

Modelado y control de la producción de microalgas en fotobiorreactores industriales

Guzmán, J.L.^{a, *}, Acién, F.G.^b, Berenguel, M.^a

^aDep. de Informática, Universidad de Almería, 04120, CIESOL, ceiA3, Almería, España. {joseluis.guzman,beren}@ual.es

^bDep. de Ingeniería Química, Universidad de Almería, 04120, CIESOL, Almería, España. facien@ual.es

To cite this article: Guzmán, J.L., Acién, F.G., Berenguel, M. 2021. Modelling and control of microalgae production in industrial photobioreactors. *Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial* 18, 1-18. <https://doi.org/10.4995/riai.2020.13604>

Resumen

Este artículo presenta una visión general sobre el proceso de producción de microalgas desde un punto de vista de modelado y control de procesos. En primer lugar se exponen las ventajas y el potencial de este tipo de microorganismos, así como los distintos tipos de reactores que se suelen utilizar para su producción. Posteriormente, se analiza el comportamiento dinámico de este tipo de procesos, el cual es muy complejo y cambiante debido a variaciones en las condiciones ambientales tanto diarias como anuales, y se presentan los distintos balances que permiten describir la evolución de las principales variables del sistema. Se exponen distintos tipos de modelos a nivel biológico y a nivel estructural que han sido validados a escala industrial. Tras analizar su comportamiento dinámico, se motivan los distintos problemas de control existentes en este tipo de sistemas y se resume una amplia batería de estrategias de control que han sido evaluadas con éxito en fotobiorreactores industriales. Finalmente, se concluye el trabajo con un balance de los aspectos más importantes expuestos a lo largo del mismo.

Palabras clave: Microalgas, modelado, control, fotobiorreactores, biotecnología.

Modelling and control of microalgae production in industrial photobioreactors

Abstract

This manuscript presents a general overview of the microalgae production process from a modelling and control perspective. First, the main advantages and the potential of these microorganisms are motivated, describing the different type of reactors used for their cultivation. Afterwards, the process dynamics, which is very complex and variable due to diary and annual changes on ambient conditions, is analyzed and the main balance equations to describe the system behaviour are introduced. Then, different biological and structural models validated in industrial plants will be presented. Subsequently, the existing control problems in these systems are described, introducing a wide set of control algorithms that have been experimentally evaluated in industrial reactors. Finally, the most relevant aspects discussed along the paper are summarized.

Keywords: Microalgae, modelling, control, photobioreactors, biotechnology.

1. Introducción

En la actualidad, tres de los grandes problemas que preocupan a la sociedad se centran en la búsqueda de nuevos sistemas de producción basados en energías renovables, la reducción de gases de efecto invernadero y la disponibilidad de agua lim-

pia. Todos estos aspectos están directamente relacionados con los problemas de contaminación existentes a nivel mundial y debido a ello existen leyes estrictas en términos de salud, medioambiente y economía para hacer frente a esta problemática. La Unión Europea advierte que la población mundial alcanzará

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

los 9000 millones de personas en 2050, y que por tanto es extremadamente importante y de gran urgencia buscar nuevas metodologías y soluciones para hacer frente a esta situación. En este sentido, se están haciendo numerosos esfuerzos a nivel estatal, a nivel europeo y a nivel mundial, tratando de crear campañas que permitan concienciar a la sociedad sobre los costes e impactos medioambientales y económicos que implican este tipo de problemas. Igualmente, existen líneas de investigación dedicadas a estas temáticas con fuentes de financiación diversas para trabajar en el desarrollo de nuevas tecnologías que permitan contribuir en la reducción del impacto medioambiental, mitigación del CO₂, transformación y reciclaje de residuos, depuración de aguas residuales y desarrollo de fuentes de energía alternativas.

Desde hace años, la tecnología de bioprocesos o biotecnología se ha presentado como un área emergente que permite contribuir ampliamente al desafío de los problemas anteriormente descritos. Las operaciones de bioprocesos hacen uso de metabolismos microbianos, de células animales, células de plantas y componentes celulares para producir nuevos productos biotecnológicos (alimentación animal, productos farmacéuticos, biomasa, biogas, biodiesel, etc.) y eliminar residuos tales como CO₂ u otros tipos de contaminantes (Doran, 1997), habiéndose desarrollado notables esfuerzos en el ámbito del modelado y control automático (Dochain, 2008). Dentro del campo de la biotecnología, las microalgas son uno de los bioprocesos con un mayor potencial en relación a los problemas previamente mencionados. La biomasa de microalgas posee un alto contenido de aceite, requiere un bajo consumo de agua y es posible producirla en tierras áridas, contribuyendo así a una leve generación de residuos y un reducido consumo en relación a otro tipo de cultivos (Bernard, 2011; Norsker et al., 2011). Gracias a las propiedades proteicas y el contenido en carbohidratos de la biomasa resultante, pueden ser utilizadas para la obtención de productos derivados como biofertilizantes, alimentación animal, alimentación humana y cosméticos, entre otros. Por otro lado, se ha demostrado que estos microorganismos pueden llegar a acumular hasta un 70 % de su peso en lípidos, lo que permite que se puedan transformar en biodiésel mediante el proceso transesterificación directa (Chen et al., 2011; Ación et al., 2017; Patti et al., 2019). De la misma forma, son una solución elegante para el tratamiento de aguas residuales debido a su capacidad de utilizar nitrógeno y fósforo inorgánicos para su crecimiento (Ación et al., 2016). Además, las microalgas son los principales responsables de la mitigación y transformación del CO₂ en biomasa en el planeta, contribuyendo de esta forma a reducir el efecto del calentamiento global (Benemann, 2003). Debido a este gran potencial, la producción de microalgas se ha postulado como un proceso industrial de gran relevancia a nivel mundial contribuyendo de forma directa a paliar las problemáticas de contaminación mundial anteriormente indicadas. Este hecho se corrobora observando el crecimiento continuado de la industria de microalgas, con alrededor de un aumento anual del 10 % y con más de 30.000 toneladas de biomasa generadas a nivel mundial (Chen et al., 2016).

A pesar de lo mencionado, este tipo de procesos no son una tecnología reciente y las primeras contribuciones sobre la producción de microalgas datan de los años 60 (Oswald and Golueke, 1968). Desde entonces, estos sistemas de producción se

han ido mejorando de manera continuada tratando de buscar unas condiciones óptimas para el crecimiento de las microalgas. Existen diferentes tipos de arquitecturas de reactores en base a las propiedades de las microalgas que se desean cultivar. Cuando se requiere biomasa de alta calidad y con bajos índices de contaminación, se utilizan fotobiorreactores cerrados. Por otro lado, cuando la prioridad es conseguir niveles de producción muy elevados se hace uso de reactores abiertos. Estos últimos, que también se conocen como fotobiorreactores *raceway*, son los más utilizados a nivel mundial debido a su sencillez de operación y a los bajos costes de producción. En cualquier caso, ambas arquitecturas serán tratadas y descritas en este trabajo.

En todos estos años se ha realizado un gran esfuerzo en el proceso de selección del diseño y configuración óptimos del tipo de reactores para determinar las mejores condiciones de crecimiento de las microalgas existiendo numerosas contribuciones en la literatura (Weissman et al., 1988; Richmond, 2004; Sompech et al., 2014; Chiaramonti et al., 2013; Mendoza et al., 2013a,b). Todos estos trabajos se centran en estudiar y mejorar los aspectos ingenieriles y estructurales del proceso, donde las principales contribuciones se han centrado en mejorar la fluidodinámica y la transferencia de materia (Mendoza et al., 2013a; Brindley et al., 2016; Pires et al., 2017; Barceló-Villalobos et al., 2019a). Estos avances han contribuido sustancialmente a una mejora de la productividad del sistema. Sin embargo, para optimizar el sistema de producción incrementando los niveles de biomasa producida o mejorando su calidad, y conseguir un balance adecuado entre los costes de producción y la generación de beneficios, se requiere el uso de técnicas de modelado y algoritmos de control apropiados para este fin.

Desde un punto de vista de ingeniería, los sistemas de producción en el campo de la biotecnología no pueden ser modelados y controlados como otros tipos de procesos industriales. Se requiere un esfuerzo considerable de adaptación para poder explotar los conocimientos y técnicas de modelado y control utilizados habitualmente en control de procesos. Es importante resaltar que debido a la alta complejidad de este tipo de procesos, es necesario un trabajo conjunto y coordinado entre especialistas de los campos de la ingeniería de control, la ingeniería química y la biotecnología. Hay que destacar que el proceso de producción de microalgas, además de poseer una dinámica no lineal y compleja, característica de los procesos biotecnológicos, incorpora un comportamiento de régimen permanente no estacionario, presencia de perturbaciones cambiantes, así como una fuerte realimentación desde el nivel de población al nivel de célula a través de la atenuación de la luz (Bernard, 2010). Además, las microalgas son generalmente cultivadas en exteriores, y por tanto crecen en condiciones de permanente cambio y sujetas a las variaciones diarias de luz y temperatura. De hecho, en este tipo de sistemas de producción los parámetros de cultivo varían en tres escalas de tiempo diferenciadas: (1) variaciones anuales dependientes de las condiciones medioambientales en la ubicación del sistema, (2) variaciones diarias en las condiciones de cultivo inducidas por el ciclo solar y la posible presencia de nubes, (3) variaciones dictadas por la dinámica de la mezcla del sistema de producción, con gradientes de luz y nutrientes asociados dentro del reactor. El objetivo fundamental, que es la maximización del rendimiento en la producción de microalgas, sólo se puede alcanzar en base a un detallado análisis de

las principales variables del cultivo y su optimización a lo largo de las escalas de tiempo existentes. Por tanto, el diseño de estrategias de control avanzadas para conseguir llevar el sistema de producción de microalgas cerca de sus valores teóricos se ha convertido en una línea de investigación de candente actualidad (Fernández et al., 2016b; de Andrade et al., 2016a; Djema et al., 2020).

La complejidad del proceso de producción de microalgas viene dada por la gran influencia de múltiples variables en la velocidad de fotosíntesis, tales como la radiación solar, el pH, el oxígeno disuelto y la temperatura del medio (Costache et al., 2013). Los requisitos de luz no pueden ser manipulados durante un día de operación normal y son determinados por la estructura del reactor. En relación a la temperatura del medio, en el caso de los reactores abiertos tampoco suele ser controlada y se gestiona mediante aspectos de diseño (el coste asociado no ha justificado su control hasta el momento). En el caso de reactores cerrados, en algunas ocasiones se hace uso de intercambiadores de calor para conseguir la temperatura deseada. El pH y el oxígeno son las dos variables que sí pueden ser controladas y que poseen una fuerte dependencia con la velocidad de fotosíntesis y por tanto con la producción de biomasa. Es por ello que se requieren modelos matemáticos y el diseño de estrategias de control adecuados para capturar la dinámica del sistema y conseguir mantener estas variables cerca de sus valores óptimos. Si este hecho no se consigue, el crecimiento de las microalgas (que se produce en una escala de tiempo más lenta) podría verse considerablemente deteriorado provocando una reducción en la producción de biomasa, y en algunos casos extremos pudiendo llegar a situaciones de daño perjudicial a los microorganismos.

Hasta hace poco tiempo existía una carencia de modelos dinámicos que permitiesen describir y relacionar de forma adecuada los fenómenos de crecimiento de las microalgas y la producción de biomasa con el resto de variables del proceso. Como todo sistema biológico, este tipo de procesos son altamente complejos debido a la presencia de organismos vivos y a la clase de reacciones metabólicas que en estos microorganismos se producen. Las microalgas son microorganismos fotosintéticos con una alta habilidad de almacenar nutrientes. Por otro lado, sus pigmentos atenúan la luz, que es su fuente energética y que genera una fuerte dependencia entre los fenómenos biológicos (crecimiento de microalgas) y físicos (hidrodinámicas y propiedades de transferencia radiativa). Finalmente, estos organismos son tan cambiantes que rara vez se pueden aplicar resultados clásicos de ingeniería metabólica. Debido a todas estas propiedades, la gran mayoría de modelos existentes en la literatura describen estos subprocesos de forma separada (Acién et al., 1998; Concas et al., 2010), o bien consideran balances estáticos considerando el sistema como un tanque de mezcla clásico (Guterman et al., 1990; James and Boriah, 2010; Jupsin et al., 2003; Xin et al., 2010). En los últimos años se ha hecho un gran esfuerzo en el desarrollo de modelos dinámicos que combinen todos los fenómenos existentes y consideren la distribución espacio-temporal de las variables del sistema (Fernández et al., 2014a, 2016a). Otro aspecto a destacar es que existen muchas variables para las que no existen sensores en línea robustos y fiables y que por tanto no pueden ser medidas en tiempo real, tales como la concentración de biomasa o el carbono inorgánico

total, y que son de gran interés para la optimización en línea del proceso. En este campo existen algunas contribuciones con métodos basados en medidas de densidad óptica, análisis de conteo de células o medidas de materia seca para estimar estas variables (Dochain, 2000; Marrafioti et al., 2009; Muñoz-Tamayo et al., 2014; Chen et al., 2011). Sin embargo, todos estos métodos generalmente permiten aportar medidas discontinuas e imposibles de usar para control en línea. Es por ello que se requiere desarrollar observadores de estado para la estimación en línea de estas variables (García-Mañas et al., 2019).

En lo que se refiere a estrategias de control, existen numerosos trabajos en la literatura a escala de laboratorio (donde es más sencillo conseguir un ambiente controlado) y menos en fotobioreactores industriales. En este último caso, que es el de interés en este trabajo, la mayor parte se centran en el control de pH, donde es posible encontrar todo tipo de estrategias de control tales como control todo/nada, que es el más extendido (Wang et al., 2018; Mehar et al., 2019), control PID (Fernández et al., 2010), control con compensación de retardo (Romero-García et al., 2012), control predictivo basado en modelo (Berenguel et al., 2004; Lazar et al., 2007; Oblak and Skrjanc, 2010; Senthil-Kumar and Ahmad, 2012), control basado en eventos (Pawlowski et al., 2014) o control en modo deslizante (de Andrade et al., 2016b), entre otros. En el caso del oxígeno disuelto, a pesar de ser otra variable de extrema importancia para el crecimiento de las microalgas, no existen demasiadas estrategias de control en la literatura. Generalmente, en la práctica se suele aportar aire en exceso para evitar que se alcancen valores elevados y esto da lugar a altos consumos energéticos y pérdidas de rendimiento (Peng et al., 2013; Mendoza et al., 2013a). De esta forma, recientemente se han propuesto nuevas estrategias de control basadas en control PID y control basado en eventos que permiten controlar de forma adecuada el oxígeno disuelto y mejorar este aspecto (Pawlowski et al., 2015). Por otro lado, otras contribuciones recientes han permitido mejorar la capacidad de transferencia de materia en el reactor mediante el ajuste del coeficiente de transferencia de materia de oxígeno disuelto (Barceló-Villalobos et al., 2018), lo cual ha permitido desarrollar estrategias de control capaces de regular el caudal de gas de forma óptima para conseguir un valor deseado de oxígeno disuelto en el sistema (Barceló-Villalobos et al., 2019b). En relación a otras variables del proceso, se están aplicando estrategias de control jerárquico y de optimización en tiempo real (Rodríguez-Blanco et al., 2018), orientadas a optimizar los procesos de dilución e inyección de medio en el reactor (de Andrade et al., 2016a; Malek et al., 2016; McGinn et al., 2017), así como a maximizar la producción de biomasa mediante estrategias de control multivariable y jerárquico (Ifrim et al., 2013; Fernández et al., 2016b), que como se ha indicado es el fin último de este tipo de instalaciones.

En este tutorial se presenta en primer lugar una descripción general de las microalgas, sus propiedades y sus principales sistemas de producción. Posteriormente se analizarán los distintos fenómenos principales que describen su comportamiento dinámico y se presentan un conjunto de modelos basados en primeros principios que incorporan balances de masa, fenómenos de transporte, relaciones termodinámicas y fenómenos biológicos. Igualmente, se describen algunos observadores de estado desarrollados para estimar la concentración de biomasa en

línea. Posteriormente se presentarán los problemas de control existentes en este tipo de procesos y se describirán estrategias de control representativas para las principales variables del sistema. Todos los modelos y estrategias de control presentados en este trabajo han sido evaluados experimentalmente en fotobiorreactores de escala industrial o semi-industrial, siendo este aspecto relevante con respecto a la gran mayoría de publicaciones existentes en la literatura donde los ensayos experimentales se suelen hacer a escala de laboratorio con condiciones de contorno controladas.

2. Las Microalgas

Las microalgas pertenecen al grupo de organismos fotosintéticos, es decir, aquellos que hacen uso de la energía solar para producir compuestos orgánicos. Concretamente, tienen la capacidad de convertir la energía solar y fuentes carbónicas, tales como el CO_2 , en biomasa. La Figura 1 describe de forma esquemática su mecanismo de producción. Como se puede observar, además de la radiación solar, las microalgas requieren el aporte de nutrientes para su crecimiento, siendo fundamentalmente necesarios carbono, nitrógeno y fósforo. El carbono se suministra mediante la inyección de CO_2 , que a su vez contribuye a la regulación del pH del sistema. El aporte de nitrógeno y fósforo puede realizarse mediante diversas formas solubles disponibles en la producción de alimentos en agricultura, y esta ha sido la forma de suministro habitual en el cultivo de microalgas. Sin embargo, debido a la gran cantidad de energía que se requiere para generar este tipo de fertilizantes y la contaminación que ello conlleva, en la actualidad el nitrógeno y el fósforo se están recuperando de residuos mediante el proceso combinado de tratamiento de aguas residuales con microalgas, contribuyendo así a aportar una solución medioambientalmente más sostenible y permitiendo a su vez generar grandes cantidades de biomasa (Ación et al., 2016). Finalmente, como resultado del proceso de la fotosíntesis, se sintetiza materia orgánica dando lugar a un aumento de la concentración de biomasa y la liberación de oxígeno.

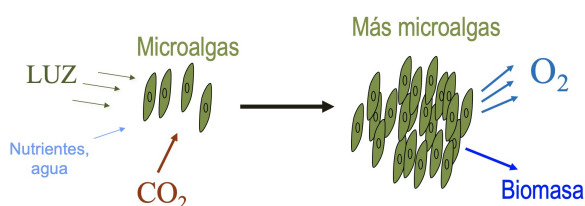


Figura 1: Esquema de proceso de producción de microalgas.

Tal y como se expone en (Ación et al., 2017), la producción de microalgas es un proceso que debe ser adecuadamente planeado y realizado, donde las principales etapas del mismo son las siguientes: 1) preparación del medio de cultivo; 2) producción de biomasa en fotobiorreactores; 3) cosechado de la biomasa; 4) tratamiento de aguas para recirculación o vertido; y 5) estabilización de la biomasa o su transformación en productos finales. Cada una de estas etapas posee un papel clave dentro del proceso productivo. Sin embargo, la etapa referente a la producción de biomasa en los fotobiorreactores es la más

compleja y relevante debido a la gran cantidad de factores que afectan a la operación del sistema, y donde el control de procesos juega un papel fundamental para conseguir maximizar dicha producción. Por tanto, esta etapa será la que se tratará en detalle a lo largo de este tutorial.

Desde un punto de vista fotosintético, las microalgas son muy similares a las plantas, pero presentan ciertas diferencias: son microscópicas, con un tamaño de entre 2 y 20 μm ; se suelen producir en suspensión en el agua y por tanto no requieren de suelos fértiles para su cultivo; su velocidad de crecimiento es mucho más elevada que las plantas, con unos tiempos de duplicación inferiores a 1 día; su eficiencia fotosintética es muy superior a la de las plantas debido a que carecen de raíces o estructuras de elevado tamaño; y requieren el aporte de elevadas cantidades de nutrientes para maximizar su producción (Ación et al., 2017).

Considerando estos aspectos, desde hace años se ha trabajado en el desarrollo de diversos sistemas de producción de microalgas que permitan maximizar su producción con el menor coste posible y satisfaciendo los requisitos de estos microorganismos. En las siguientes secciones se describen los distintos tipos de fotobiorreactores habitualmente utilizados en la producción de microalgas, así como un resumen de los principales factores que influyen de manera directa en su crecimiento y las diferentes especies de microalgas existentes.

2.1. Sistemas de producción de microalgas

En el proceso de producción de microalgas, el fotobiorreactor en el que se producen las mismas se puede considerar como el corazón del sistema. Su diseño y las distintas formas de operación se ha estudiado de forma exhaustiva durante años (Cuaresma et al., 2011; Posten, 2009), dando lugar a dos grandes categorías que se resumen a continuación: fotobiorreactores abiertos y fotobiorreactores cerrados.

2.1.1. Fotobiorreactores abiertos

Los fotobiorreactores abiertos son grandes estanques con poca profundidad con el fin de contribuir así al aumento de la productividad mediante una mejor penetración de la luz, siendo los tipo *raceway* los más extendidos y los analizados en este artículo. La Figura 2 muestra una imagen de dos fotobiorreactores *raceway* localizados en el centro IFAPA de la Junta de Andalucía que se encuentra anexo a la Universidad de Almería.



Figura 2: Fotobiorreactor abierto o raceway para la producción de microalgas.

Estos reactores están divididos en tres partes: un foso bajo el suelo (generalmente a una profundidad aproximada de 2-3 metros) donde se realizan los procesos de inyección de gases, un canal o receptor solar diseñado en forma de U por donde

se hacen circular las microalgas para que puedan recibir la radiación solar y realizar la fotosíntesis, y unas palas para poder impulsar el cultivo a lo largo del canal. Este tipo de reactores son los más utilizados a nivel mundial, cubriendo más del 90 % de la producción total con este tipo de tecnología. Sus principales ventajas son el bajo coste, siendo inferior a 10 €/m², y su fácil escalado. Por otro lado, también poseen un bajo consumo energético, siendo así relevantes para su uso en aplicaciones que no requieran biomasa de alto valor, tales como el tratamiento de aguas residuales y la producción de biocombustibles. Sus principales desventajas están relacionadas con la posible contaminación debido a ser sistemas abiertos y por la escasez de control de las condiciones de operación. Por este motivo, para aquellas especies que requieran bajos niveles de contaminación se requerirá el uso de fotobiorreactores cerrados.



Figura 3: Fotobiorreactor cerrado tipo tubular para la producción de microalgas.

2.1.2. Fotobiorreactores cerrados

A diferencia de los fotobiorreactores abiertos, los cerrados son aquellos donde existe una barrera física de separación del cultivo con el ambiente que lo rodea por lo que las microalgas no están sometidas a posibles fuentes de contaminación externa. Existen diferentes diseños de este tipo de fotobiorreactores tales como paneles planos, columnas de burbujeo o tubulares, siendo estos últimos los más extendidos a nivel comercial y los que se tomarán como referencia en este trabajo. La Figura 3 muestra un conjunto de fotobiorreactores tubulares de la Estación Experimental “Las Palmerillas” de la Fundación Cajamar en Almería. Los fotobiorreactores tubulares están divididos en dos partes: la columna de burbujeo donde se produce el proceso de aireación y control de temperatura, y el lazo o receptor solar por donde circulan las microalgas mediante una bomba de impulsión para que puedan exponerse a la radiación solar y realizar la fotosíntesis. El lazo está diseñado como un tubo cerrado de gran longitud que permite aislar al cultivo del entorno que lo rodea, permitiendo así minimizar la posible contaminación y poder controlar mejor las condiciones de operación. Esto permite alcanzar mayores niveles de producción y con biomasa de mayor calidad. Sin embargo, estos fotobiorreactores presentan los inconvenientes de elevados costes de producción, siendo superiores a 100 €/m², altos niveles de consumo energético y un difícil escalado. Por tanto, suelen ser utilizados para producir cepas de microalgas que contienen compuestos valiosos y con un valor de retorno que permita asumir los costes derivados del

uso de este tipo de reactores. De esta forma, los fotobiorreactores tubulares se utilizan fundamentalmente para producir biomasa para consumo humano, ya sea en alimentación, cosmética o farmacia.

2.2. Factores que influyen en la producción de microalgas

Tal y como se comentó anteriormente, las variables más importantes que influyen en la velocidad de crecimiento de las microalgas son la radiación solar, el aporte de nutrientes, la temperatura del medio, el pH y el oxígeno disuelto.

El factor más determinante, sin duda, es la radiación solar, ya que es la fuente de energía principal del proceso de producción. Las microalgas, como organismos fotosintéticos, hacen uso de la región del espectro solar de entre 400 y 700 nm (radiación fotosintéticamente activa o radiación PAR por sus siglas en inglés). Sin embargo, las microalgas se saturan con valores de radiación superiores a 200 $\mu\text{E}/\text{m}^2\text{s}$, pudiendo llegar a fotoinhibirse. Presentan por tanto el problema de que no pueden ser expuestas a la radiación solar directa y se requieren soluciones que permitan distribuir la radiación entre el mayor número de células posible. Este factor es un aspecto que viene determinado por el diseño del fotobiorreactor con el fin de que la luz que incide en su superficie sea atenuada en función de la concentración de biomasa, el coeficiente de extinción y la profundidad del cultivo. Por tanto, los fotobiorreactores son diseñados con el fin de maximizar la captación de la luz en la superficie y al mismo tiempo optimizar la profundidad del cultivo para conseguir una mezcla adecuada y mantener la concentración de biomasa cerca de sus valores óptimos.

En relación al suministro de nutrientes, la biomasa de microalgas se compone principalmente de carbono (45 %), nitrógeno (7 %) y fósforo (1 %), además de oxígeno e hidrógeno que se obtienen directamente del agua. En el caso del carbono, puede aportarse en forma de carbonato o bicarbonato, pero se hace uso de inyecciones de CO₂, ya que contribuyen a su mitigación y a su vez favorecen la regulación del pH del medio. La reacción fundamental de la fotosíntesis indica que para poder producir 1 kg de biomasa se requieren hasta 1,8 kg de CO₂. En lo que se refiere al nitrógeno y al fósforo, como se puntualizó anteriormente, aunque estos pueden ser aportados mediante compuestos solubles existentes, en la actualidad se recuperan de aguas residuales contribuyendo al proceso de depuración de las mismas. Para estos nutrientes, se requieren aproximadamente 0,1 kg de nitrógeno y 0,01 kg de fósforo para producir un 1 kg de biomasa de microalgas.

En cuanto a la temperatura, la mayoría de las especies crecen en un rango óptimo de 20 a 30 °C. Para cada cepa de microalga existen tres temperaturas a tener en cuenta: una temperatura mínima por debajo de la cual detiene el crecimiento de la microalga, una temperatura óptima a la cual su crecimiento es máximo, y una temperatura máxima por encima de la cual no es posible el crecimiento y se produce la muerte del cultivo. Precisamente por este motivo, si se alcanzan temperaturas muy elevadas durante un tiempo continuado, sería necesario disponer de un sistema de refrigeración que evite el sobrecalentamiento del medio y así evitar el colapso del cultivo. Habitualmente, los fotobiorreactores industriales no disponen de sistemas de regulación de temperatura por los altos costes que ello supone además de un consumo energético elevado. Por tanto, la determinación

del rango de variación de la misma se consigue como parte del diseño del reactor y de su localización, obligando a las microalgas a realizar su crecimiento óptimo en los valores promedios de temperatura diaria donde se ubique el fotobioreactor.

En el caso del pH, al igual que ocurre con la temperatura, existen valores mínimos, máximos y óptimos asociados a cada cepa que delimitan y determinan el efecto de esta variable en la velocidad de crecimiento de las microalgas. Para la gran mayoría de microalgas, el valor óptimo de pH se encuentra entre 7 y 9. El pH puede ser controlado mediante la adición de soluciones ácidas al medio pero, tal y como se comentó con anterioridad, se suele regular mediante la inyección de CO₂ que además se utiliza como aporte de carbono. El control de pH es uno de los principales problemas en el sistema de producción de microalgas, ya que se debe encontrar un balance entre el consumo de CO₂ y el aumento de productividad de biomasa. Todo esto además depende de la fuente de CO₂ utilizada, factor que caracteriza el tipo problema de control en cuestión. El CO₂ puede ser obtenido desde la atmósfera, suministrado como un gas puro o aportado a partir de gases de combustión. El primer caso no se suele considerar en la práctica ya que el aporte del carbono por el CO₂ de la atmósfera es muy limitado, llegando únicamente al 5 % del carbono requerido por el cultivo (Stepan et al., 2002). El segundo caso, cuando se utiliza CO₂ puro, es el más efectivo ya que es cuando se obtiene una transferencia más elevada. Sin embargo, esta opción es la más costosa y se suele utilizar únicamente en reactores cerrados donde el tiempo de residencia del gas es notable y permite así obtener una efectividad de transferencia alta. Finalmente, si se consideran aspectos económicos, el uso de CO₂ proveniente de gases de combustión es la solución más rentable y más sostenible. En este caso, es muy importante asegurar una alta tasa de transferencia, lo cual ha sido analizado en detalle en la literatura y donde el control juega un papel fundamental (Putt et al., 2011; Tang et al., 2011; de Godos et al., 2014).

Finalmente, el oxígeno disuelto es la última variable a analizar para considerar su efecto sobre la velocidad de crecimiento de las microalgas. Durante el proceso de fotosíntesis, las microalgas liberan oxígeno y dicha producción de oxígeno se suele utilizar como indicador de la producción de microalgas en el sistema. Sin embargo, dicho oxígeno queda acumulado en el medio y es necesario proceder a su eliminación, ya que en caso contrario puede provocar efectos adversos en el crecimiento de las microalgas. De hecho, la gran mayoría de cepas se inhiben por acumulación de oxígeno disuelto cuando su concentración es superior a 20 mg/l. Por tanto, es indispensable disponer de sistemas de eliminación de oxígeno que evite que se alcance el límite máximo establecido para cada cepa. Este aspecto ha sido estudiado ampliamente en la literatura y en los sistemas industriales se suelen utilizar sistemas de aireación para aportar caudal de aire y conseguir la reducción del oxígeno disuelto en el medio (Mendoza et al., 2013b).

2.3. Especies de microalgas

Actualmente existen más de 30.000 especies de microalgas catalogadas, pero sin embargo menos 100 se han estudiado y no más de 10 cepas son utilizadas para explotación comercial (Acién et al., 2017). El tipo de microalga a utilizar depende de la finalidad de la biomasa resultante en base a los contenidos

en pigmentos, alimento, lípidos, etc., o bien por su tolerancia en el tratamiento de aguas residuales. A modo de ejemplo, las especies *Golenkinia*, *Chlorella*, *Spirulina*, *Ankistrodesmus*, *Euglena*, *Navicula*, *Chlamydomonas*, *Phormidium*, *Scenedesmus*, *Nitzschia* y *Stigeoclonium* son consideradas como aptas para el tratamiento de aguas residuales y su correspondiente producción de biomasa. Muchas de estas especies son además comercialmente interesantes para la alimentación humana y/o animal, la obtención de aceites esenciales y biocombustibles, entre otros fines (Borowitzka, 1999; Acién et al., 2017)

3. Modelado

Esta sección presenta un conjunto de modelos para los tipos de fotobioreactores más comunes comentados anteriormente, los fotobioreactores tubulares y *raceway*. Se presentarán fundamentalmente los modelos basados en primeros principios, aunque también se hará mención a otros modelos más simplificados que se han obtenido con fines de control. Todos los modelos presentados y citados han sido calibrados y validados en los fotobioreactores reales mostrados en la Figuras 2 y 3.

A lo hora de modelar este tipo de procesos, es necesario considerar que el cultivo de microalgas está compuesto de líquidos, gases y microorganismos fototróficos unicelulares (que son considerados como parte de la fracción líquida del sistema) y cuya productividad depende de las condiciones a las que las células del cultivo son expuestas. Por tanto, los modelos basados en primeros principios deben representar los principales fenómenos físico-químicos y biológicos del sistema, considerando las relaciones entre disponibilidad de luz, condiciones de cultivo, velocidad de fotosíntesis, transferencias de materia y mezclas entre estado líquido y gaseoso en el sistema. Dichos modelos deben por tanto permitir describir el comportamiento temporal y espacial de las principales variables del proceso, tales como velocidad de fotosíntesis, concentración de biomasa, temperatura, pH, oxígeno disuelto y carbono inorgánico total.

Los modelos son desarrollados de forma equivalente para ambos tipos de reactores, ya que la gran mayoría de balances físico-químicos son muy similares. De hecho, si se comparan los fotobioreactores tubulares y *raceway*, ambos comparten los tres elementos de diseño elementales. En primer lugar, poseen la columna de burbujeo o foso, para los tubulares o abiertos respectivamente, que se utilizan para la inyección de gases. Posteriormente disponen del receptor solar, siendo un tubo cerrado en el caso de los tubulares y un canal en el caso de los *raceway*. Y finalmente, ambos disponen de un sistema de impulsión, siendo una bomba centrífuga para los reactores tubulares y las palas circulares para los reactores *raceway*. Los balances de transferencia de materia en la columna o foso son considerados como mezcla perfecta, mientras que los balances en el caso del receptor solar (tubo o canal) son representados como flujo-pistón mediante la división de dicho elemento en varias secciones y considerando mezcla perfecta en cada sección. Finalmente, los fenómenos de transferencia de materia que se producen en el sistema de impulsión son considerados generalmente despreciables y no se suelen considerar como parte del modelo, aunque existen algunos trabajos donde se ha analizado su efecto para reactores tipo *raceway* (Fernández et al., 2016a).

Considerando dichas similitudes, en la siguiente sección se muestran a modo representativo y de forma resumida los principales balances de un modelo basado en primeros principios tomando como referencia un fotobio reactor tubular. Durante la presentación del modelo se irán indicando las particularidades en base a un tipo de reactor u otro. Los modelos basados en primeros principios completos para ambos fotobio reactores se pueden encontrar en (Fernández et al., 2014a, 2016a, 2017).

3.1. Modelo basado en primeros principios

El modelo completo de un fotobio reactor industrial se puede dividir en dos grandes bloques: el modelo de fotosíntesis que describe la velocidad de crecimiento de las microalgas y el modelo ingenieril del reactor, donde se describen los fenómenos biológicos (producción de biomasa, consumo de carbono inorgánico, etc.), de transferencia de materia entre el cultivo y la atmósfera (tales como intercambios de oxígeno y dióxido de carbono) y de transferencia de calor (temperatura del cultivo) que se producen en las distintas partes del fotobio reactor. En el caso de un fotobio reactor tubular, que es el que se toma como ejemplo en esta sección, todos estos balances se producen tanto en el receptor solar o lazo como en la columna de burbujeo, tal y como se comentará a continuación.

3.1.1. Modelo de producción de fotosíntesis

La parte elemental del modelo completo de producción de microalgas en un fotobio reactor es el balance de la velocidad de fotosíntesis, el cual determina el crecimiento de las microalgas y se define como la velocidad de producción de oxígeno por unidad de masa de biomasa. Dicha velocidad se relaciona fundamentalmente con el término de disponibilidad de la luz mediante una función hiperbólica y se modula en base a las condiciones de cultivo mediante factores normalizados del resto de variables. Bajo condiciones de exceso de nutrientes, la velocidad de fotosíntesis en el lazo del fotobio reactor, P_{O_2} , se calcula como una función de la luz promedio, la concentración de oxígeno disuelto, el pH y la temperatura del medio, mediante la siguiente expresión:

$$P_{O_2}(t, x) = P_{O_2}(I) \overline{P_{O_2}(O_2)} \overline{P_{O_2}(pH)} \overline{P_{O_2}(T)} \quad (1)$$

donde $P_{O_2}(I)$ es el factor cuantitativo que representa la influencia de la radiación solar, I , y $\overline{P_{O_2}(O_2)}$, $\overline{P_{O_2}(pH)}$ y $\overline{P_{O_2}(T)}$ son factores normalizados que describen la influencia del oxígeno disuelto, O_2 , pH en el medio, pH , y temperatura del medio, T , respectivamente. Destacar que la expresión (1) es universal para cualquier reactor y tipo de microalga, existiendo diversas contribuciones en la literatura para cada uno de los distintos factores. En este trabajo, estos factores vienen dados por las siguientes expresiones para el lazo o receptor solar:

$$P_{O_2}(I) = \frac{P_{O_2, max} I_{av}(t, x)^n}{K_i \exp(I_{av}(t, x)m) + I_{av}(t, x)^n} - r(I)$$

$$\overline{P_{O_2}(O_2)} = \left(1 - \left(\frac{[O_2](t, x)}{K_{O_2}}\right)^z\right)$$

$$\overline{P_{O_2}(pH)} = \frac{(pH - pH_{max})(pH - pH_{min})^2}{\sigma [\sigma(pH - pH_{opt}) - (pH_{opt} - pH_{max})(pH_{opt} + pH_{min} - 2pH)]}$$

$$\sigma = (pH_{opt} - pH_{min})$$

$$\overline{P_{O_2}(T)} = \frac{(T - T_{max})(T - T_{min})^2}{(T_{opt} - T_{min})[(T_{opt} - T_{min})(T - T_{opt}) - (T_{opt} - T_{max})(T_{opt} + T_{min} - 2T)]}$$

donde t es el tiempo, x es el espacio, I_{av} es la radiación solar promedio, y el resto de parámetros son específicos de la cepa de microalga y del estado del crecimiento de las células. Concretamente, $[O_2]$ es la concentración de oxígeno disuelto en el medio líquido, n es un exponente de forma y el término en el denominador representa la constante de radiación, como una función exponencial de la radiación solar promedio mediante los parámetros K_i y m . Por otro lado, r representa el fenómeno de respiración como una función de la disponibilidad de luz. K_{O_2} es la constante de inhibición de oxígeno y z un parámetro de forma. La influencia del pH y de la temperatura viene dada en base a cotas de estas variables donde pH_{min} , T_{min} , pH_{max} , T_{max} , pH_{opt} y T_{opt} son los valores mínimos, máximos y óptimos de pH y temperatura, respectivamente, de la cepa utilizada. Como se ha expuesto anteriormente, es necesario tener en cuenta que en los reactores tubulares, la velocidad de fotosíntesis se produce tanto en el lazo como en la columna de burbujeo. Por tanto, las ecuaciones balance dada por (1) y (2) serían exactamente las mismas para la columna de burbujeo, pero considerando únicamente la evolución temporal al ser considerada como un sistema de mezcla perfecta.

La disponibilidad de luz o radiación solar promedio, I_{av} , es el principal elemento que determina la tasa de fotosíntesis y se calcula en base a la radiación exterior, las características del cultivo y la geometría del reactor. Concretamente, la radiación solar promedio es una función de la radiación total incidente en la superficie del fotobio reactor, la atenuación de la luz por la biomasa (ley de Beer-Lambert (Molina-Grima et al., 1996)) y la integración de valores locales relacionados con el volumen del cultivo. Considerando la geometría específica del fotobio reactor, esta ecuación puede ser simplificada de la siguiente forma (Molina-Grima et al., 1996; Ación et al., 1997):

$$I_{av}(t, x) = \frac{I_0(t)\alpha_p}{K_a C_b(t, x) d_{t,p}} (1 - \exp(-K_a C_b(t, x) d_{t,p})) \quad (3)$$

donde I_0 es la radiación solar sobre una superficie horizontal libre de obstáculos, C_b es la concentración de biomasa, K_a el coeficiente extinción de luz por parte de la biomasa y $d_{t,p}$ es la ruta de la luz o profundidad del cultivo, donde en este caso el subíndice p será sustituido por l para representar el diámetro de tubo del receptor solar o lazo y por c para indicar el diámetro de la columna de burbujeo. Además, es necesario recordar que para el caso de la columna se considera solamente la evolución temporal. Por otro lado, α_p es un factor de distribución que representa la fracción de radiación solar disponible en la superficie de la parte del reactor correspondiente, donde $p = l$ para el caso del receptor solar y $p = c$ para la columna de burbujeo. En el caso de los fotobio reactores tubulares, este parámetro es considerado constante en cada parte del reactor, mientras para los fotobio reactores abiertos es modelado considerando la proyección de la sombra que se genera sobre el eje perpendicular a las paredes del reactor, tal y como se describe en (Fernández et al., 2016a).

Una vez obtenida la velocidad de fotosíntesis, el consumo de dióxido de carbono (que será utilizado para determinar la evolución de carbono en el medio) se puede obtener como una tasa molar de uno a uno entre el oxígeno y el dióxido de carbono de la siguiente forma:

$$P_{CO_2}(t, x) = -P_{O_2}(t, x) \quad (4)$$

Además, considerando un valor medio del coeficiente de rendimiento de oxígeno, Y_{b/O_2} , la producción neta de biomasa puede ser obtenida a partir de la velocidad de fotosíntesis mediante la siguiente expresión:

$$P_b(t, x) = Y_{b/O_2}(t, x)P_{O_2}(t, x) \quad (5)$$

Considerando que la producción de microalgas se obtiene tanto en la columna de burbujeo como a lo largo del lazo, la tasa de producción de oxígeno y la producción neta de biomasa totales será el conjunto de la producción obtenida en ambas partes del reactor. Para la columna de burbujeo, las ecuaciones (4) y (5) consideran únicamente la evolución temporal.

3.1.2. Modelo de ingeniería

Esta sección presenta los balances de masa y energía que se producen en las distintas partes del fotobio reactor y que permiten capturar la dinámica del resto de variables que afectan a la velocidad de crecimiento del cultivo. Como se comentó anteriormente, los distintos balances serán definidos para el receptor solar o lazo a través de ecuaciones diferenciales en derivadas parciales al considerarse un sistema tipo flujo-pistón, y para la columna de burbujeo mediante ecuaciones diferenciales ordinarias al basarse en un sistema de mezcla perfecta. Por restricciones de espacio, se mostrarán únicamente los balances de la fase en estado líquido y los balances de temperatura. Los balances en fase gaseosa se pueden consultar en (Fernández et al., 2014a).

Los tres componentes principales que se consideran en estado líquido son la concentración de biomasa, la concentración de oxígeno disuelto y la concentración de carbono inorgánico total. A continuación se presentan los balances para cada uno de ellos en las dos partes del reactor. En las diferentes ecuaciones se utilizan los subíndices l y c para hacer referencia al lazo y columna respectivamente.

En el caso del lazo, los balances para las distintas variables son los siguientes:

$$\frac{\partial C_b(t, x)}{\partial t} = -\frac{Q_{liq,l}(t, x)}{A_{liq,l}(t, x)} \frac{\partial C_b(t, x)}{\partial x} + P_{O_2}(t, x)C_b(t, x)Y_{o/x} \quad (6)$$

$$\frac{\partial [O_2](t, x)}{\partial t} = -\frac{Q_{liq,l}(t, x)}{A_{liq,l}(t, x)} \frac{\partial [O_2](t, x)}{\partial x} + \frac{P_{O_2}(t, x)C_b(t, x)}{M_{O_2}} + K_{l a_{l, O_2 l}}(t, x)([O_2^*](t, x) - [O_2](t, x)) \quad (7)$$

$$\frac{\partial [C_T](t, x)}{\partial t} = -\frac{Q_{liq,l}(t, x)}{A_{liq,l}(t, x)} \frac{\partial [C_T](t, x)}{\partial x} + \frac{P_{CO_2}(t, x)C_b(t, x)}{M_{CO_2}} + K_{l a_{l, CO_2 l}}(t, x)([CO_2^*](t, x) - [CO_2](t, x)) \quad (8)$$

donde C_b es la concentración de biomasa en el lazo, $A_{liq,l}$ es el área de líquido de la sección transversal del lazo que se puede calcular como $A_{t,l}(1 - \varepsilon_l(t, x))$, siendo $A_{t,l}$ el área total de la sección transversal del lazo y ε_l la acumulación de gas. $Q_{liq,l}$ es la velocidad de flujo volumétrico que se define como $V(t)A_{liq,l}$, donde $V(t)$ es la velocidad de fluido que viene determinada por la bomba centrífuga o sistema de impulsión empleado. $Y_{o/x}$ es el coeficiente de rendimiento de biomasa producida por unidad de masa de oxígeno. $[O_2]$, $[CO_2]$ y $[C_T]$ son las concentraciones

de oxígeno disuelto, dióxido de carbono y carbono inorgánico total, respectivamente, en el lazo. M_{O_2} y M_{CO_2} son los pesos moleculares de oxígeno y dióxido de carbono respectivamente, $K_{l a_{l, O_2 l}}$ y $K_{l a_{l, CO_2 l}}$ son los coeficientes de transferencia de materia volumétrico entre estado líquido y gaseoso para el oxígeno y el dióxido de carbono respectivamente, $([O_2^*] - [O_2])$ y $([CO_2^*] - [CO_2])$ son las fuerzas impulsoras medias para el oxígeno y el dióxido de carbono, donde $[O_2^*]$ y $[CO_2^*]$ representan la concentración en el líquido en equilibrio con la fase gaseosa del oxígeno disuelto y del dióxido de carbono respectivamente. Estos últimos se calculan como una función de la concentración de oxígeno o dióxido de carbono en la fase gaseosa mediante la Ley de Henry como se muestra en las siguientes ecuaciones:

$$[O_2^*](t, x) = H_{O_2} P_T y_{O_2}(t, x) \quad (9)$$

$$[CO_2^*](t, x) = H_{CO_2} P_T y_{CO_2}(t, x) \quad (10)$$

donde H_{O_2} y H_{CO_2} son las constantes de Henry para el oxígeno y dióxido de carbono respectivamente, P_T es la presión total, e y_{O_2} e y_{CO_2} son las fracción molares de oxígeno y dióxido de carbono en estado gaseoso.

En el caso de la columna de burbujeo se obtienen balances similares pero considerando ecuaciones diferenciales ordinarias y por tanto sin considerar la dimensión espacial. Además, ya que el proceso de dilución se realiza en esta parte del fotobio reactor, se añade un nuevo término a cada uno de los balances modulado por el caudal volumétrico de medio. De esta forma los balances para la columna quedarían de la siguiente forma:

$$\frac{dC_{b,out}(t)}{dt} = -\frac{Q_{liq,c}(t)}{V_{liq,c}(t)}(C_{b,out}(t) - C_{b,in}(t)) + P_{O_2}(t)C_{b,out}(t)Y_{o/x} - \frac{Q_m(t)}{V_{liq,c}(t)}C_{b,out}(t) \quad (11)$$

$$\frac{d[O_2]_{out}(t)}{dt} = -\frac{Q_{liq,c}(t)}{V_{liq,c}(t)}([O_2]_{out}(t) - [O_2]_{in}(t)) + \frac{P_{O_2}(t)C_{b,out}(t)}{M_{O_2}} + K_{l a_{l, O_2 c}}(t)([O_2^*](t) - [O_2](t))_{lm} - \frac{Q_m(t)}{V_{liq,c}(t)}([O_2]_{lm} - [O_2]_{out}(t)) \quad (12)$$

$$\frac{d[C_T]_{out}(t)}{dt} = -\frac{Q_{liq,c}(t)}{V_{liq,c}(t)}([C_T]_{out}(t) - [C_T]_{in}(t)) + \frac{P_{CO_2}(t)C_{b,out}(t)}{M_{CO_2}} + K_{l a_{l, CO_2 c}}(t)([CO_2^*](t) - [CO_2](t))_{lm} - \frac{Q_m(t)}{V_{liq,c}(t)}([C_T]_{lm} - [C_T]_{out}(t)) \quad (13)$$

donde $V_{liq,c}$ es el volumen de líquido en la columna que se calcula como $V_{t,c}(1 - \varepsilon_c(t))$ siendo $V_{t,c}$ el volumen total y ε_c la fracción de gas. $Q_{liq,c}$ es flujo volumétrico de líquido, $C_{b,out}$ es la concentración de biomasa a la salida de la columna (entrada a lazo), $C_{b,in}$ es la entrada de concentración de biomasa a la columna (salida de lazo), Q_m es el flujo volumétrico de medio de cultivo, $[O_2]_{in}$ y $[O_2]_{out}$ son las concentraciones de oxígeno a la entrada y salida de la columna de burbujeo, $K_{l a_{l, O_2 c}}$ es el coeficiente de transferencia de materia volumétrico entre la fase líquida y gaseosa para el oxígeno en la columna, $([O_2^*] - [O_2])_{lm}$ es un logaritmo medio de la fuerza impulsora para el oxígeno

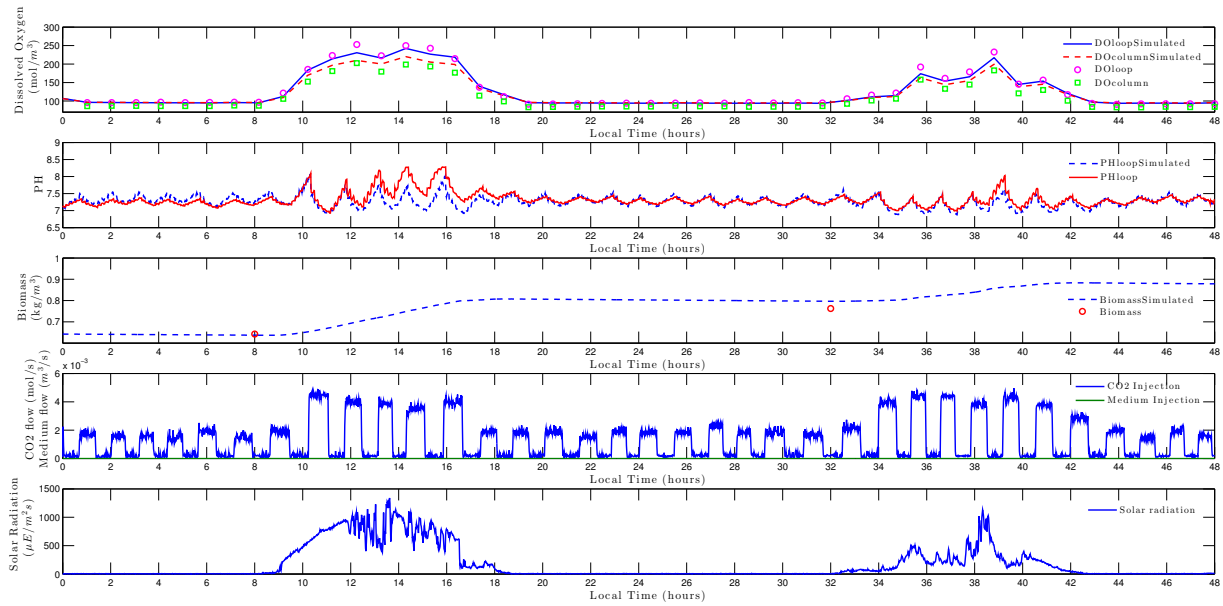


Figura 4: Resultado de validación del modelo basado en primeros principios de un fotobioreactor tubular. Se muestran datos para el oxígeno disuelto y el pH en las distintas partes del reactor. Se muestran igualmente la concentración de biomasa, la inyección de CO_2 y la radiación solar (Fernández et al., 2014a).

y $[O_2]_m$ es la concentración de oxígeno disuelto en el medio de cultivo. De forma equivalente, $[C_T]_{in}$ y $[C_T]_{out}$ son las concentraciones de carbono inorgánico total a la entrada y salida de la columna, K_{la,CO_2c} es el coeficiente de transferencia de materia volumétrico entre la fases líquida y gaseosa para el dióxido de carbono en la columna, $([CO_2^*] - [CO_2])_{lm}$ es un logaritmo medio de la fuerza impulsora para el dióxido de carbono y $[C_T]_m$ es la concentración de carbono inorgánico en el medio de cultivo.

Finalmente, comentar que la evolución del pH en ambas partes del reactor se define como el logaritmo decimal de la concentración de protones en el sistema, $-\log_{10}([H^+])$. Dicha evolución del pH se obtiene mediante varias relaciones de equilibrio que existen entre la concentración de protones y la especies de carbono en el sistema (dióxido de carbono, carbonatos y bicarbonatos), donde estas relaciones dependen del pH tal y como se describe en (Fernández et al., 2012).

Destacar que los balances anteriormente expuestos para un fotobioreactor tubular son equivalentes para un fotobioreactor *raceway* tal y como se puede consultar en (Fernández et al., 2016a), donde el canal hace la vez del tubo como lazo receptor y el foso es equivalente a la columna de burbujeo. En (Fernández et al., 2017) se muestran ambos modelos de manera conjunta y es posible analizar las similitudes y diferencias entre ambos.

En lo que se refiere a los balances térmicos, en un reactor tubular la temperatura viene controlada por un intercambiador de calor situado en el interior de la columna de burbujeo. Se han considerado fenómenos de transferencia de calor y de fluidodinámica, donde la temperatura ambiente se considera uniforme a lo largo del fotobioreactor. De esta forma, los balances de temperatura para el lazo y la columna vienen dados por las siguientes expresiones:

$$C_p A_{liq,l}(t,x) \frac{\partial T(t,x)}{\partial t} = -Q_{liq,l}(t,x) C_p \frac{\partial T(t,x)}{\partial x} + \alpha_l I_0(t) \pi d_{i,l} a + h_l \pi d_{i,l} (T_{amb}(t) - T(t,x)) \quad (14)$$

$$C_p V_{liq,c}(t) \frac{dT_{out}(t)}{dt} = -Q_{liq,c}(t) C_p (T_{out}(t) - T_{in}(t)) + \alpha_c I_0(t) S_c a + h_c S_c (T_{amb}(t) - T(t))_{lm} + h_{ext} S_{ext} (T_{ext}(t) - T(t))_{lm} - Q_m(t) C_p (T_{out}(t) - T_m(t)) \quad (15)$$

donde C_p es la capacidad calorífica del cultivo, T es la temperatura del cultivo en el lazo, T_{in} y T_{out} son las temperaturas a la entrada y a la salida de la columna, a es una constante que representa la absorptividad de radiación solar, h_l y h_c son los coeficientes de transmisión de calor entre la temperatura ambiente y la temperatura del cultivo para el lazo y la columna, T_{amb} es la temperatura ambiente, S_c es el área de columna disponible, h_{ext} es el coeficiente de transmisión de calor entre el intercambiador de calor y la temperatura del cultivo, S_{ext} es el área del intercambiador de calor, T_{ext} es la temperatura del intercambiador y T_m es la temperatura del medio de cultivo en la columna.

3.1.3. Resultados de validación

El modelo anteriormente descrito junto con el homólogo aplicado a un fotobioreactor *raceway* han sido validados experimentalmente a escala industrial. Los resultados de calibración y validación de ambos modelos se pueden consultar en detalle en (Fernández et al., 2014a, 2016a, 2017). Destacar que en todos los casos, la calibración de los modelos fue realizado haciendo uso de algoritmos genéticos. A modo ilustrativo, la Figura 4 muestra un ejemplo de validación para el pH y oxígeno disuelto en distintas partes de un fotobioreactor tubular. Igualmente, se muestra la validación de la concentración de biomasa a lo largo de dos días de experimentos. Por otro lado, y con fin de evaluar la evolución espacial de las variables en el fotobioreactor, la Figura 5 muestra un ejemplo de validación del pH en cuatro zonas diferentes de lazo, concretamente en los puntos 74, 175, 286 y 400 metros. Ambas figuras muestran que el modelo desarrollado captura de forma adecuada la dinámica de las principales variables del sistema desde un punto de vista espacial y temporal.

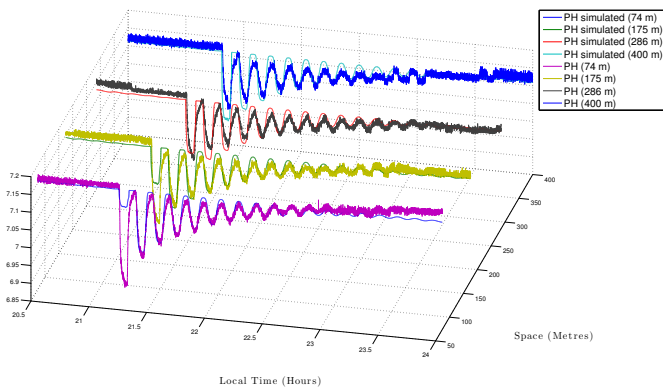


Figura 5: Validación del pH a lo largo de la distribución espacial del receptor solar en un fotobio reactor tubular (Fernández et al., 2014a).

3.2. Otros modelos

El desarrollo, implementación y validación de los modelos basados en primeros principios presentados anteriormente permiten una comprensión exhaustiva de los distintos fenómenos que ocurren en el proceso de producción de microalgas, dando lugar a la creación de simuladores que pueden ser utilizados con fines de simulación de procesos o como herramienta de optimización y de diseño de estos sistemas (Hoyo et al., 2019a).

Sin embargo, no siempre es necesario disponer de modelos de tan alta precisión y en diversas ocasiones se requieren modelos más simplificados que puedan ser utilizados para el diseño de algoritmos de control. Por ejemplo, en (Fernández et al., 2014b), se obtuvo una versión adaptada del modelo basado en primeros principios presentado en la sección anterior para fotobio reactores tubulares. En este caso, todos los balances del sistema en las distintas partes del fotobio reactor fueron considerados de mezcla perfecta, donde la distribución espacial del lazo fue aproximada por un retardo variable que dependía de la velocidad del medio en el mismo. Este modelo fue de gran utilidad para el desarrollo de algoritmos de control jerárquicos, ya que gracias a esta simplificación el tiempo de cómputo se redujo sustancialmente (Fernández et al., 2016b).

Por otro lado, cuando se analizan las dinámicas del sistema de forma particular sobre las principales variables de interés, es posible observar que alrededor de los puntos de operación establecidos, las dinámicas del pH y el oxígeno disuelto vienen dadas por sistemas de primer orden con retardo con respecto a las inyecciones de CO_2 y aire, respectivamente (Pawlowski et al., 2015). A modo de ejemplo, en el caso del pH, dicha dinámica puede ser capturada por las siguientes funciones de transferencia (Berenguel et al., 2004):

$$pH(s) = \frac{k_1}{1 + \tau_1 s} \underbrace{\frac{w_n^2}{s^2 + 2\delta w_n s + w_n^2} e^{-t_r s}}_{TF_2(s)} q(s) + \frac{k_r}{1 + \tau_r s} I(s) \quad (16)$$

donde pH es el pH del cultivo, q es el caudal de CO_2 e I es la radiación global. Como se puede observar, la dinámica del pH con respecto al CO_2 viene dada por un término de primer orden, TF_1 , que marca la dinámica dominante del proceso, junto a una segunda función de transferencia de segundo orden, TF_2 , que representa las oscilaciones existentes en el sistema debido a las inyecciones de CO_2 que se van atenuando por la recirculación

del medio a lo largo del receptor solar. Posteriormente, la función de transferencia TF_3 representa el efecto sobreamortiguado de la radiación solar sobre el pH como un efecto indirecto del proceso de fotosíntesis. En la ecuación anterior, k_1 y k_r son las ganancias estáticas de las funciones de transferencia TF_1 y TF_3 , τ_1 y τ_r las constantes de tiempo de dichas funciones de transferencia y t_r el tiempo de retardo entre el caudal de CO_2 y el pH. Finalmente, δ y w_n representan el coeficiente de amortiguamiento relativo y la frecuencia natural no amortiguada para el término oscilatorio TF_2 . Dichos parámetros toman valores particulares dependiendo del tipo de reactor, del tipo de cepa de microalga y de la estación del año. Este modelo simplificado presenta la misma estructura tanto en reactores abiertos como en reactores cerrados, y ha sido correctamente validado experimentalmente en los dos tipos de sistemas (Fernández et al., 2010, 2014b; Pawlowski et al., 2015).

Dichos modelos de bajo orden permiten capturar de forma adecuada las dinámicas lineales dominantes del pH y el oxígeno disuelto en torno a un punto de operación, siendo de gran utilidad para llevar al cabo el diseño de estrategias de control adecuadas para los lazos de realimentación de bajo nivel.

Igualmente, y especialmente para el caso del pH, se han desarrollado modelos de complejidad intermedia que permiten capturar las no-linealidades principales de esta variable. Concretamente, en (Fernández et al., 2014b) se presentó un modelo NARMAX (de sus siglas en inglés *Non-linear Autoregressive Moving Average model with eXogenous inputs*) de orden 18 que consideraba como entrada las inyecciones de CO_2 y la radiación. El modelo resultante presentó un comportamiento adecuado en diversos puntos de operación y fue comparado con modelos basados en primeros principios y validado con datos reales. La gran ventaja de dicho modelo fue el bajo coste computacional y la captura de la dinámica principal del pH, siendo su principal inconveniente la complejidad por el alto orden de parámetros obtenidos. Por otro lado, en (Pawlowski et al., 2019), se presentó un modelo tipo Wiener que permite encontrar un compromiso entre bondad de ajuste y complejidad del modelo gracias a la combinación de dinámicas lineales y no lineales. El modelo resultante se compone por un término lineal de primer orden que captura la dinámica principal del pH, junto con un término no lineal tipo polinomial de tercer orden para representar la componente no lineal. Gracias a este enfoque, fue posible realizar técnicas de control basadas en modelo que permiten desacoplar los términos lineales y no lineales, facilitando así el diseño de algoritmos de control. La Figura 6 muestra el resultado de validación de este modelo como ejemplo de ajuste de modelos de bajo orden para el pH.

Finalmente, y para concluir el apartado referente a los aspectos de modelado, es necesario destacar que en el proceso de producción de microalgas existen numerosas variables de gran interés, como la concentración de biomasa o el carbono inorgánico total, que no pueden ser medidas en línea debido a la carencia de sensores o la poca fiabilidad de las soluciones existentes dada la alta sensibilidad de estas variables. De esta forma, un campo de gran interés en este tipo de procesos, y en el área de la biotecnología en general, es el diseño y desarrollo de estimadores de estado que permitan poder predecir o estimar estas variables en tiempo real.

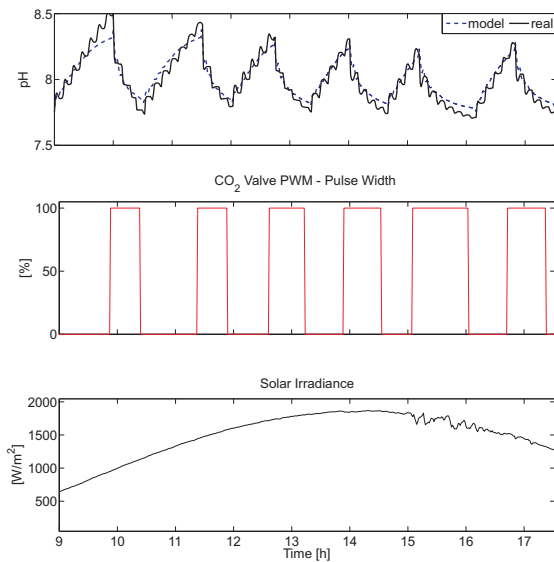


Figura 6: Resultado de validación del modelo Wiener presentado en (Pawlowski et al., 2019).

Aunque en la literatura existen algunos resultados aplicados a escala de laboratorio (Dochain, 2000; Li et al., 2003; Tebbani et al., 2013), no existen muchos trabajos aplicados a fotobiorreactores a escala industrial. En (García-Mañas et al., 2019), se desarrolló un estimador de estado basado en el filtro de Kalman extendido para estimar la concentración de biomasa en fotobiorreactores abiertos.

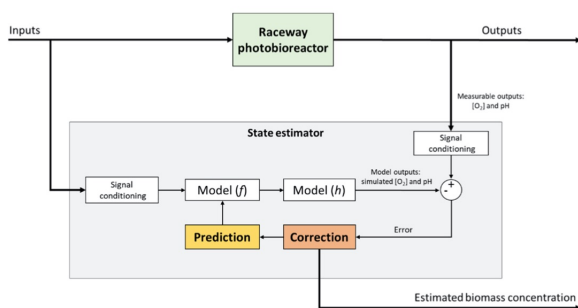


Figura 7: Esquema del estimador de concentración de biomasa (García-Mañas et al., 2019).

Dicho estimador se basa en el modelo basado en primeros principios desarrollado para estos reactores en (Fernández et al., 2016a) y sigue la estructura que se observa en la Figura 7. Como se puede observar, la estimación de la concentración de biomasa es modificada en base a la corrección derivada de las diferencias entre las medidas reales de pH y oxígeno disuelto y aquellas obtenidas del modelo no lineal. La Figura 8 muestra un ejemplo de la estimación biomasa y su corrección en base a los resultados del modelo no lineal. Como se puede apreciar, el estimador sigue correctamente la evolución de las medidas reales obtenidas mediante análisis de muestras en laboratorio marcadas en color rojo. Más información se puede encontrar en (García-Mañas et al., 2019).

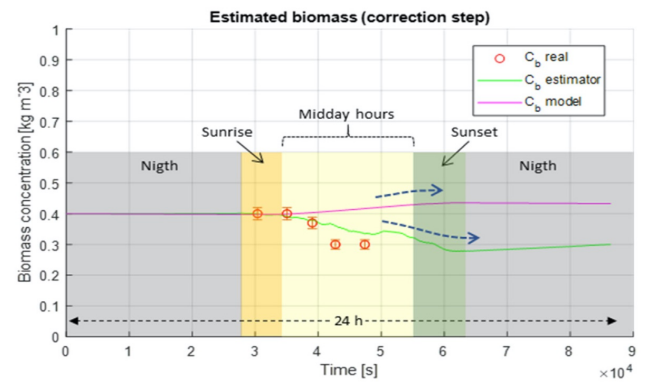


Figura 8: Ejemplo de resultado del estimador de concentración de biomasa (García-Mañas et al., 2019).

4. Control

Tal y como se expuso con anterioridad, el objetivo fundamental de los fotobiorreactores industriales consiste en la maximización del rendimiento en la producción de microalgas mediante un balance adecuado entre la optimización de las condiciones de crecimiento de las mismas y los costes de producción asociados. Es por ello que se requiere el diseño de algoritmos de control que permitan considerar la evolución de las principales variables que afectan al crecimiento del cultivo (mediante el uso adecuado de los modelos dinámicos) y poder optimizar su comportamiento considerando las distintas escalas de tiempo existentes.

Desde un punto de vista de control, las escalas de tiempo en un fotobiorreactor industrial se pueden clasificar en dinámicas rápidas (segundos o minutos), tales como fenómenos de fotosíntesis, transferencias de materia, efectos de transpiración y respiración; y dinámicas lentas (horas o días), tales como la velocidad de crecimiento de las microalgas. En base a esto se pueden formular diversas estrategias de control en distintos niveles de la jerarquía, que vendrán determinadas por la escala de tiempo correspondiente. En ese sentido, es posible plantear estrategias de optimización en la escala de tiempo lenta, que tengan como objetivo la maximización de la producción de biomasa, la calidad de la misma o la reducción de los impactos económicos y medioambientales asociados al proceso. Por otro lado, es posible diseñar estrategias de control centradas en las dinámicas rápidas y que traten de controlar la evolución y los gradientes temporales y espaciales de las variables que tienen un impacto directo en la velocidad de crecimiento del cultivo, tales como pH, oxígeno disuelto y temperatura.

En las siguientes secciones se describirán los problemas de control asociados a cada una de estas escalas de tiempo y se presentarán distintos algoritmos de control que han sido diseñados y evaluados experimentalmente a escala industrial. Los problemas de control serán asociados y descritos para cada una de las variables de interés, comenzando por aquellas de escala rápida (pH, oxígeno disuelto y temperatura) y finalizando por las de escala de tiempo lenta (concentración de biomasa).

4.1. Problemas de control de escala de tiempo rápida

Después de la radiación solar y la temperatura, el pH es la variable más importante que afecta a la velocidad de fotosíntesis. Los valores óptimos de dicha variable oscilan entre 7 y 9

dependiendo de la cepa utilizada, siendo necesario conseguir aproximarse a los mismos para alcanzar una velocidad de crecimiento óptima (Costache et al., 2013). La modificación del pH se realiza mediante inyecciones de CO_2 tal y como se comentó anteriormente, las cuales son usadas a su vez como aporte de carbono al medio. La evolución del pH en el medio está influenciada por dos fenómenos: el aporte de CO_2 y el consumo de CO_2 como función de la disponibilidad de la luz solar. El aporte de CO_2 contribuye a la formación de ácido carbónico provocando un descenso en el pH del medio. Por otro lado, cuando las microalgas realizan la fotosíntesis en presencia de radiación solar, consumen CO_2 y producen oxígeno, provocando un aumento gradual en el pH. Además, cuando se producen variaciones en la radiación solar, como por ejemplo por el paso de nubes, se producen igualmente variaciones en la velocidad de fotosíntesis y por tanto su correspondiente efecto sobre la velocidad de cambio en el aumento del pH. De esta forma, el problema de control del pH tendrá como señal de control la inyección de caudal de CO_2 , como variable controlada el pH y como perturbación principal la radiación solar. Cabe destacar que es un problema de control con dinámica cambiante donde las constantes de tiempo del proceso están asociadas al estado actual de la cepa y a las condiciones climatológicas. Por otro lado, se debe considerar que las inyecciones de CO_2 conllevan costes económicos asociados (especialmente cuando se hace uso de CO_2 puro) y emisiones innecesarias a la atmósfera cuando no se aportan de manera adecuada. Por consiguiente, el algoritmo de control desarrollado deberá encontrar un balance entre alcanzar el valor de pH deseado y la cantidad de CO_2 aportado para ello.

En base a estas características, el problema de control del pH ha suscitado un gran interés en la comunidad científica existiendo numerosos resultados tanto para fotobiorreactores abiertos como cerrados. Es posible encontrar soluciones basadas control todo/nada (Pawlowski et al., 2017), control PID (Fernández et al., 2010), control predictivo (Berenguel et al., 2004; Hoyo et al., 2019b), control en modo deslizante (de Andrade et al., 2016b), control basado en eventos (Pawlowski et al., 2014; Rodríguez-Miranda et al., 2019), control robusto (Hoyo et al., 2018) o control con rechazo activo de perturbaciones (Carreño-Zagarra et al., 2019). En los últimos trabajos desarrollados, el control basado en eventos ha presentado un resultado muy satisfactorio permitiendo un balance adecuado entre rendimiento de control y reducción de costes y/o pérdidas al medioambiente. Concretamente, en ensayos realizados en fotobiorreactores abiertos donde se combinó el uso de control predictivo con estrategias basadas en eventos, se consiguió una reducción del 40 % de tiempo de inyección de gases y un aumento del 30 % en la concentración de biomasa en comparación con los modos de operación habituales (Pawlowski et al., 2014).

Por otro lado, destacar que el control del pH se realiza habitualmente solo durante el periodo diurno considerando la realización de la fotosíntesis por parte de las microalgas y dejando el sistema en lazo abierto durante la noche. Este hecho da lugar a que el pH tome valores muy elevados durante el periodo nocturno necesitando altos niveles de inyección de CO_2 al inicio del día para llevarlo de vuelta a los valores óptimos. Además, dichos cambios de pH no son adecuados para las microalgas

a pesar de no estar en proceso de realización de fotosíntesis y pueden provocar situaciones de estrés. En este sentido, y considerando los resultados obtenidos en (Pawlowski et al., 2014), recientemente se ha comprobado que es mejor controlar el pH durante 24 horas al día (Rodríguez-Miranda et al., 2019) y es posible realizarlo sin aumentar las inyecciones de CO_2 . Concretamente, en (Rodríguez-Miranda et al., 2019), se ha demostrado que la dinámica del pH posee un comportamiento diferente durante el día y la noche pudiendo obtener modelos distintos para dichos periodos del día. En base a estos modelos, es posible realizar una estrategia de control basada en eventos que permite conmutar entre un controlador lento durante la noche (ya que la evolución del pH no está afectada por perturbaciones) y un controlador rápido durante el día (para hacer frente a los cambios debido a la radiación solar y el efecto de la fotosíntesis). La Figura 9 muestra un ejemplo de la evaluación de dicha estrategia de control.

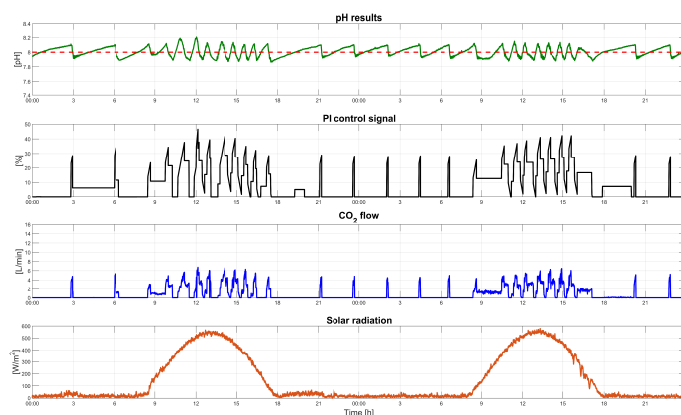


Figura 9: Resultado de validación experimental del esquema de control basado en eventos diurno y nocturno presentado en (Rodríguez-Miranda et al., 2019).

Tal y como se comentó en el apartado 2.2, el oxígeno disuelto es otra de las variables de dinámica rápida que afectan de forma significativa a la velocidad de fotosíntesis y en consecuencia a la cantidad de producto final obtenido. El control del oxígeno disuelto no ha sido tan estudiado en la literatura como para el caso del pH, y aún a día de hoy sigue siendo un campo importante de investigación a pesar de los avances existentes (Peng et al., 2013). El problema de acumulación de oxígeno es más destacable en fotobiorreactores cerrados al no existir liberación del mismo al exterior. En el caso de los reactores abiertos, generalmente no se contemplaba su regulación ya que se consideraba que el exceso de oxígeno disuelto se eliminaba de forma automática a la atmósfera. Sin embargo, en la práctica se ha comprobado que esta afirmación no es correcta llegando a observarse concentraciones de oxígeno disuelto superiores a 500 % de saturación (Mendoza et al., 2013b; Peng et al., 2013). Por tanto, para ambos tipos de fotobiorreactores se requiere la instalación de sistemas de aireación que permitan reducir la cantidad de oxígeno acumulado. El problema de control consiste en conseguir que la concentración de oxígeno no supere un determinado umbral, por encima del cual la velocidad de fotosíntesis se reduce exponencialmente incluso hasta llegar a valores nulos para valores de oxígeno disuelto superiores a 350 % de saturación (Mendoza et al., 2013b). De esta forma, las estrategias de control existentes se basan en el uso de con-

troladores todo o nada que activan la inyección de caudal de aire constante cuando la concentración del oxígeno disuelto supera el valor de referencia establecido y la desconecta en caso contrario (Peng et al., 2013). El principal problema que presenta este método es la gran cantidad de energía requerida para aportar aire comprimido en el fotobio reactor a un caudal constante, siendo este aspecto de gran importancia en el caso de reactores abiertos donde es necesario conseguir mantener bajos costes de producción para poder ser competitivos en el mercado.

Debido a este problema de consumo y exceso de aireación, se requiere por tanto el desarrollo de estrategias de control que permitan aportar una solución factible desde un punto de vista energético con el fin de aplicar inyecciones de aire a demanda y con el aporte de caudal realmente necesario. En este sentido, recientemente en (Barceló-Villalobos et al., 2018) se demostró que el coeficiente de transferencia de materia de oxígeno disuelto en foso de un fotobio reactor *raceway* no es constante a lo largo de día y es posible relacionar su variabilidad con el caudal de aire aplicado al sistema. Como resultado se obtuvo un modelo para estimar el coeficiente de transferencia de materia en línea, el cual fue utilizado para diseñar una nueva estrategia de control capaz de determinar el caudal de aire requerido por el sistema en cada instante de tiempo acorde al umbral de oxígeno disuelto establecido (Barceló-Villalobos et al., 2019a).

Por otro lado, tradicionalmente la inyección de aire se realiza únicamente cuando no se inyecta CO₂ para evitar interacción entre ambos caudales y que las partículas de CO₂ puedan romperse antes de ser transferencias al medio y absorbidas por las microalgas. Por tanto, el control de pH prevalece en relación al de oxígeno disuelto independientemente de si este está por encima del umbral establecido o no. Con el fin de poder sincronizar de forma adecuada el control de ambas variables y poder contribuir a la mejora de la velocidad de producción de biomasa, en (Pawlowski et al., 2015) se presentó por primera vez un control selectivo que permite satisfacer los requisitos de control de estas variables de forma simultánea. El esquema de control propuesto fue combinado con estrategias de control predictivo basado en eventos, lo cual permitió incluir umbrales de tolerancia en ambos lazos de control para encontrar una solución de compromiso entre rendimiento y conmutación entre algoritmos de control. Concretamente, se hizo uso de una adaptación del Control Predictivo Generalizado incluyendo la activación o desactivación de la señal de control de forma discreta en función de la presencia de eventos. Para ello, se considera la función de coste clásica de predictivo dada por la siguiente expresión:

$$J = \sum_{j=N_1}^{N_2} [\hat{y}(t+j|t) - w(t+j)]^2 + \sum_{j=1}^{N_u} \lambda [\Delta u(t+j-1)]^2 \quad (17)$$

donde $\Delta u(t+j-1)$ son los incrementos de la señales de control futuras, $\hat{y}(t+j|t)$ es la predicción del sistema a lo largo del horizonte, N_1 y N_2 son los horizontes mínimo y máximo de predicción, N_u es el horizonte de control, λ es el factor de ponderación del esfuerzo de control y $w(t+j)$ es la trayectoria de referencias futuras. En este caso, las restricciones vienen dadas por las siguientes ecuaciones:

$$\Delta u(t) \geq \beta \rightarrow \varphi_1 = 1 \quad (18)$$

$$\Delta u(t) \leq -\beta \rightarrow \varphi_1 = 0 \quad (19)$$

$$\Delta u(t) \geq -\beta \rightarrow \varphi_1 = 0 \quad (20)$$

$$\Delta u(t) \leq \beta \rightarrow \varphi_1 = 1 \quad (21)$$

donde β indica el umbral de la generación de los eventos y φ_i son las variables de activación discretas, dando lugar por tanto a un problema de optimización entero-mixto tal y como se detalla en (Pawlowski et al., 2015).

Dicha estrategia de control fue evaluada experimentalmente durante un periodo de una semana tal y como se puede observar en la Figura 10, donde es posible apreciar la conmutación entre el control de ambas variables. Como resultado se obtuvo una mejora del 15 % en productividad en comparación con la metodología típica de operación en los fotobio reactores. Destacar que desde que esta arquitectura de control selectivo fue implementada en los fotobio reactores en 2015, ha sido utilizada en los nuevos sistemas de control implantados en fotobio reactores tubulares y *raceway* con diferentes algoritmos de control base en cada uno de los lazos de pH y oxígeno disuelto.

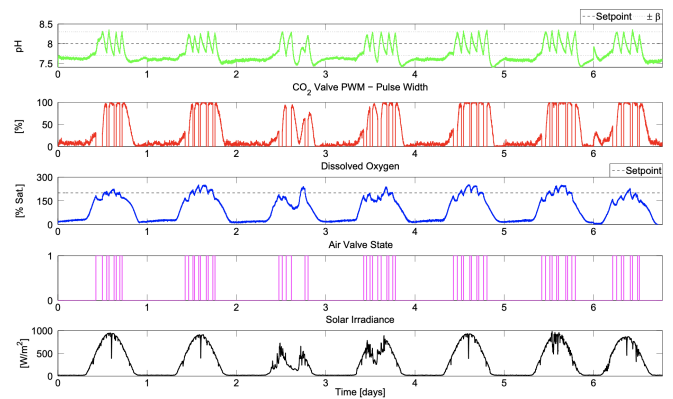


Figura 10: Resultado de validación experimental del esquema de control selectivo presentado en (Pawlowski et al., 2015).

Finalmente, en lo referente al control de temperatura como variable de dinámica rápida que afecta a la producción de microalgas, comentar que dicho control en el caso de los fotobio reactores tubulares se lleva a cabo mediante el uso de intercambiadores de calor que se encuentran situados dentro de la columna de burbujeo (van Esbroeck, 2018). En este sentido, los lazos de control utilizados son basados en soluciones clásicas de control de intercambiadores de calor y no existen contribuciones relevantes en este aspecto. Sin embargo, en el caso de los fotobio reactores tipo *raceway*, el control de temperatura no se suele llevar a cabo debido a los altos costes que ello conlleva. Recientemente, y gracias a los avances en el modelado de temperatura de este tipo de fotobio reactores (Rodríguez-Miranda et al., 2019), se ha desarrollado un algoritmo de optimización que permite regular la temperatura del cultivo variando la altura del medio a lo largo del canal del fotobio reactor. Esta contribución se presenta como una solución prometedora en este campo (Rodríguez-Miranda et al., 2020).

4.2. Problemas de control de escala de tiempo lenta

Desde un punto de vista de dinámicas lentas, la variable de mayor importancia en fotobio reactores industriales es la producción de biomasa de microalgas. Como se comentó anterior-

mente, el objetivo de maximización de la biomasa se ha abordado por diferentes vías y mediante diversos algoritmos de control en la literatura, pero siempre a nivel de simulación o a escala de laboratorio (Bernard, 2011; Ifrim et al., 2013; Tebbani et al., 2015). En esta sección se presentan dos soluciones para este problema basadas en estrategias de control jerárquico y estrategias de optimización de la inyección de medio que han sido evaluadas en fotobiorreactores industriales.

Cuando el planteamiento de este problema se considera a escala industrial, la forma natural de abordar este objetivo de control consiste en maximizar la producción del sistema y/o mejorar la calidad del producto con el fin aumentar los ingresos, y al mismo tiempo minimizar los impactos medioambientales y costes económicos asociados. En el caso del proceso de producción microalgas en fotobiorreactores industriales, este objetivo se puede formular como la optimización de los beneficios derivados de la producción de biomasa asociada a un criterio económico, junto con los costes de producción generados por el consumo de CO_2 y/o pérdidas del mismo al medioambiente.

Considerando esta idea, en (Fernández et al., 2016b) se presentó una arquitectura de control jerárquica basada en dos capas para la maximización de ingresos derivados de la producción de biomasa en fotobiorreactores tubulares. Al ser un proceso que trabaja en modo continuo y no por lotes, se pretende maximizar la producción de biomasa al final de cada día. De esta forma, se desarrolló la arquitectura de control multicapa que se muestra en la Figura 11.

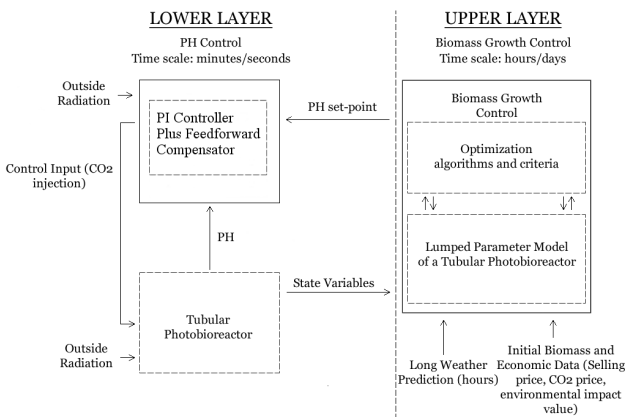


Figura 11: Esquema de control jerárquico para optimización de biomasa (Fernández et al., 2016b).

La capa inferior está asociada al control del pH del medio por ser la variable controlada de dinámica rápida que posee una mayor influencia en la velocidad de fotosíntesis. En este trabajo, el control de pH en la capa inferior fue realizado con un controlador PI con un esquema de compensación por adelantado para atenuar el efecto de los cambios de radiación. La capa superior está orientada a maximizar la producción de biomasa penalizando los costes asociados donde el problema de optimización se formula acorde a la siguiente función de coste:

$$J = V_{bio} \sum_{j=1}^N \hat{X}_{bio}(k + j|k) - V_{cost} \sum_{j=1}^N W_{CO_2}(k + j|k) - V_{env} \sum_{j=1}^N \hat{L}_{CO_2}(k + j|k) \quad (22)$$

donde N es el horizonte de optimización, \hat{X}_{bio} es la productividad de biomasa estimada a lo largo del horizonte de predicción, W_{CO_2} es la masa total de CO_2 utilizada para controlar el pH a lo largo del horizonte de predicción y \hat{L}_{CO_2} son las pérdidas predichas de CO_2 generadas por los aportes de CO_2 al medio. Por otro lado, V_{bio} , V_{cost} y V_{env} son los precios asociados a la producción de biomasa, inyección de CO_2 y de pérdidas medioambientales de CO_2 , respectivamente. Los detalles sobre la función de coste y su vinculación con los modelos del sistema se pueden encontrar en (Fernández et al., 2016b).

El problema de optimización hace uso de estimaciones de precios de venta de la biomasa, precios de coste de CO_2 , penalizaciones de impacto medioambiental y predicciones de clima. Se basa en una estrategia de horizonte deslizante de un valor de 24 horas y con un tiempo de muestreo de 30 minutos, siendo realimentado con medidas reales del estado del cultivo (CO_2 y pH) y estimaciones de concentración de biomasa y carbono inorgánico total haciendo uso del modelo desarrollado en (Fernández et al., 2014a). Como resultado, la capa superior genera las referencias óptimas de pH para ser enviadas a la capa inferior en cada instante de tiempo. Esta arquitectura de control fue evaluada de forma exhaustiva en simulación (se analizaron diferentes escenarios variando los pesos de la función de coste) y posteriormente de forma experimental en el fotobiorreactor tubular descrito en la sección 2. Como conclusión se obtuvo que fue posible conseguir niveles de producción de biomasa similares a una arquitectura de control monocapa donde se usan consignas de pH constantes al lo largo del día, pero con una reducción del 10 % en costes de producción y contaminación medioambiental. La Figura 12 muestra un ejemplo de resultado experimental donde es posible observar cómo la referencia del pH es modificada a lo largo del día acorde a los resultados de optimización de la capa superior.

Destacar que debido a la diferencia de escalas de tiempo es posible desacoplar la dinámica del pH de la de crecimiento de la biomasa. De esta forma, las consignas de pH generadas por la capa superior son obtenidas para ser alcanzadas en un tiempo realista por parte de la capa inferior. En este planteamiento del problema de optimización, el pH fue considerado únicamente como variable de dinámica rápida a controlar. En la actualidad se está trabajando para extender esta idea al resto de variables con el fin de conseguir una optimización completa del proceso de producción tanto en fotobiorreactores tubulares como *race-way*.

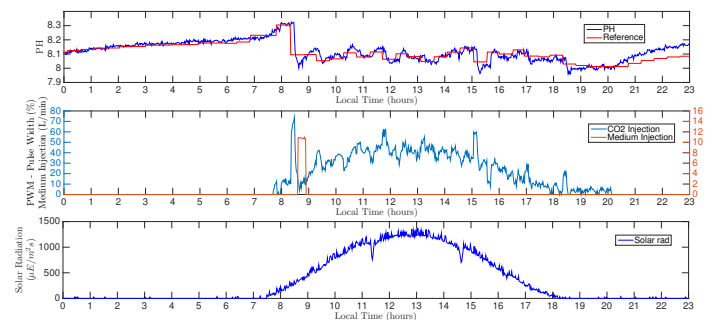


Figura 12: Resultado de validación experimental del esquema de control jerárquico presentado en (Fernández et al., 2016b).

Por otro lado, otra manera de abordar la optimización de la producción de biomasa en fotobiorreactores consiste en la manipulación de la inyección de medio en el sistema a lo largo de un día (de Andrade et al., 2016a). Habitualmente, el cosechado y dilución del medio se realizan en bucle abierto a diario durante un tiempo fijo y con un volumen constante sin considerar las medidas reales producción de biomasa obtenidas y partiendo de la hipótesis de que, al ser un sistema de producción en continuo, la concentración de biomasa se mantendrá constante en días sucesivos (se considera que la concentración de biomasa comienza y finaliza en el mismo valor cada día). Sin embargo, esta hipótesis no siempre se cumple ya que el crecimiento de las microalgas depende de las condiciones climáticas y de las condiciones del cultivo de cada día. Es por ello que es necesario regular el proceso de dilución o inyección de medio en base a la biomasa producida y las condiciones climáticas existentes. De esta forma será posible determinar cuándo es necesario realizar la inyección de medio y cuánto volumen es necesario suministrar.

Esta solución fue propuesta e implementada en (de Andrade et al., 2016a) para fotobiorreactores tubulares. En dicho trabajo, este objetivo se formuló como un problema de optimización donde se debe tener en cuenta que la fuente de energía principal, la radiación solar, es de origen periódico con ciclos de luz y oscuridad, y que el estado de la concentración de biomasa provoca efectos de auto-sombreado ya que altas concentraciones de biomasa afectan a la distribución de la luz y por tanto a la actividad fotosintética del cultivo. Para ello, el problema de optimización se propone en base al modelo del sistema desarrollado en (Fernández et al., 2014a) y resumido en la sección 3.1 de este artículo. De esta forma, el objetivo de la estrategia de control óptimo es determinar la evolución del caudal de medio de cultivo para maximizar la producción diaria de biomasa. El problema de control óptimo se puede formular de la siguiente manera:

$$\begin{aligned} \max_{Q_m(t)} \mathcal{J}(Q_m(t)) &= \max_{Q_m(t)} \int_{t_0}^{t_f} D(Q_m(t)) C_{b,out}(t) dt \\ 0 &\leq Q_m(t) \leq 10 \\ C_{b,out}(t_f) &= C_{b,out}(t_0) \end{aligned} \quad (23)$$

donde t_0 y t_f determinan el instante inicial y final del problema de optimización y por tanto determinando el horizonte de aplicación del mismo, Q_m es el caudal de medio de cultivo, $D(Q_m(t))$ es la velocidad de dilución (la proporción de caudal de medio sobre el volumen total del fotobiorreactor) y $C_{b,out}(t)$ es la concentración de salida de la columna de burbujeo (cabe recordar que en la columna es donde se produce el proceso de dilución tal y como se expuso anteriormente). Además de las restricciones establecidas de caudal de medio entre 0 y 10 L/min, así como la restricción de estado final sobre la concentración de biomasa para garantizar que el fotobiorreactor opera en las mismas condiciones cada día, el problema de optimización debe estar sujeto igualmente a la restricción impuesta por la evolución temporal del modelo no lineal del proceso tal y como se puede consultar en (de Andrade et al., 2016a).

La función de coste anterior considera una producción de biomasa diaria considerando que se trabaja con un proceso de producción en continuo, y por tanto, al igual que ocurría en el problema de optimización anterior de arquitectura jerárquica, el

horizonte del problema de optimización se establece a 24 horas para cubrir el ciclo de radiación solar. El problema de optimización fue resuelto de dos formas diferentes, con una estrategia óptima y otra semi-óptima. En la solución óptima se permitía variar tanto el instante de tiempo de inyección de medio como el volumen del mismo. En el caso de la estrategia semi-óptima, el volumen de inyección de medio se mantenía constante de la misma forma que las estrategias de operación clásicas en los fotobiorreactores y únicamente se varía el instante del tiempo en el que se produce la inyección. Ambas estrategias fueron evaluadas en simulación y en fotobiorreactores reales de forma satisfactoria. La Figura 13 muestra un ejemplo del uso de ambas estrategias en comparación con la solución clásica. Las dos soluciones propuestas obtuvieron mayores valores de producción de biomasa que la estrategia clásica. Además, tal y como se observa en la figura, en ambas soluciones se determinó que el mejor periodo de tiempo para realizar el proceso de dilución es por la tarde en lugar de por la mañana como se realiza habitualmente en muchos fotobiorreactores industriales.

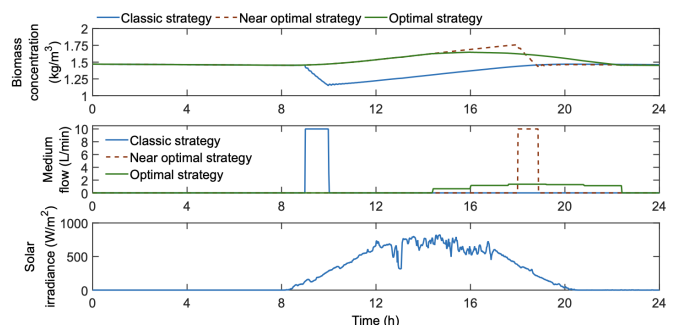


Figura 13: Resultado de optimizador de biomasa mediante inyección de medio (de Andrade et al., 2016a).

5. Perspectivas y retos

En la actualidad los principales retos desde un punto de vista de modelado y control en los sistemas de producción de microalgas se pueden resumir en los siguientes aspectos:

- Desarrollo de modelos biológicos y su validación a escala industrial para el proceso combinado de microalgas-bacterias en el tratamiento de aguas residuales.
- Desarrollo de estrategias de control de regulación de temperatura para reactores abiertos.
- Diseño y desarrollo de estrategias de control óptimo para maximizar la producción en reactores abiertos disminuyendo los costes de operación.
- Optimización de los procesos de dilución y cosechado en base a predicciones climáticas y modelos de cultivo.
- Desarrollo de modelos para la identificación de cepas de cultivo.
- Uso de herramientas de aprendizaje automático para el desarrollo de modelos y estrategias de control que permitan capturar la dinámica cambiante de este tipo de procesos biológicos.

6. Conclusiones

Este tutorial ha presentado el proceso de producción de microalgas como un problema de relevancia industrial y que actualmente se presenta como una solución sólida y sostenible para afrontar muchos de los problemas de la sociedad. Concretamente, presentan numerosas ventajas para contribuir en la reducción del impacto medioambiental, mitigación del CO₂, transformación y reciclaje de residuos, depuración de aguas residuales y creación de fuentes de energía alternativas. A pesar de estas ventajas, son procesos de una alta complejidad cuando se explotan a nivel industrial y en condiciones exteriores. Es por ello que existen numerosas líneas de investigación a nivel de diseño de fotobioreactores, análisis de fenómenos de transferencia de materia, análisis de fenómenos de ciclos de luz/oscuridad en el proceso de fotosíntesis, modelado biológico y estructural de los distintos fenómenos existentes, control de las principales variables de interés y optimización global del sistema de producción.

Tal y como se ha expuesto a lo largo del artículo, las técnicas de modelado y control juegan un papel fundamental en la optimización de estos sistemas. Sin embargo, existen diferencias sustanciales en desarrollar soluciones para reactores a escala de laboratorio con condiciones estables y semi-controladas, que cuando se desarrollan a escala industrial y en condiciones externas, como son todas las soluciones presentadas en este trabajo. Cabe recordar que el hecho de trabajar en condiciones exteriores hace que el sistema esté sometido a variaciones anuales dependientes de las condiciones medioambientales en la ubicación del fotobioreactores, variaciones diarias en las condiciones de cultivo derivadas por el ciclo solar y nubes pasantes, y variaciones del propio sistema de producción debido a gradientes de luz y nutrientes asociados dentro del reactor.

Los resultados de investigación expuestos en este tutorial se han ido desarrollando y obteniendo de forma escalonada a lo largo de muchos años de estrecha colaboración entre los grupos de investigación de Automática, Robótica y Mecatrónica y Biotecnología de Microalgas Marinas de la Universidad de Almería, así como de multitud de colaboraciones nacionales e internacionales. Fruto de estos resultados, actualmente, y bajo el marco del proyecto de la Unión Europea SABANA, se está construyendo un centro internacional de competencia en esta temática donde se va a realizar un control integral de todos los aspectos tratados en el artículo.

Agradecimientos

Este trabajo ha sido realizado parcialmente gracias al apoyo del Ministerio de Economía y Competitividad con el proyecto DPI2017-84259-C2-1-R y el Programa de Investigación e Innovación Horizonte 2020 de la Unión Europea en el marco del proyecto SABANA (No. 727874).

Referencias

Ación, F. G., Camacho, F. G., Sánchez-Pérez, J. A., Fernández-Sevilla, J. M., Molina-Grima, E., 1997. A model for light distribution and average solar irradiance inside outdoor tubular photobioreactors for the microalgal mass culture. *Biotechnology and Bioengineering* 55, 701–714.
DOI: 10.1002/(sici)1097-0290(19970905)55:5<701::aid-bit1>3.0.co;2-f

Ación, F. G., Fernández-Sevilla, J. M., Molina-Grima, E., 2017. Microalgae: The basis of mankind sustainability. In: *Case Study of Innovative Projects - Successful Real Cases*. InTech, Ch. 7, pp. 123–140.
DOI: 10.5772/67930

Ación, F. G., García-Camacho, F., Sánchez-Pérez, J. A., Fernández-Sevilla, J. M., Molina-Grima, E., 1998. Modeling of biomass productivity in tubular photobioreactors for microalgal cultures: Effects of dilution rate, tube diameter, and solar irradiance. *Biotechnology and Bioengineering* 58, 605–616.
DOI: 10.1002/(sici)1097-0290(19980620)58:6<605::aid-bit6>3.0.co;2-m

Ación, F. G., Gómez-Serrano, C., Morales-Amaral, M. M., Fernández-Sevilla, J. M., Molina-Grima, E., 2016. Wastewater treatment using microalgae: how realistic a contribution might it be to significant urban wastewater treatment? *Applied Microbiology and Biotechnology* 100, 9013–9022.
DOI: 10.1007/s00253-016-7835-7

Barceló-Villalobos, M., Ación, F. G., Guzmán, J. L., Fernández-Sevilla, J. M., Berenguel, M., 2019a. New strategies for the design and control of raceway reactors to optimize microalgae production. In: *Handbook of Algal Technologies and Phytochemicals. Volume II: Phycoremediation, Biofuels and Global Biomass Production*. CRC Press, Ch. 18, pp. 221–230.

Barceló-Villalobos, M., Guzmán, J. L., Ación, F. G., 2019b. Nonlinear predictive control of a pH process. In: *2nd IWA Conference on Algal Technologies for Wastewater Treatment and Resource Recovery*. Valladolid, Spain.

Barceló-Villalobos, M., Guzmán, J. L., Martín-Cara, I., Sánchez, J. A., Ación, F. G., 2018. Analysis of mass transfer capacity in raceway reactors. *Algal Research* 35, 91–97.
DOI: 10.1016/j.algal.2018.08.017

Benemann, J. R., 2003. Biofixation of CO₂ and greenhouse gas abatement with microalgae. In: *6th Asia-Pacific Conference on Algal Biotechnology*. Makati City, Philippines.

Berenguel, M., Rodríguez, F., Ación, F. G., García, J. L., 2004. Model predictive control of pH in tubular photobioreactors. *Journal of Process Control* 14, 377–387.
DOI: 10.1016/j.jprocont.2003.07.001

Bernard, O., 2011. Hurdles and challenges for modelling and control of microalgae for CO₂ mitigation and biofuel production. *Journal of Process Control* 21, 1378–1389.
DOI: 10.1016/j.jprocont.2011.07.012

Borowitzka, M. A., 1999. Commercial production of microalgae: ponds, tanks, tubes and fermenters. *Journal of Biotechnology* 70 (1), 313 – 321, *biotechnological Aspects of Marine Sponges*.
DOI: [https://doi.org/10.1016/S0168-1656\(99\)00083-8](https://doi.org/10.1016/S0168-1656(99)00083-8)

Brindley, C., Jiménez-Ruiz, N., Ación, F. G., Fernández-Sevilla, J. M., 2016. Light regime optimization in photobioreactors using a dynamic photosynthesis model. *Algal Research* 16, 399–408.
DOI: 10.1016/j.algal.2016.03.033

Carreño-Zagarra, J. J., Guzmán, J. L., Moreno, J. C., Villamizar, R., 2019. Linear active disturbance rejection control for a raceway photobioreactor. *Control Engineering Practice* 85, 271–279.
DOI: 10.1016/j.conengprac.2019.02.007

Chen, C. Y., Yeh, K. L., Aisyah, R., Lee, D. J., Chang, J. S., 2011. Cultivation, photobioreactor design and harvesting of microalgae for biodiesel production: A critical review. *Bioresour Technol* 102, 71–81.
DOI: 10.1016/j.biortech.2010.06.159

Chen, J., Wang, Y., Benemann, J. R., Zhang, X., Hu, H., Qin, S., 2016. Microalgal industry in China: Challenges and prospects. *Journal of Applied Phycology* 28, 715–725.
DOI: 10.1007/s10811-015-0720-4

Chiaromonti, D., Prussi, M., Casini, D., Tredici, M. R., Rodolfi, L., Bassi, N., Zittelli, G. C., Bondioli, P., 2013. Review of energy balance in raceway ponds for microalgae cultivation: Re-thinking a traditional system is possible. *Applied Energy* 102, 101–111.
DOI: 10.1016/j.apenergy.2012.07.040

Concas, A., Pisu, M., Cao, G., 2010. Novel simulation model of the solar collector of BIOCOIL photobioreactors for CO₂ sequestration with microalgae. *Chemical Engineering Journal* 157, 297–303.
DOI: 10.1016/j.cej.2009.10.059

Costache, T. A., Ación, F. G., Morales, M. M., Fernández-Sevilla, J. M., Stamatina, I., Molina-Grima, E., 2013. Comprehensive model of microalgae photosynthesis rate as a function of culture conditions in photobioreactors. *Applied Microbiology and Biotechnology* 97, 7627–7637.
DOI: 10.1007/s00253-013-5035-2

Cuaresma, M., Janssen, M., Válchez, C., Wijffels, R. H., 2011. Horizontal or

- vertical photobioreactors? how to improve microalgae photosynthetic efficiency. *Bioresource Technology* 102, 5129–5137.
DOI: 10.1016/j.biortech.2011.01.078
- de Andrade, G. A., Berenguel, M., Guzmán, J. L., Pagano, D. J., Ación, F. G., 2016a. Optimization of biomass production in outdoor tubular photobioreactors. *Journal of Process Control* 37, 58–69.
DOI: 10.1016/j.jprocont.2015.10.001
- de Andrade, G. A., Pagano, D. J., Guzmán, J. L., Berenguel, M., Fernández, I., Ación, F. G., 2016b. Distributed sliding mode control of pH in tubular photobioreactors. *IEEE Transactions on Control Systems Technology* 24, 1160–1173.
DOI: 10.1109/TCST.2015.2480840
- de Godos, I., Mendoza, J. L., Ación, F. G., Molina, E., Banks, C. J., Heaven, S., Rogalla, F., 2014. Evaluation of carbon dioxide mass transfer in raceway reactors for microalgae culture using flue gases. *Bioresource Technology* 153, 307–314.
DOI: 10.1016/j.biortech.2013.11.087
- Djema, W., Bernard, O., Giraldo, L., 2020. Separating two species of microalgae in photobioreactors in minimal time. *Journal of Process Control* 87, 120–129.
DOI: 10.1016/j.jprocont.2020.01.003
- Dochain, D., 2000. State observers for tubular reactors with unknown kinetics. *Journal of Process Control* 10, 259–268.
DOI: 10.1016/S0959-1524(99)00020-7
- Dochain, D., 2008. *Bioprocess Control*. John Wiley & Sons, Ltd.
- Doran, P. M., 1997. *Bioprocess Engineering Principles*. Elsevier Science & Technology Books.
- Fernández, I., Ación, F. G., Berenguel, M., Guzmán, J. L., 2014a. First principles model of a tubular photobioreactor for microalgal production. *Industrial & Engineering Chemistry Research* 53, 11121–11136.
DOI: 10.1021/ie501438r
- Fernández, I., Ación, F. G., Berenguel, M., Guzmán, J. L., de Andrade, G. A., Pagano, D. J., 2014b. A lumped parameter chemical-physical model for tubular photobioreactors. *Chemical Engineering Science* 112, 116–129.
DOI: 10.1016/j.ces.2014.03.020
- Fernández, I., Ación, F. G., Fernández, J. M., Guzmán, J. L., Magán, J. J., Berenguel, M., 2012. Dynamic model of microalgal production in tubular photobioreactors. *Bioresource Technology* 126, 172–181.
DOI: 10.1016/j.biortech.2012.08.087
- Fernández, I., Ación, F. G., Guzmán, J. L., Berenguel, M., Mendoza, J. L., 2016a. Dynamic model of an industrial raceway reactor for microalgae production. *Algal Research* 17, 67–78.
DOI: 10.1016/j.algal.2016.04.021
- Fernández, I., Berenguel, M., Guzmán, J. L., Ación, F. G., de Andrade, G. A., Pagano, D. J., 2016b. Hierarchical control for microalgae biomass production in photobioreactors. *Control Engineering Practice* 54, 246–255.
DOI: 10.1016/j.conengprac.2016.06.007
- Fernández, I., Guzmán, J. L., Ación, F. G., Berenguel, M., 2017. Dynamic modeling of microalgal production in photobioreactors. In: *Prospects and Challenges in Algal Biotechnology*. Springer, Ch. 7, pp. 49–87.
DOI: 10.1007/978-981-10-1950-0_2
- Fernández, I., Peña, J., Guzmán, J. L., Berenguel, M., Ación, F. G., 2010. Modeling and control issues of pH in tubular photobioreactors. *IFAC Proceedings Volumes* 43, 186–191.
DOI: 10.3182/20100707-3-BE-2012.0046
- García-Mañas, F., Guzmán, J. L., Berenguel, M., Ación, F. G., 2019. Biomass estimation of an industrial raceway photobioreactor using an extended Kalman filter and a dynamic model for microalgae production. *Algal Research* 37, 103–114.
DOI: 10.1016/j.algal.2018.11.009
- Guterman, H., Vonshak, A., Ben-Yaakov, S., 1990. A macromodel for outdoor algal mass production. *Biotechnology and Bioengineering* 35, 809–819.
DOI: 10.1002/bit.260350809
- Hoyo, A., Guzmán, J., Ación, F. G., Moreno, J. C., 2019a. A graphical tool to simulate raceway photoreactors. In: *2nd IWA Conference on Algal Technologies for Wastewater Treatment and Resource Recovery*. Valladolid, Spain.
- Hoyo, A., Guzmán, J. L., Moreno, J. C., Berenguel, M., 2018. Control robusto con QFT del pH en un fotobiorreactor raceway. In: *XXXVIII Jornadas de Automática*. Universidad de Oviedo, pp. 77–83.
- Hoyo, A., Guzmán, J. L., Moreno, J. C., Berenguel, M., 2019b. Control predictivo lineal del pH en un fotobiorreactor raceway. In: *XL Jornadas de Automática*. Universidade da Coruña, Servizo de Publicacións, pp. 414–420.
DOI: 10.17979/spudc.9788497497169.414
- Ifrim, G. A., Titica, M., Barbu, M., Boillereaux, L., Cogne, G., Caraman, S., Legrand, J., 2013. Multivariable feedback linearizing control of *Chlamydomonas reinhardtii* photoautotrophic growth process in a torus photobioreactor. *Chemical Engineering Journal* 218, 191–203.
DOI: 10.1016/j.cej.2012.11.133
- James, S. C., Boriah, V., 2010. Modeling algae growth in an open-channel raceway. *Journal of Computational Biology* 17, 895–906.
DOI: 10.1089/cmb.2009.0078
- Jupsin, H., Praet, E., Vassel, J. L., 2003. Dynamic mathematical model of high rate algal ponds (HRAP). *Water Science and Technology* 48, 197–204.
DOI: 10.2166/wst.2003.0120
- Lazar, C., Pinteau, R., Keyser, R. D., 2007. Nonlinear predictive control of a pH process. *Computer Aided Chemical Engineering* 24, 829–834.
DOI: 10.1016/S1570-7946(07)80161-1
- Li, J., Xu, N. S., Su, W. W., 2003. Online estimation of stirred-tank microalgal photobioreactor cultures based on dissolved oxygen measurement. *Biochemical Engineering Journal* 14, 51–65.
DOI: 10.1016/S1369-703X(02)00135-3
- Malek, A., Zullo, L. C., Daoutidis, P., 2016. Modeling and dynamic optimization of microalgae cultivation in outdoor open ponds. *Industrial Engineering Chemical Research* 55, 3327–3337.
DOI: 10.1021/acs.iecr.5b03209
- Marrafioti, G., Tebbani, S., Beauvois, D., Becerra, G., Isambert, A., Hovd, M., 2009. Unscented Kalman Filter state and parameter estimation in a photobioreactor for microalgae production. *IFAC Proceedings Volumes* 42, 804–809.
DOI: 10.3182/20090712-4-TR-2008.00131
- McGinn, P. J., MacQuarrie, S. P., Choi, J., Tartakovsky, B., 2017. Maximizing the productivity of the microalgae *Scenedesmus* AMDD cultivated in a continuous photobioreactor using an online flow rate control. *Bioprocess Biosystems Engineering* 40, 63–71.
DOI: 10.1007/s00449-016-1675-9
- Mehar, J., Shekh, A., Nethravathy, M. U., Sarada, R., Chauhan, V. S., Mudliar, S., 2019. Automation of pilot-scale open raceway pond: A case study of CO₂-fed pH control on *Spirulina* biomass, protein and phycocyanin production. *Journal of CO₂ utilization* 33, 384–393.
DOI: 10.1016/j.jcou.2019.07.006
- Mendoza, J. L., Granados, M. R., de Godos, I., Ación, F. G., Molina, E., Banks, C., Heaven, S., 2013a. Fluid-dynamic characterization of real-scale raceway reactors for microalgae production. *Biomass and Bioenergy* 54, 267–275.
DOI: 10.1016/j.biombioe.2013.03.017
- Mendoza, J. L., Granados, M. R., de Godos, I., Ación, F. G., Molina, E., Heaven, S., Banks, C., 2013b. Oxygen transfer and evolution in microalgal culture in open raceways. *Bioresource Technology* 137, 188–195.
DOI: 10.1016/j.biortech.2013.03.127
- Molina-Grima, E., Fernández-Sevilla, J. M., Sánchez-Pérez, J. A., García-Camacho, F., 1996. A study on simultaneous photolimitation and photoinhibition in dense microalgal cultures taking into account incident and averaged irradiances. *Journal of Biotechnology* 45, 59–69.
DOI: 10.1016/0168-1656(95)00144-1
- Muñoz-Tamayo, R., Martinon, P., Bougaran, G., Mairet, F., Bernard, O., 2014. Getting the most out of it: Optimal experiments for parameter estimation of microalgae growth models. *Journal of Process Control* 24, 991–1001.
DOI: 10.1016/j.jprocont.2014.04.021
- Norsker, N. H., Barbosa, M. J., Vermue, M. H., Wijffels, R. H., 2011. Microalgal production - a close look at the economics. *Biotechnology Advances* 29, 24–27.
DOI: 10.1016/j.biotechadv.2010.08.005
- Oblak, S., Skrjanc, I., 2010. Continuous-time Wiener-model predictive control of a pH process based on a PWL approximation. *Chemical Engineering Science* 65, 1720–1728.
DOI: 10.1016/j.ces.2009.11.008
- Oswald, W. J., Golueke, C. G., 1968. Large-scale production of algae. In: *Single-Cell Protein*. The MIT Press, pp. 271–305.
- Patti, M. A., Feroldi, D., Zumoffen, D., 2019. Control predictivo aplicado a un proceso de producción continua de biodiésel. *Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial* 16, 296–307.
DOI: 10.4995/riai.2019.10696
- Pawlowski, A., Guzmán, J. L., Ación, F. G., Berenguel, M., Dormido, S., 2017. Event-based control systems for microalgae culture in industrial reactors. In: *Prospects and Challenges in Algal Biotechnology*. Springer, Ch. 7, pp. 1–48.
DOI: 10.1007/978-981-10-1950-0_2
- Pawlowski, A., Guzmán, J. L., Berenguel, M., Ación, F. G., 2019. Control system for pH in raceway photobioreactors based on Wiener models. *IFAC-PapersOnLine* 52, 928–933, 12th IFAC Symposium on Dynamics and Con-

- trol of Process Systems, including Biosystems DYCOPS 2019.
DOI: 10.1016/j.ifacol.2019.06.181
- Pawlowski, A., Mendoza, J. L., Guzmán, J. L., Berenguel, M., Ación, F. G., Dormido, S., 2014. Effective utilization of flue gases in raceway reactor with event-based pH control for microalgae culture. *Bioresource Technology* 170, 1–9.
DOI: 10.1016/j.biortech.2014.07.088
- 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
- Peng, L., Lan, C. Q., Zhang, Z., 2013. Evolution, detrimental effects, and removal of oxygen in microalga cultures: A review. *Environmental Progress & Sustainable Energy* 32, 982–988.
DOI: 10.1002/ep.11841
- Pires, J. C. M., Alvim-Ferraz, M. C. M., Martins, F. G., 2017. Photobioreactor design for microalgae production through computational fluid dynamics: A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 79, 248–254.
DOI: 10.1016/j.rser.2017.05.064
- Posten, C., 2009. Design principles of photo-bioreactors for cultivation of microalgae. *Engineering in Life Sciences* 9, 165–177.
DOI: 10.1002/e1sc.200900003
- Putt, R., Singh, M., Chinnasamy, S., Das, K. C., 2011. An efficient system for carbonation of high-rate algae pond water to enhance CO₂ mass transfer. *Bioresource Technology* 102, 3240–3245.
DOI: 10.1016/j.biortech.2010.11.029
- Richmond, A., 2004. Principles for attaining maximal microalgal productivity in photobioreactors: an overview. *Hydrobiologia* 512, 33–37.
DOI: 10.1023/B:HYDR.0000020365.06145.36
- Rodríguez-Blanco, T., Sarabia, D., de Prada, C., 2018. Optimización en tiempo real utilizando la metodología de adaptación de modificadores. *Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial* 15, 133–144.
DOI: 10.4995/riai.2017.8846
- Rodríguez-Miranda, E., Ación, F. G., Guzmán, J. L., Berenguel, M., Visioli, A., 2019. Modelo de temperatura para reactores abiertos de microalgas. In: *XL Jornadas de Automática*. Universidade da Coruña, Servizo de Publicacións, pp. 582–588.
DOI: 10.17979/spudc.9788497497169.582
- Rodríguez-Miranda, 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, 1–16.
DOI: doi.org/10.3390/pr7050247
- Rodríguez-Miranda, E., Guzmán, J. L., Ación, F. G., Berenguel, M., Visioli, A., 2020. Temperature regulation for microalgae raceway reactors based on liquid level optimization. *Algal Research* En revisión.
- Romero-García, J. M., Guzmán, J. L., Moreno, J. C., Ación, F. G., Fernández-Sevilla, J. M., 2012. Filtered Smith Predictor to control pH during enzymatic hydrolysis of microalgae to produce L-aminoacids concentrates. *Chemical Engineering Science* 82, 121–131.
DOI: 10.1016/j.ces.2012.07.024
- Senthil-Kumar, A., Ahmad, Z., 2012. Model predictive control (MPC) and its current issues in chemical engineering. *Chemical Engineering Communications* 199, 472–511.
DOI: 10.1080/00986445.2011.592446
- Sompech, K., Chisti, Y., Srinophakun, T., 2014. Design of raceway ponds for producing microalgae. *Biofuels* 3, 387–397.
DOI: 10.4155/bfs.12.39
- Stepan, D., Shockey, R., Dorn, T. M. R., 2002. Carbon Dioxide Sequestering using Microalgae Systems. US Department of Energy, Pittsburgh, PA, USA.
- Tang, D., Han, W., Li, P., Miao, X., Zhong, J., 2011. CO₂ biofixation and fatty acid composition of *Scenedesmus obliquus* and *Chlorella pyrenoidosa* in response to different CO₂ levels. *Bioresource Technology* 102, 3071–3076.
DOI: 10.1016/j.biortech.2010.10.047
- Tebbani, S., Lopes, F., Becerra-Celis, G., 2015. Nonlinear control of continuous cultures of *Porphyridium purpureum* in a photobioreactor. *Chemical Engineering Science* 123, 207–219.
DOI: 10.1016/j.ces.2014.11.016
- Tebbani, S., Titica, M., Caraman, S., Boillereaux, L., 2013. Estimation of *Chlamydomonas reinhardtii* growth in a torus photobioreactor. *IFAC Proceedings Volumes* 46, 72–77, 12th IFAC Symposium on Computer Applications in Biotechnology.
DOI: 10.3182/20131216-3-IN-2044.00053
- van Esbroeck, E., 2018. Temperature control of microalgae cultivation under variable conditions. MSc Thesis: Biobased Chemistry and Technology - Wageningen University.
- Wang, Z., Wen, X., Xu, Y., Ding, Y., Geng, Y., Li, Y., 2018. Maximizing CO₂ biofixation and lipid productivity of oleaginous microalga *Graesiella* sp.WBG1 via CO₂-regulated pH in indoor and outdoor open reactors. *Science of the Total Environment* 619–620, 827–833.
DOI: 10.1016/j.scitotenv.2017.10.127
- Weissman, C. J., Goebel, R. P., Benemann, J. R., 1988. Photobioreactor design: Mixing, carbon utilization, and oxygen accumulation. *Biotechnology and Bioengineering* 31, 336–344.
DOI: 10.1002/bit.260310409
- Xin, L., Hong-ying, H., Ke, G., Ying-xue, S., 2010. Effects of different nitrogen and phosphorus concentrations on the growth, nutrient uptake, and lipid accumulation of a freshwater microalga *Scenedesmus* sp. *Bioresource Technology* 101, 5494–5500.
DOI: 10.1016/j.biortech.2010.02.016