Exploring meteorological forecast for the optimal operation of algal ponds. *Journal of Process Control* 55, 55 – 65.  
DOI: 10.1016/j.jprocont.2017.03.010
- De-Luca, R., Trabuio, M., Barolo, M., Bezzo, F., 2018. Microalgae growth optimization in open ponds with uncertain weather data. *Computers and Chemical Engineering* 117, 410 – 419.  
DOI: 10.1016/j.compchemeng.2018.07.005
- Guzmán, J. L., Ación, F. G., Berenguel, M., 2021. Modelling and control of microalgae production in industrial photobioreactors. *Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial* 18(1), 1 – 18.  
DOI: 10.4995/riai.2020.13604
- Huesemann, M., Crowe, B., Waller, P., Chavis, A., Hobbs, S., Edmundson, S., Wigmosta, M., 2016. A validated model to predict microalgae growth in outdoor pond cultures subjected to fluctuating light intensities and water temperatures. *Algal Research* 13, 195 – 206.  
DOI: 10.1016/j.algal.2015.11.008
- Hwan Ryu, K., Lee, J., Heo, S., Lee, J., 2019. Improved microalgae production by using a heat supplied open raceway pond. *Industrial & Engineering Chemistry Research* 58 (21), 9099 – 9108.  
DOI: 10.1021/acs.iecr.9b00986
- Marchante, G., Acosta, A., González, A., Zamarreño, J., Álvarez, V., 2021. Comfort constraints evaluation in predictive controller for energy efficiency. *Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial* 18(2), 146 – 159.  
DOI: 10.4995/riai.2020.13937
- Molina, E., García, F., Sánchez, J. A., Fernández, J. M., Ación, F. G., Contreras, A., 1994. A mathematical model of microalgal growth in light-limited chemostat culture. *Chemical Technology and Biotechnology* 61(2), 167 – 173.  
DOI: 10.1002/jctb.280610212
- Nalley, J. O., O'Donnell, D. R., Litchman, E., 2018. Temperature effects on growth rates and fatty acid content in freshwater algae and cyanobacteria. *Algal Research* 35, 500 – 507.  
DOI: 10.1016/j.algal.2018.09.018
- Pantano, M. N., Fernández, M. C., Rodríguez, L., Scaglia, G. J., 2021. Dynamic optimization based on fourier. application to the biodiesel process. *Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial* 18(1), 32 – 38.  
DOI: 10.4995/riai.2020.12920
- Pawlowski, A., Mendoza, J. L., Guzmán, J. L., Berenguel, M., Ación, F. G., Dormido, S., 2015. Selective pH and dissolved oxygen control strategy for a raceway reactor within an event-based approach. *Control Engineering Practice* 44, 209–218.  
DOI: 10.1016/j.conengprac.2015.08.004
- Pooya, D., Bahri, P. A., Moheimani, N. R., 2018. Modeling the effect of temperature on microalgal growth under outdoor conditions. *Computer Aided Chemical Engineering* 43, 55 – 60.  
DOI: 10.1016/B978-0-444-64235-6.50012-7
- Ras, M., Steyer, J. P., Bernard, O., 2013. Temperature effect on microalgae: A crucial factor for outdoor production. *Reviews in Environmental Science and Bio/Technology* 12 (2), 153 – 164.  
DOI: 10.1007/s11157-013-9310-6
- Rodríguez, E., Ación, F. G., Guzmán, J. L., Berenguel, M., Visioli, A., 2021. A new model to analyze the temperature effect on the microalgae performance at large scale raceway reactors. *Biotechnology & Bioengineering*.  
DOI: 10.1002/bit.27617
- Rodríguez, E., Beschi, M., Guzmán, J. L., Berenguel, M., Visioli, A., 2019. Daytime/Nighttime event-based PI control for the pH of a microalgae raceway reactor. *Processes* 7(5), 247–263.  
DOI: 10.3390/pr7050247
- Rodríguez, E., Guzmán, J. L., Berenguel, M., Ación, F. G., Visioli, A., 2020. Diurnal and nocturnal pH control in microalgae raceway reactors by combining classical and event-based control approaches. *Water Science & Technology* 82(6), 1155 – 1165.  
DOI: 10.2166/wst.2020.260
- Singh, S. P., Singh, P., 2015. Effect of temperature and light on the growth of algae species: A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 50, 431 – 444.  
DOI: 10.1016/j.rser.2015.05.024
- Solimeno, A., Samsó, R., Uggetti, E., Sialve, B., Steyer, J. P., Gabarró, A., García, J., 2015. New mechanistic model to simulate microalgae growth. *Algal Research* 12, 350 – 358.  
DOI: 10.1016/j.algal.2015.09.008
- van Esbroeck, E., 2018. Temperature control of microalgae cultivation under variable conditions. *Netherlands MSc Thesis, Wageningen University & Research*.  
Weatherbit API forecast:.. <https://www.weatherbit.io/>.