



UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL
ESCOLA DE ENGENHARIA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA QUÍMICA
ENG07053 - TRABALHO DE DIPLOMAÇÃO EM ENGENHARIA
QUÍMICA



Análise de controlador multivariável aplicado a fotobiorreatores de microalgas

Autor: Bruno Assis Pessi

Orientador: Marcelo Farenzena

Porto Alegre, julho de 2019

Sumário

Sumário	ii
Agradecimentos	iv
Resumo.....	v
Lista de Figuras.....	vi
Lista de Tabelas	vii
Lista de Símbolos.....	viii
Lista de Abreviaturas e Siglas	ix
1 Introdução	1
2 Revisão Bibliográfica	2
2.1 Microalgas.....	2
2.1.1 Biologia	2
2.1.2 Aplicações das microalgas.....	4
2.1.3 Formas de cultivo	4
2.2 Modelagem do crescimento de microalgas	6
2.2.1 Nutrientes.....	6
2.2.2 Luz.....	8
2.3 Controladores	11
2.3.1 Controle da taxa de diluição.....	11
2.3.2 Controle da intensidade luminosa	12
2.3.3 Outros controladores	13
3 Materiais e Métodos	14
3.1 Controlador preditivo baseado em modelo (MPC)	14
3.2 Controlador PID	16
3.2.1 Relative gain array.....	16

3.2.2	Parâmetros do controlador PID	17
3.3	Modelagem e simulação do biorreator	17
3.4	Determinação do estado estacionário ótimo.....	19
3.5	Critérios de comparação entre controladores	21
4	Resultados e discussão.....	22
4.1	Determinação do EE de maior produtividade	22
4.2	Efeito da intensidade luminosa em diferentes concentrações de microalga	23
4.3	Parametrização controlador PID	25
4.3.1	Matriz RGA	25
4.3.2	Controlador PID.....	26
4.4	MPC linear	28
4.5	Robustez dos controladores	30
4.6	Controlador mono variável.....	31
4.7	Comparação entre os controladores.....	32
5	Conclusões e trabalhos futuros.....	34
	Referências.....	35

Agradecimentos

Aos meus pais, Ângela e Délcio, pelo apoio e suporte durante esses 7 anos de engenharia, seja perto de casa, em Porto Alegre, ou longe, na França. Nada disso seria possível sem vocês.

Aos meus amigos e colegas da UFRGS, pelas parcerias e brincadeiras, antes e na volta do intercâmbio.

Aos meus amigos e colegas de duplo diploma, cuja amizade e apoio fizeram dos dois anos mais difíceis da minha vida, também serem os melhores.

A meus amigos e familiares, que sempre me apoiaram durante todos esses anos.

Ao professor Farenzena, pela ajuda e atenção, pelas ideias criativas e ensinamentos.

Aos mestres do DEQUI, por toda a atenção, respeito e aulas de qualidade.

Agradeço à UFRGS, por ter proporcionado todos esses anos de aprendizado.

Resumo

No presente teórico trabalho analisou-se o controle multivariável da taxa de diluição (D) e intensidade luminosa (I) em fotobiorreatores de microalgas. Através de simulações feitas com modelos matemáticos que descrevem o comportamento da taxa de crescimento das microalgas em diferentes condições de luz e concentração de substrato, verificou-se a o impacto dessas variáveis sobre a produtividade e tempo de assentamento. Foram parametrizados controladores multivariáveis, PI multi SISO e controladores preditivos baseados em modelo (MPC), junto com controladores mono variáveis. Verificou-se que a utilização de controladores multivariáveis permitem atingir o estado estacionário estabelecido mais rapidamente. Com o uso de controladores o estado estacionário pôde ser atingido até 6 dias antes do sistema em malha aberta. Através dos modelos verificou-se que o controle da intensidade luminosa é pertinente quando a cultura de microalgas está diluída, com concentrações abaixo de 10^6 células/mL. O controlador MPC é capaz de melhor manipular a intensidade luminosa em comparação ao controlador PI, podendo evitar a foto inibição e chegando ao estado estacionário cerca de 1 dia mais rapidamente. No entanto, em condições iniciais mais concentradas é necessário apenas que a intensidade luminosa seja mantida no máximo para atingir o estado estacionário em menos tempo. Verificou-se, também, que atingir o estado estacionário em um tempo menor não garante uma produtividade maior durante o estado transiente. Assim, a estratégia de controle dependerá do objetivo do cultivo. Recomenda-se experimentos para validação dos modelos utilizados e da estratégia de controle analisada. Recomenda-se, também, o uso de controladores MPC por serem mais robustos e com melhor controle quando a foto inibição deve ser considerada. O uso de controladores MPC lineares mostrou um bom resultado, apesar da não linearidade do sistema. No entanto a parametrização de controladores adaptativos ou não lineares tem o potencial de melhorar os resultados obtidos no presente trabalho.

Palavras-chave: Microalgas, controle de processos, PID, MPC, nutrientes, intensidade luminosa.

Lista de Figuras

Figura 1 – Produção de microalgas em lagoa de raceway (esquerda) e biorreatores (direita). Adaptado de (Williams e Laurens, 2010).	5
Figura 2 – As três zonas de intensidade luminosa que afetam a taxa de crescimento. Adaptado de (Béchet et al., 2013).	9
Figura 3 – Geometria considerada para o biorreator.	18
Figura 4 – Efeito das possíveis concentrações de estado estacionário sobre a produtividade.	22
Figura 5 – Efeito da intensidade luminosa sobre a taxa de crescimento em diferentes concentrações de microalgas.	24
Figura 6- Simulação em malha aberta para duas condições iniciais.....	24
Figura 7 – Variáveis manipuladas e controladas em malha fechada com PID.....	26
Figura 8 – Resposta em malha fechada sem limitação da intensidade luminosa com o controlador PID	28
Figura 9 – Evolução da concentração de microalga e de substrato com o uso de controlador MPC linear	29
Figura 10 – Ações de controle do controlador MPC linear em duas condições iniciais.	30
Figura 11- Controle da taxa de diluição para o PID e MPC com a inserção de distúrbios na medida das variáveis de estado	31
Figura 12 – Comparação entre o controlador não linear (Mailleret, 2015) e taxa de diluição fixa	31
Figura 13 – Intensidade luminosa ótima em função do tempo com o controlador mono variável	32

Lista de Tabelas

Tabela 1 – Parâmetros do controlador MPC.....	15
Tabela 2 – Parâmetros considerados para as simulações do sistema	19
Tabela 3 – Variáveis do sistema no estado estacionário de maior produtividade	23
Tabela 4 – Pares possíveis de variáveis manipuladas/controladas.....	25
Tabela 5 – Parâmetros dos controladores PID.....	27
Tabela 6 – Parâmetros MPC linear	30
Tabela 7 – Tempos para atingir o EE e produtividades dos diferentes controladores	33

Lista de Símbolos

X – Concentração de microalgas

S – Concentração de substrato

Q – Quota interna de substrato

D – Taxa de diluição

I – Intensidade luminosa

P – Produtividade

S_{in} – Concentração de substrato da alimentação

Q_{min} – Quota interna de substrato mínima

μ – Taxa de crescimento

μ_{max} – Taxa de crescimento máxima

K_S – Constante de meia saturação de substrato

L – Profundidade do reator

σ – Coeficiente de extinção

ρ – Taxa de absorção de substrato

ρ_{max} – Taxa de absorção de substrato máxima

Lista de Abreviaturas e Siglas

MPC: Controlador preditivo baseado em modelo (*Model predictive control*)

EE: Estado estacionário

RGA: *Relative gain array*

MIMO: *Multi-input multi-output*

SISO: *Single-input single-output*

1 Introdução

Microalgas têm sido alvo de interesse crescente devido a seu alto potencial de produção, numa grande variedade de aplicações. Podendo ser usadas na produção de produtos naturais de alto valor agregado e como fonte de biomassa para produção de combustíveis. No entanto, o alto custo de produção faz com que o biodiesel produzido a partir de microalgas não seja competitivo com as alternativas tradicionais (Barsanti e Gualtieri, 2018; Baudry et al., 2017).

Dentro deste contexto de otimização e diminuição de custos de produção, estimulado pela necessidade de busca de alternativas renováveis, que minimizem as externalidades negativas sobre o meio ambiente, a pesquisa em microalgas tem se desenvolvido. A caracterização e modelização de sistemas de cultivo de microalgas são complexas, devido a necessidade de descrever fenômenos físicos, químicos e biológicos. Por consequência, uma série de fatores afeta a produtividade do cultivo de microalgas (Darvehei *et al.*, 2018 ; Bernard *et al.*, 2016).

O uso de controladores tem se mostrado eficaz na otimização de cultivos de microalgas, apesar da complexidade do sistema e da variedade de objetivos que podem ser estabelecidos. O presente trabalho segue esta tendência de desenvolvimento de controladores, explorando um caso pouco estudado na literatura: controle multivariável manipulando a intensidade luminosa e a taxa de diluição com aporte de nutrientes.

O principal objetivo deste trabalho é determinar se o uso de controladores multivariáveis, manipulando luz e taxa de diluição, permite uma maior produtividade em relação ao controle monovariável. A taxa de diluição é a variável manipulada de maior importância no cultivo contínuo, logo deseja-se verificar se essa alternativa é justificável.

Trata-se de um trabalho teórico, baseando-se no resultado de simulações de modelos de produtividade estabelecidos na literatura. O Capítulo 2 é uma revisão bibliográfica sobre as microalgas, modelos e controladores usados no cultivo. O Capítulo 3 trata da metodologia utilizada. O Capítulo 4 comenta os resultados obtidos e no Capítulo 5 é feita uma conclusão geral sobre os resultados obtidos.

2 Revisão Bibliográfica

2.1 Microalgas

Microalgas são seres unicelulares e autotróficos capazes de produzir sua energia através da fotossíntese. Elas têm atraído o interesse de pesquisadores como uma possível alternativa renovável aos atuais combustíveis fósseis que constituem a maior parte da matriz energética global (Baudry et al., 2017).

Esse interesse surgiu na década de 70, quando houve a crise do petróleo o que levou ao início de investimentos em pesquisas com algas, por parte da empresa Exxon e do Departamento de Energia dos Estados Unidos. No entanto, apesar das conclusões dos projetos confirmarem a potencialidade do uso de microalgas como fonte de combustível alternativa, o preço do petróleo na década de 90 não viabilizava economicamente a produção de algas como concorrente ao diesel (Williams e Laurens, 2010).

Apesar do custo elevado para a produção de biodiesel, as microalgas têm sido utilizadas como fonte de produtos de alto valor, como β -caroteno e astaxantina, com sucesso. Além disso, tecnologias alternativas de tratamento de efluentes com microalgas também têm sido desenvolvidas, aumentando ainda mais as possibilidades do uso (Mobin *et al.*, 2019).

A seguir, serão brevemente revisadas a biologia das microalgas, aplicações e formas de cultivo.

2.1.1 Biologia

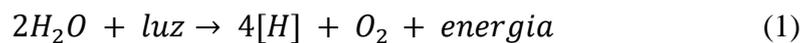
Microalgas têm uma alta taxa de crescimento, devido a seu diâmetro de poucos μm . Geralmente, as células se dividem a cada 1 ou 2 dias em condições favoráveis, sendo que algumas espécies podem duplicar sua população em menos de 4h. Esta alta taxa de crescimento é um dos fatores principais que causam o interesse de produção de biodiesel (Williams e Laurens, 2010).

As microalgas são compostas por 4 classes de moléculas bioquímicas: carboidratos, lipídios, ácidos nucleicos e proteínas. Os carboidratos e proteínas possuem funções metabólicas e estruturais, servindo como base para a produção de outras biomoléculas. A

composição em proteína é principalmente importante quando a microalga é usada para alimentação (Williams e Laurens, 2010; Mobin *et al.*, 2019).

Os lipídios são usados para armazenar energia e para dar estrutura à célula. É o composto mais importante para a produção de biodiesel. A composição mássica em lipídios em microalgas pode atingir valores de 70%, no entanto, para atingir essa composição condições de estresse - limitação de nutrientes - são necessárias (Mata *et al.*, 2010).

A fotossíntese é o mecanismo principal pelo qual as microalgas aumentam sua massa. A eficiência desse processo é vital para a otimização da produção, sendo necessário considerá-lo na modelagem do cultivo de microalgas. A fotossíntese pode ser dividida em duas etapas. Uma etapa dependente da luz e outra independente (Baroukh *et al.*, 2015). As reações simplificadas são mostradas abaixo:



As reações envolvendo a luz acontecem em escalas menores de milissegundos, enquanto a segunda etapa da fotossíntese pode levar horas. Essa diferença de escala de tempo pode causar ineficiências na produtividade, também dificultando a modelagem do processo (Béchet *et al.*, 2013).

A clorofila é o principal pigmento envolvido na captura dos fótons, mas outros pigmentos como o β -caroteno também estão presentes, fazendo com que o espectro de absorção de fótons fique entre 400-700 nm. Graças a combinação de vários pigmentos, praticamente todo o espectro da radiação solar pode ser usado pelas microalgas (Williams e Laurens, 2010).

Além da fotossíntese, as microalgas também precisam do processo de respiração para produzir energia. A respiração é necessária durante o período noturno, mas também pode ser necessário quando o sistema da fotossíntese se encontra saturado. A respiração causa perdas de biomassa, já que CO_2 é liberado com o consumo da glicose, por exemplo (Williams e Laurens, 2010).

2.1.2 Aplicações das microalgas

O uso potencial do óleo de microalgas como fonte de biocombustível foi um dos principais fatores que alavancaram a pesquisa em microalgas. No entanto, existe um grande potencial de uso das microalgas em diferentes ramos da indústria, não somente como possível fonte de combustível (Mobin *et al.*, 2019).

As microalgas podem ser usadas para a mitigação de CO₂, se acopladas com indústrias que emitem esse gás durante seu processo. Testes feitos com a microalga *Monorophidium minutum* mostraram que ela é capaz de utilizar gases ricos em CO₂, enxofre e óxidos de nitrogênio. Microalgas podendo tolerar gases com alto teor de CO₂ podem ser usadas para produção conjunta de energia (Brown, 1996).

Microalgas mostraram-se efetivas no tratamento de efluentes, graças a sua capacidade de utilizar nitrogênio, fósforo e carbono como nutrientes (Da Fontoura *et al.*, 2017). Além disso, elas ajudam a prevenir a eutrofização da água. Espécies de microalgas podem remover mais de 70% do nitrogênio da água (Aslan e Kapdan, 2006).

Existe uma grande aplicação de microalgas na indústria de aquicultura, onde elas são usadas como fonte de alimento para animais. Elas fornecem importantes nutrientes como proteínas, vitaminas e ácidos graxo poli-insaturados (Varfolomeev e Wasserman, 2011).

Na indústria farmacêutica foram relatadas várias aplicações possíveis de microalgas. Extratos de componentes bioativos podem ser usados na prevenção e tratamento de doenças, até mesmo toxinas extraídas de microalgas tem o potencial de serem usadas no desenvolvimento e pesquisa de remédios (Mobin e Alam, 2017). Extratos de microalgas são usados na indústria de cosméticos para a fabricação de cremes e loções (Borowitzka, 2013).

2.1.3 Formas de cultivo

O cultivo de microalgas requer o monitoramento de uma série de fatores como os parâmetros do sistema, condições de crescimento, alimentação de nutrientes, etc.. A observação contínua das condições e parâmetros do sistema é um dos desafios do cultivo de microalgas. Além disso, vários fatores influenciam no crescimento das microalgas, como temperatura, pH, intensidade luminosa, concentração de oxigênio, presença de contaminantes como vírus e bactérias, etc. (Bernard, 2011).

Hoje existem duas principais formas de cultivo utilizadas para a produção em larga escala de microalgas: bioreatores fechados ou raceways abertos. O fato do cultivo ser aberto significa que a cultura de microalgas está diretamente em contato com o ar externo, ou seja, aberta para o exterior (Mata *et al.*, 2010). Na Figura 1 são mostrados exemplos de cultivo em raceway e biorreatores.

O cultivo em raceways, ou também lagos de raceway (*raceway ponds*), é a forma mais simples e barata de cultivo, no entanto com algumas desvantagens. O seu nome vem do fato do cultivo ser feito em um circuito fechado, parecido com circuito de corrida. São utilizadas rodas de pás que mantêm a cultura circulando no raceway, o que previne a sedimentação e proporciona uma homogeneidade da mistura. A contaminação em cultivos abertos é um dos maiores desafios, sendo possível a perda total da cultura quando contaminada por um predador. Outro problema é a perda de água por evaporação, assim como o controle da temperatura (Williams e Laurens, 2010; Mata *et al.*, 2010).



Figura 1 – Produção de microalgas em lagoa de raceway (esquerda) e biorreatores (direita).

Adaptado de (Williams e Laurens, 2010).

O cultivo em fotobiorreatores possibilita um alto nível de controle e automatização do cultivo. Eles possuem principalmente uma geometria tubular ou plana, podendo ser utilizados tanto em cultivo externo, sob luz solar, ou cultivo interno sob luz artificial. Pelo fato de ser um

cultivo fechado, a probabilidade de haver contaminação é reduzida. Além disso, uma maior produtividade pode ser alcançada em comparação aos raceways (Tan *et al.*, 2018).

Os fotoreatores possuem algumas desvantagens como um maior custo operacional, custo de construção, menor transferência mássica de oxigênio, etc. No entanto, a escolha entre fotobiorreatores e raceways dependerá da espécie de microalga a ser utilizada, bem como o objetivo final e clima do local da produção (Williams e Laurens, 2010; Schade e Meier, 2019).

2.2 Modelagem do crescimento de microalgas

Vários modelos foram desenvolvidos e testados para prever a produtividade das microalgas em diversas condições. Devido à grande quantidade de variáveis que influenciam no seu crescimento, como temperatura, pH, concentração de nutrientes, intensidade luminosa etc. é necessário considerar como fixas ou negligenciáveis a maior parte destas, focando a modelagem em poucas variáveis, geralmente uma ou duas (Darvehei *et al.*, 2018). A seguir serão mostrados modelos envolvendo a concentração de nutrientes e intensidade luminosa.

2.2.1 Nutrientes

Como discutido anteriormente, microalgas dependem de uma grande variedade de nutrientes para que seu crescimento não seja limitado, sendo o nitrogênio e o fósforo os principais macronutrientes. Por causa dessa importância majoritária, a maioria da modelagem é feita considerando-se apenas nitrogênio ou o fósforo (Bougaran *et al.*, 2010). O nitrogênio assume outra importância porque ele afeta a porcentagem da alga que é constituída por lipídios. Por exemplo, sabe-se que quando as microalgas estão em situação de estresse por falta de nitrogênio uma maior parte da sua estrutura é constituída por lipídios (Markou e Nerantzis, 2013).

O modelo mais simples o qual considera a taxa de crescimento (μ) como sendo uma função de um substrato limitante é o modelo de Monod (Monod, 1949):

$$\mu = \mu_{max} \frac{S}{S + K_S} \quad (3)$$

onde S é a concentração de substrato e K_S a constante de meia saturação e μ_{max} a taxa de crescimento máxima. Esse modelo foi feito primeiramente para a modelagem do crescimento de bactérias, mas ele também é adequado para representar o crescimento de microalgas.

O fenômeno físico que ele descreve matematicamente é tal que o crescimento aumenta com o aumento da concentração do substrato limitante, até ocorra uma saturação, onde praticamente não há mudança da taxa de crescimento com o aumento da concentração do nutriente limitante.

Apesar de ser utilizado frequentemente, ele não prevê o efeito negativo na taxa de crescimento quando há uma concentração muito alta do nutriente. Nesses casos, é necessário adequar o modelo de Monod, adicionando um parâmetro suplementar de inibição (Andrews, 1968):

$$\mu = \mu_{max} \frac{S}{S + K_S + S^2/K_{S_i}} \quad (4)$$

onde K_{S_i} é uma constante de inibição. Apesar da adição deste novo parâmetro ser baseada apenas em resultados empíricos sem uma base teórica, ela obtém resultados melhores que o modelo de Monod. Apesar disso, este modelo ainda apresenta várias limitações, sendo a principal o retardo que ocorre entre a mudança de concentração do nutriente e o seu efeito na taxa de crescimento. Por exemplo, mesmo quando a concentração do nutriente é zero, ainda é possível observar por um certo tempo um crescimento populacional da cultura de microalgas (Bougaran *et al.*, 2010).

Por causa desse fenômeno, outros modelos foram desenvolvidos, sendo que o modelo que se tornou mais usado foi o modelo de Droop (Droop, 1968):

$$\mu = \mu_{max} \left(1 - \frac{Q_{min}}{Q}\right) \quad (5)$$

onde Q é a quota celular interna ou a massa de nutriente dentro da célula dividida pela massa desta, Q_{min} é a constante de saturação ou a quota mínima de nutriente para que haja crescimento celular.

Este modelo desenvolveu a ideia de uma quota ou reserva do nutriente dentro da célula, sendo assim o crescimento da célula ocorre devido ao nutriente que já foi absorvido e se encontra pronto para uso. Assim, a concentração externa do nutriente afeta diretamente a taxa de absorção do nutriente, e apenas indiretamente o crescimento celular. Por isso, é também necessária uma equação para a variação de Q e da concentração de substrato S . A taxa de absorção do substrato $\rho(S)$ pode ser calculada por uma cinética Michaelis-Menten (Burmester, 1979):

$$\rho(S) = \rho_{max} \frac{S}{S + K_s} \quad (6)$$

sendo assim, a variação da quota celular Q é calculada por:

$$\frac{dQ}{dt} = \rho(S) - \mu(Q, .)Q \quad (7)$$

e a variação da concentração de substrato no meio é calculada por:

$$\frac{dS}{dt} = DS_{in} - \rho(S)X - DS \quad (8)$$

onde D é a taxa de diluição, S_{in} a concentração de substrato da solução que está entrando no biorreator e X a concentração de biomassa.

2.2.2 Luz

A intensidade luminosa é o parâmetro mais importante na otimização da produção de microalgas, sendo a escolha de um modelo adequado de extrema importância. Sendo a luz essencial no processo de fotossíntese, espera-se uma relação direta entre a intensidade luminosa e o crescimento das microalgas. No entanto as células das microalgas são suscetíveis a três zonas de crescimento em relação a luz: foto-limitada, foto-saturada e foto-inibida. (Darvehei *et al.*, 2018). As quais são representadas na Figura 2.

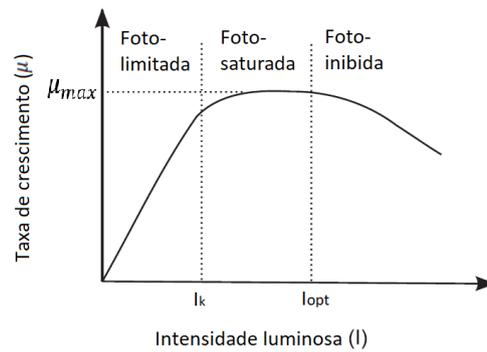


Figura 2 – As três zonas de intensidade luminosa que afetam a taxa de crescimento. Adaptado de (Béchet et al., 2013).

Os modelos, além de terem de considerar essas três zonas, devem levar em conta o fato de a luz ser atenuada devido a turbidez gerada pelas células de microalgas. A atenuação da luz devido a turbidez é muito bem representada pela lei de Beer-Lambert (Benson e Rusch, 2006), segundo a qual a intensidade luminosa diminui exponencialmente com a profundidade.

$$I = I_0 \exp(-\sigma X l) \quad (9)$$

onde l é a profundidade, I_0 é a intensidade na superfície e σ é o coeficiente de extinção o qual também depende da concentração de biomassa. O parâmetro σ pode ser modelado de várias maneiras, podendo-se levar em consideração a concentração de clorofila, mas uma aproximação em uma função potência decrescente com a biomassa é satisfatória.

Um dos primeiros modelos a serem usados para relacionar o crescimento das microalgas com a intensidade luminosa é uma modificação do modelo de Monod (Baly Edward Charles, 1935):

$$\mu = \mu_{max} \frac{I}{I + K_I} \quad (10)$$

Neste modelo a intensidade luminosa substitui a concentração do nutriente limitante do modelo de Monod original. Trata-se de um modelo simples que não leva em consideração a foto-inibição, além de não representar de forma apropriada a mudança da taxa de crescimento na faixa de transição entre as zonas foto-limitada e saturada.

Uma versão modificada desse modelo adicionou um termo de inibição na equação (Aiba, 1982):

$$\mu = \mu_{max} \frac{I}{I + K_I + I^2/K} \quad (11)$$

A vantagem deste modelo está na representação matemática do fenômeno de foto-inibição. No entanto, o ponto negativo do modelo é a falta de sentido físico dos parâmetros, dificultando a quantificação destes. O modelo desenvolvido por (Bernard e Rémond, 2012) permite uma melhor regressão dos parâmetros:

$$\mu(I) = \mu_{max} \frac{I}{I + \frac{\mu_{max}}{\alpha} \left(\frac{I}{I_{opt}} - 1\right)^2} \quad (12)$$

onde α é a inclinação inicial da curva de resposta de μ por I , e I_{opt} a intensidade luminosa ótima quando $\mu = \mu_{max}$. Assim, esses parâmetros são determinados e visualizados de maneira mais simples.

Existem outros modelos mais complexos acerca da influência da luz na taxa de fotossíntese das microalgas. Segundo Béchet *et al.* (2013) existem 3 tipos de modelos, sendo que os tipos I e II foram os mencionados até agora. Modelos tipo III são modelos que consideram a evolução temporal da intensidade luminosa recebida pela célula individual de microalga, onde o crescimento médio seria baseado nos diferentes históricos de intensidade luminosa recebida de toda a população de microalgas no biorreator. Logo, são modelos complexos já que envolvem hidrodinâmica, sendo necessário o cálculo das trajetórias e velocidades das células as quais mudam dependendo da geometria do reator e forma de aeração utilizada. É importante mencionar que a necessidade de se verificar a trajetória das células vem da não instantaneidade do processo de fotossíntese (Rubio *et al.*, 2003).

Os modelos tipo II fornecem uma boa relação entre precisão e simplicidade sendo preferíveis em relação aos modelos tipo III (Béchet *et al.*, 2013). Modelos tipo II consideram a atenuação da intensidade luminosa na cultura de microalga. É o caso do modelo de Bernard e Rémond (2012), onde I é calculado pontualmente pela lei de Beer-Lambert e a taxa de crescimento deve ser calculada como uma média pela integral sobre o volume (V) do reator:

$$\bar{\mu} = \frac{1}{V} \int_V \mu(I, \cdot) dV \quad (13)$$

2.3 Controladores

O uso de ferramentas de controle é essencial para aprimorar a produtividade de cultivos de microalga levando a melhores aproveitamentos econômicos e ambientais. O cultivo contínuo é de maior interesse, pois manipulando-se a taxa de diluição é possível levar a cultura a um estado desejado, onde a produtividade será ótima. No entanto, a não linearidade e complexidade dos processos biológicos em um nível celular, assim como a atenuação da luz no nível macroscópico, fazem com que o desenvolvimento de estratégias de controle e otimização seja complexo (Béchet *et al.*, 2013; Bernard *et al.*, 2016). A seguir, serão apresentadas algumas das estratégias de controle que já foram desenvolvidas para o cultivo de microalgas.

2.3.1 Controle da taxa de diluição

A taxa de diluição assume uma grande importância no cultivo contínuo, já que ela determina a taxa com a qual os nutrientes serão repostos, mas também a produtividade que será obtida já que no estado estacionário $\mu = D$.

Em Mailleret *et al.* (2005) um controlador não linear é proposto, onde a variável manipulada, a taxa de diluição D , é usada para controlar a concentração de biomassa X . Nesse artigo, apenas o modelo de Droop é utilizado, sem considerações sobre o efeito da luz na produtividade. Sob restrições de algumas hipóteses, é provado que a seguinte lei de controle estabiliza globalmente o sistema:

$$D = \gamma\mu(Q)X, \quad \gamma > \frac{Q_{min}}{S_{in}} \quad (14)$$

onde γ é o ganho de controle feedback e $\mu(Q)$ a taxa de crescimento dada pelo modelo de Droop. Além disso, no equilíbrio a concentração de biomassa converge para $1/\gamma$, ou seja $\mu = D$, como mencionado anteriormente.

Do ponto de vista prático de controle, é necessário apenas o conhecimento de $\mu(Q)X$, o qual pode ser obtido por monitoramento online. γ é determinado de forma a maximizar a produtividade, a qual poderia ser calculada pelo modelo de Droop, desde que haja um conhecimento dos parâmetros do modelo.

Em Mairet *et al.* (2015) um controlador adaptativo é deduzido para controle do fator de atenuação da luz. O fator de atenuação da luz é definido como sendo a razão entre a intensidade de luz incidente na superfície e no fundo do reator. Neste caso, apenas a influência da luz é considerada, sem o efeito do substrato limitante. Partindo-se da lei de controle anterior (Mailleret *et al.*, 2005), o ganho γ é variável no tempo da seguinte forma:

$$\frac{d\gamma}{dt} = K\mu(I)X(\sigma X - \sigma X^*)(\gamma_M - \gamma)(\gamma - \gamma_m) \quad (15)$$

onde X^* é o setpoint da concentração de biomassa, K , γ_M e γ_m são parâmetros do controlador ajustados de forma a obter respostas mais rápidas ou mais suaves. Essa mudança permite a adaptação contínua do valor de convergência, diferentemente do controlador estático anterior, onde o valor de convergência teórico é fixo.

O controle do fator de atenuação da luz simplifica o processo de controle quando o cultivo é externo sob luz solar variável. No entanto, para cultivo interno sob luz controlada esse fator também é interessante, já que no estado estacionário a máxima produtividade é obtida quando a taxa de crescimento no fundo do reator é igual a taxa de respiração ou mortalidade (Mairet *et al.*, 2015).

2.3.2 Controle da intensidade luminosa

Em Hu *et al.* (2008) um controlador baseado em redes neurais artificiais com controle preditivo é usado para controle da biomassa manipulando apenas a intensidade luminosa incidente sobre o reator.

Neste método, a rede neural primeiramente faz a identificação do sistema treinando os “neurônios” a se adaptar às complexas relações entre as entradas e saídas da planta. Numa segunda etapa, a rede neural prediz a resposta da planta num horizonte de tempo pré-definido e assim determina a ação de controle ótima que minimiza o critério de performance J .

É feita também a comparação entre um controlador PID e o controlador obtido pelo método de modelo de controle preditivo junto com redes neurais (Hu *et al.*, 2008). Devido a necessidade de linearizar as funções dos modelos para construção do controlador PID, espera-se que eles tenham um desempenho limitado. Já que a linearização é feita em torno de um

ponto de operação fixo, enquanto em um reator com microalgas as funções de estado mudam com o tempo.

Os resultados das simulações mostraram que o controlador MPC baseado em redes neurais foi superior ao controlador PID para diversos setpoint de biomassa. Além disso, o controlador PID não foi capaz de estabilizar a concentração de biomassa, apresentando desvios importantes do setpoint.

2.3.3 *Outros controladores*

A otimização da produção de lipídios assume maior importância para a produção de biodiesel. Em Abdollahi e Dubljevic (2012) a alimentação de glicose e glicina é controlada para otimizar a concentração de lipídios em um reator tipo batelada alimentada. A trajetória de referência do setpoint é obtida pelo método de otimização tipo ponto interior, o estado do reator é estimado pelo uso de um estimador com horizonte móvel e um controlador MPC para controle da variável manipulada.

Em Juneja e Murthy (2018) um controlador MPC é utilizado para controlar a taxa de reposição de CO₂, nitrogênio e do meio de cultura. Nele um modelo simples de tipo Monod multiplicativo é usado considerando-se a influência da luz, temperatura, concentração de nitrogênio e de CO₂. Ao mesmo tempo que o objetivo do controlador era maximizar a biomassa, restrições em questões de custo e emissões foram também inseridas no controlador. A batelada controlada por MPC obteve rendimentos significativamente melhores que bateladas sem controle, com taxas de crescimento até 116% maiores.

3 Materiais e Métodos

3.1 Controlador preditivo baseado em modelo (MPC)

Controladores preditivos baseados em modelo geralmente têm como função calcular a ação ótima de controle dentro de um horizonte de predição, ou seja, a série temporal de valores das variáveis manipuladas que atingirá o setpoint da maneira mais rápida, conciliando a variação das variáveis manipuladas (Wang, 2009). Este conjunto de ações de controle é calculado através da minimização da função objetivo J que pode ser escrita da seguinte maneira:

$$\begin{aligned} \min_u J = & \sum_{j=1}^{n_y} \sum_{i=1}^p (W_j^y (R_j(k+i|k) - y_j(k+i|k)))^2 \\ & + \sum_{j=1}^{n_u} \sum_{i=1}^p (W_j^u (u_j(k+i|k) - u_{j,target}(k+i|k)))^2 \\ & + \sum_{j=1}^{n_u} \sum_{i=1}^p (W_j^{\Delta u} (u_j(k+i|k) - u_j(k+i-1|k)))^2 \end{aligned} \quad (16)$$

onde n_y é o número de variáveis controladas, n_u o número de variáveis manipuladas, p o horizonte de predição, k o intervalo de controle atual, W_j o peso definido para a variável j , R_j o valor de referência para a variável j , $y_j(k+i|k)$ o valor previsto para a variável j no tempo $k+i$ no intervalo de controle k , $u_{j,target}(k+i|k)$ é o target ou referência para a variável manipulada j , $u_j(k+i|k)$ é a variável manipulada j no intervalo $k+i$ calculada pelo MPC para minimizar a função objetivo J .

A predição, vetor y , é calculada internamente pelo MPC, usando um modelo do sistema dinâmico. No caso deste trabalho, apenas modelos lineares serão utilizados, que tornam o processo de minimização menos oneroso computacionalmente, escritos na forma de espaço de estados:

$$\frac{dx}{dt} = Ax + Bu \quad (17)$$

$$y = Cx + Du \quad (18)$$

onde x é o vetor contendo os estados do sistema. No caso apresentado aqui, a saída do sistema, y , será o próprio vetor de estados. Além disso, D será uma matriz nula e C a matriz identidade.

O problema de minimização pode ser escrito na seguinte forma discreta (Wang, 2009):

$$\min_u \sum_{\tau=t}^{t+T} J(x(\tau), u(\tau)) \quad (19)$$

com,

$$x(\tau + Ts) = Ax(\tau) + Bu(\tau) \quad (20)$$

onde Ts é o tempo de amostragem, p o horizonte de predição e T o número de espaços de tempos entre o tempo t e $(t + Ts)$ sendo $T = p/Ts$

Além dos parâmetros já mencionados, uma série de outros parâmetros faz parte da estrutura do controlador MPC. Os parâmetros que devem ser determinados estão listados na Tabela 1.

Tabela 1 – Parâmetros do controlador MPC

Ts	Tempo de amostragem do controlador (<i>sample time</i>)
p	Horizonte de predição (<i>prediction horizon</i>)
m	Horizonte de controle (<i>control horizon</i>)
MV	Restrições das variáveis manipuladas
OV	Restrições das variáveis controladas
$\bar{R}_{\Delta U}$	Pesos da variação das variáveis manipuladas
\bar{R}_U	Pesos das variáveis manipuladas
\bar{R}_Y	Pesos das variáveis controladas

O tempo de amostragem do controlador determina o tempo discreto das ações de controle e a taxa de execução do algoritmo de controle. O horizonte de predição determina o número de futuros espaços de tempos que serão simulados durante o processo de otimização.

O horizonte de controle determina o horizonte de tempo máximo que o controlador modificará suas ações de controle durante o processo de otimização, sendo menor ou igual ao horizonte de predição. Caso ele seja menor que o horizonte de predição, as variáveis manipuladas são mantidas constantes entre o fim do horizonte de controle e o de predição (Qin e Badgwell, 2003; Wang, 2009).

Um tempo de amostragem menor demanda um maior tempo de processamento, mas uma maior acurácia no controle e melhor reação a distúrbios. O horizonte de predição também afeta o custo computacional de otimização, aumentando o tempo de cálculo de cada iteração. Da mesma forma, o horizonte de controle aumenta o custo computacional já que há um número maior de ações de controle possíveis dentro do horizonte de predição.

3.2 Controlador PID

3.2.1 Relative gain array

Relative gain array (RGA) é uma forma de análise para medir a interação entre variáveis em sistemas multi-input multi-output (MIMO). O par de variáveis controlada/manipulada pode ser escolhido lançando-se mão desta análise. No caso do trabalho atual, onde existem duas variáveis manipuladas e duas controladas, a matriz RGA é escrita da seguinte forma (Chen e E. Seborg, 2002):

$$\Lambda = \begin{bmatrix} \lambda_{11} & 1 - \lambda_{11} \\ 1 - \lambda_{11} & \lambda_{11} \end{bmatrix} \quad (21)$$

e,

$$\lambda_{11} = \frac{1}{1 - \frac{K_{12}K_{21}}{K_{11}K_{22}}} \quad (22)$$

onde os valores de K_{ij} são dados pela matriz de ganho estacionário, onde o índice i representa a variável controlada e o índice j a variável manipulada.

Os ganhos estacionários são calculados pela seguinte fórmula:

$$K_{ij} = \frac{\Delta y_i(t \rightarrow \infty)}{\Delta u_j(t \rightarrow \infty)} \quad (23)$$

Esses ganhos são calculados por pequenas variações das variáveis manipuladas, a partir do ponto de linearização do sistema, e observando-se o valor estacionário atingido pelas variáveis controladas.

O valor de λ_{11} mostra o quão adequado é o par variável controlada/manipulada para o controle do sistema, quanto mais próximo de 1 melhor será o controle. O valor será próximo de 1 quando os ganhos entre os pares de índice $i = j$ forem muito maiores que o dos pares $i \neq j$. Isso significa que a variável manipulada possui uma influência considerável sobre a variável controlada estipulada na estratégia de controle.

3.2.2 Parâmetros do controlador PID

O controlador PID considerado neste trabalho possui a seguinte forma paralela:

$$L(s) = K_P + \frac{K_I}{s} + K_D \frac{N}{1 + \frac{N}{s}} \quad (24)$$

onde K_P , K_I , K_D e N são respectivamente os ganhos proporcional, integral, derivativo e o coeficiente de filtro.

Os parâmetros do controlador PID são determinados pelo método da síntese direita.

3.3 Modelagem e simulação do biorreator

Os resultados deste trabalho foram obtidos através de simulações realizadas no software MATLAB® 2019 e em Python.

Considerando um biorreator contínuo, homogêneo, volume constante, onde o fluxo de entrada, com aporte de nutrientes de concentração S_{in} , é igual ao fluxo de saída do reator. O crescimento da concentração de microalgas é dado pela seguinte equação diferencial ordinária (EDO) não linear:

$$\frac{dX}{dt} = \mu(Q, I, X)X - DX \quad (25)$$

onde X é a concentração de microalgas, D a taxa de diluição, μ a taxa de crescimento, Q a quota de nutrientes interna e I a intensidade luminosa.

O modelo considera a quota celular e a intensidade da luz como sendo as únicas variáveis influenciando na taxa de crescimento de microalgas. Quando são consideradas dois

ou mais fatores que influenciam a taxa de crescimento, é possível de proceder de várias maneiras. Por exemplo, considerar apenas a menor taxa de crescimento entre os dois modelos, como em Passarge *et al.* (2006). No entanto, é possível considerar o efeito dos dois fatores ao mesmo tempo, calculando-se a taxa de crescimento pela multiplicação das duas equações de diferentes variáveis. Esse cálculo é válido, desde que não haja influência conjunta entre os dois fatores, quota celular e intensidade luminosa, onde seria necessária a formulação de um modelo novo envolvendo as duas variáveis de forma conjunta (Bernard, 2011). Assim, a taxa de crescimento é dada pela seguinte equação:

$$\mu(I, Q, X) = \mu'(Q) * \mu''(I, X) \quad (26)$$

onde $\mu'(Q)$ é dado pelo modelo de Droop (Equação 5) e $\mu''(I, X)$ pela integração da Equação 12, desenvolvida abaixo resultando na Equação 27. Como mencionado anteriormente, devido à atenuação da luz é necessário fazer uma integração da intensidade luminosa no reator, sendo necessário fazer considerações sobre a sua geometria.

Será considerado nas simulações um biorreator plano, de profundidade L, onde a luz chega a uma de suas superfícies de forma homogênea e transversal a ela, conforme a Figura 3.

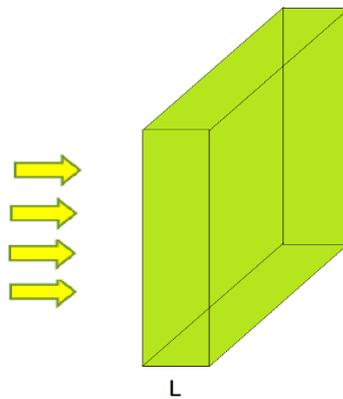


Figura 3 – Geometria considerada para o biorreator.

Fazendo a integração da equação entre zero e L, chega-se à seguinte taxa de crescimento para a luz, utilizando o modelo da Equação 12 com a atenuação da luz pela Equação 9:

$$\mu(I, X) = \frac{2\mu_{max}}{\lambda\sqrt{\Delta}} (\tan^{-1}(K(I_{z=0})) - \tan^{-1}(K(I_{z=L}))) \quad (27)$$

$$\lambda = z \cdot \sigma \cdot X \quad (28)$$

$$\Delta = \left(\frac{4\mu_{max}}{\alpha I_{opt}} - 1 \right) \quad (29)$$

$$K(I) = \frac{2\mu_{max}}{\alpha I_{opt} \sqrt{\Delta}} \left(\frac{I_0 \cdot \exp(\lambda)}{I_{opt}} - 1 \right) + \frac{1}{\sqrt{\Delta}} \quad (30)$$

$$\sigma = 35(0,24X - 0,05)^{-0,635} \quad (31)$$

Devido à consideração de uma taxa de diluição D , o biorreator também pode ser modelado como sendo um reator CSTR de volume constante. A intensidade luminosa imposta sobre o sistema é limitada a $1000 \mu\text{mol}/\text{m}^2\text{s}$, supondo uma limitação do instrumento de iluminação.

Os parâmetros dos modelos estão listados na Tabela 2, foram considerados valores para microalgas do gênero *Dunaliella* (Mailleret *et al.*, 2005; Béchet *et al.*, 2017). Além disso, são consideradas as equações 6, 7 e 8 para o cálculo da variação da quota celular e concentração de nutrientes.

Tabela 2 – Parâmetros considerados para as simulações do modelo

Q_{min} ($10^{-6}\mu\text{gN}/\text{cell}$)	0,15	ρ_{max} ($10^{-6}\mu\text{gN}/\text{cell}/\text{dia}$)	1,5
K_p ($\mu\text{gN}/\text{L}$)	0,06	μ_{max} (1/dia)	1,6
S_{in} ($\mu\text{gN}/\text{L}$)	20	L (m)	0,08
α ($\text{m}^2\text{s}/\mu\text{mol}.\text{dia}$)	0,004	I_{opt} ($\mu\text{mol}/\text{m}^2\text{s}$)	600

3.4 Determinação do estado estacionário ótimo

Um dos objetivos deste trabalho é determinar a estratégia de controle que produza a maior produção de microalgas em um certo período de tempo. No entanto, independentemente da estratégia de controle o sistema convergirá para um estado estacionário dependente do par de variáveis manipuladas final. Portanto, é necessário determinar qual o estado estacionário que trará a maior produtividade. A produtividade instantânea que deve ser maximizada é dada pela seguinte equação:

$$P = D \cdot X \quad (32)$$

No estado estacionário temos as seguintes relações:

$$\mu(Q, I, X) = D \quad (33)$$

$$X = \frac{(S_{in} - S)D}{p(s)} \quad (34)$$

$$S = \frac{\mu(Q, I, X) \cdot Q \cdot Kp}{(p_{max} - \mu(Q, I, X)) \cdot Q} \quad (35)$$

Têm-se assim, 3 equações para 5 variáveis a se determinar. Como simplificação, será considerada uma intensidade luminosa de $900 \mu\text{mol}/(\text{m}^2\text{s})$, a qual deverá, na prática, ser escolhida levando-se em consideração o equipamento de iluminação e o preço da energia elétrica. O objetivo é então achar o estado do sistema tal que maximize a função produtividade sob a restrição das equações do estado estacionário.

Como a taxa de crescimento decresce em função de X de forma exponencial, variando entre 0 e μ_{max} , e a produtividade cresce linearmente em função de X , um máximo global bem definido de produtividade ocorrerá.

O sistema de equações pode ser resolvido apenas numericamente. Desta forma, primeiramente para se determinar um possível estado estacionário foi implementado em Python um código que determina as variáveis de estado, a partir de um valor de Q . A função de otimização calcula o valor de X que minimiza a seguinte equação:

$$\min_{\hat{X}} \left| \frac{(S_{in} - S)D}{p(s)} - \hat{X} \right| \quad (36)$$

onde \hat{X} é o valor aproximado de X . Sob as restrições das equações de estado estacionário e para um valor de Q determinado.

Este processo é repetido para vários valores possíveis da quota celular (Q), entre Q_{min} e 10, determinando-se os conjuntos de estados estacionários junto com sua determinada produtividade. O estado de maior produtividade pode então ser determinado graficamente, plotando-se a produtividade em função de X_{EE} .

3.5 Critérios de comparação entre controladores

Em tese, todos os controladores convergem para o mesmo estado estacionário, obtendo a mesma produtividade no final do cultivo. Assim, podem ser considerados dois critérios de escolha entre os controladores. Primeiramente, a produtividade acumulada obtida durante o estado transiente que pode ser definida como a integral da produtividade até o tempo de convergência para o estado estacionário do sistema em malha aberta (t_f):

$$P_{transiente} = \int_0^{t_f} P(t)dt \quad (37)$$

sendo esta integral igual a quantidade de microalgas obtida dividida pelo volume do reator.

Outro critério importante é o tempo de chegada ao estado estacionário, onde será obtida a maior produtividade. A escolha entre os dois critérios dependerá do objetivo do cultivo. Por exemplo, o estado estacionário pode ser atingido mais lentamente, mas com uma maior produtividade acumulada. No entanto, isso significa que a solução coletada possui um alto volume com uma concentração baixa em microalgas. É possível que o produtor deseje somente soluções altamente concentradas, nestes casos o tempo de estado estacionário é o melhor critério.

As repostas em malha fechada serão comparadas com duas simulações em condições iniciais de concentração de biomassa diferentes. Evidenciando o efeito da foto inibição em diferentes concentrações de biomassa.

A robustez dos controladores também será comparada pela introdução de distúrbios de medida das variáveis de estado de 10%. Além da comparação com diferentes estados iniciais, medindo-se a robustez aos efeitos da não linearidade do sistema e necessidade de utilização de um método de controle não linear.

4 Resultados e discussão

Neste capítulo serão mostrados os resultados obtidos através de simulações, considerando os modelos e parâmetros escolhidos. Primeiramente, é determinado o estado estacionário de maior produtividade, o qual é utilizado como setpoint para os controladores. Em seguida, é mostrada a resposta em malha aberta e como muda a resposta à intensidade luminosa com o aumento da concentração de microalgas. Por último, são mostrados os resultados em malha fechada com diferentes controladores.

4.1 Determinação do EE de maior produtividade

A determinação do estado estacionário de maior produtividade permite a escolha do setpoint a ser alcançado no cultivo contínuo. Assim, os controladores poderão manter o sistema no estado de maior produtividade, otimizando o processo.

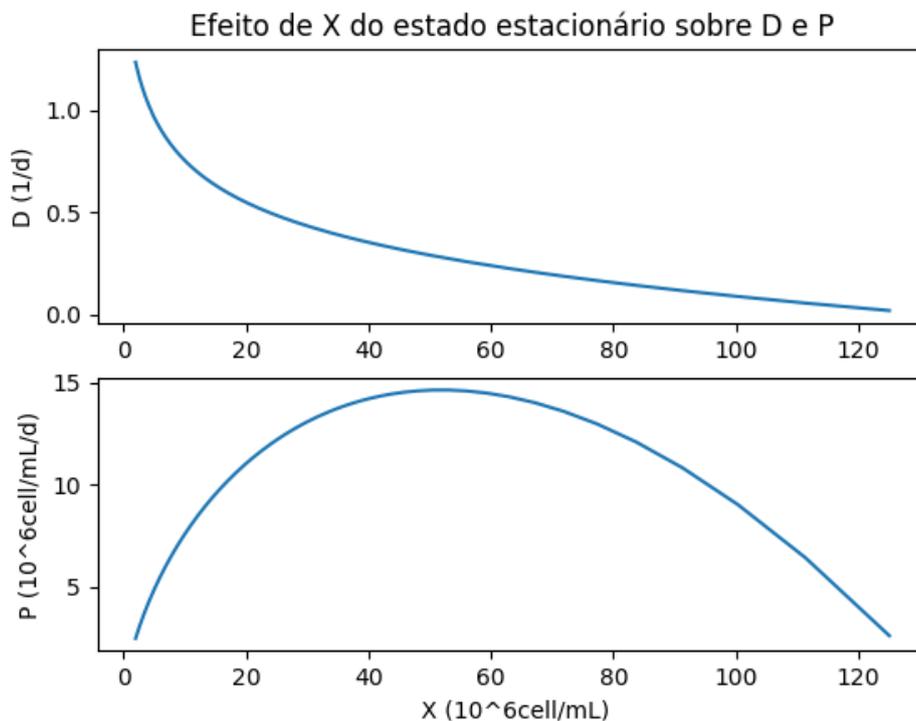


Figura 4 – Efeito das possíveis concentrações de estado estacionário sobre a produtividade.

Na Figura 4 tem-se o resultado da simulação para determinação do estado estacionário de produtividade máxima. Observa-se que existe um máximo global de produtividade próximo de uma concentração de $5,2 \cdot 10^7$ células/mL e uma taxa de diluição de $0,28 \text{ dia}^{-1}$. A Tabela 3 contém todas as variáveis de estado e variáveis manipuladas nesse estado estacionário.

Tabela 3 – Variáveis do sistema no estado estacionário de maior produtividade

X (10^6 cell/mL)	52,2	D (dia^{-1})	0,28
S ($\mu\text{gN/L}$)	$4,6 \cdot 10^{-3}$	I ($\mu\text{mol/m}^2\text{s}$)	900
Q ($10^{-6}\mu\text{gN/cell}$)	0,38		

As altas concentrações de estado estacionário para baixos valores de taxa de diluição mostram uma limitação do modelo, já que na verdade existe uma taxa de mortalidade (Serra-Maia *et al.*, 2016).

Esta taxa de mortalidade pode ser omitida, porque muitas vezes ela é incorporada de forma indireta nos parâmetros da função da taxa de crescimento μ . No entanto, ela seria necessária para evitar concentrações de equilíbrio acima 10^8 células/mL, e a taxa de diluição ótima seria um pouco acima da calculada com o modelo atual sem taxa de mortalidade. Por exemplo, considerando uma taxa de mortalidade constante igual a $0,05 \text{ dia}^{-1}$, a taxa de diluição ótima subiria para $0,55 \text{ dia}^{-1}$ e a concentração diminuiria para $13,2 \cdot 10^6$ células/mL.

4.2 Efeito da intensidade luminosa em diferentes concentrações de microalga

A atenuação da luz devido à turbidez gerada pelas microalgas é um fator de extrema importância para o controle e otimização do cultivo. Na Figura 5 é mostrado como a taxa de crescimento em função da luz é influenciada pela concentração de microalgas.

A Figura 5 mostra que com o aumento da concentração de biomassa o efeito da foto inibição desaparece, assim como a taxa de crescimento e o efeito de mudanças na intensidade luminosa diminuem. Desta forma, o controle da intensidade luminosa acaba tendo efeitos práticos, somente no início do cultivo e dispensável quando a cultura está concentrada.

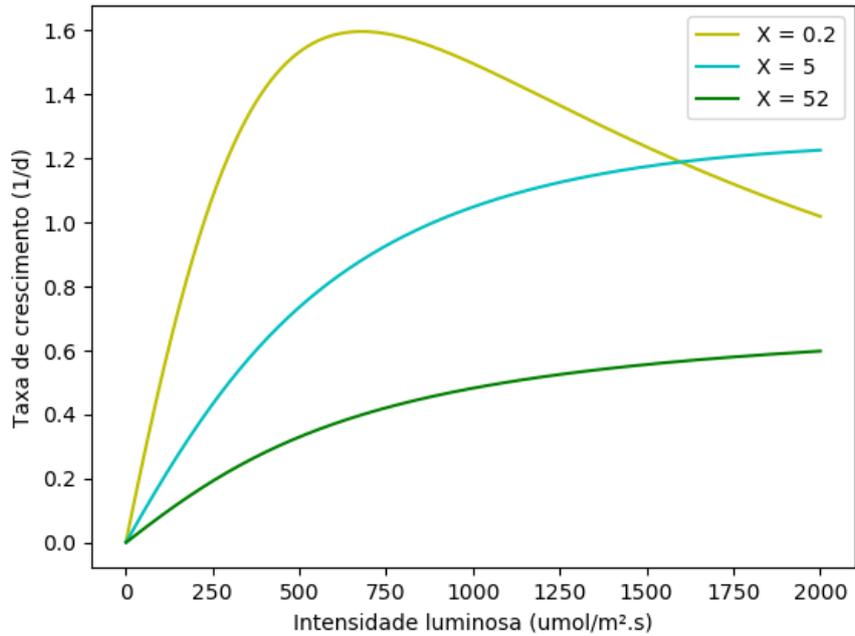


Figura 5 – Efeito da intensidade luminosa sobre a taxa de crescimento em diferentes concentrações de microalgas ($X = 0,2; 5; 52 \cdot 10^6 \text{ cell/mL}$)

Na Figura 6 é mostrado o resultado de duas simulações em malha aberta para duas condições iniciais de biomassa. Neste caso, as variáveis manipuladas de taxa de diluição e intensidade luminosa são mantidas constantes no valor do estado estacionário de maior produtividade.

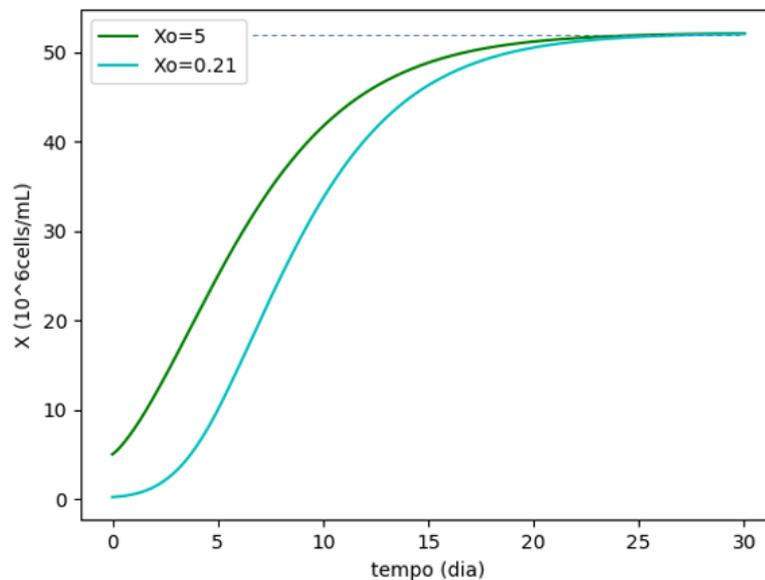


Figura 6- Simulação em malha aberta para duas condições iniciais

Apesar da concentração inicial das simulações diferirem por um fator maior que 20, os tempos de assentamento são próximos. Quando X inicial igual a $2,1 \cdot 10^5$ células/mL e quando igual a $5 \cdot 10^6$ células/mL os tempos são respectivamente 24,5 dias e 22,6 dias.

São consideradas nas simulações duas condições iniciais diferentes de biomassa, com $5 \cdot 10^6$ células/mL e $2,1 \cdot 10^5$ células/mL, enquanto a quota interna (Q) e concentração de substrato (S) partem do valor de estado estacionário em ambas.

4.3 Parametrização controlador PID

4.3.1 Matriz RGA

A matriz ganho estacionário calculada para as regiões de D entre 0,20 e 0,36 d^{-1} e I entre 800 e 1000 $\mu\text{mol}/(\text{m}^2\text{s})$ é mostrada abaixo, junto com o intervalo de confiança de 95% para os valores dos ganhos estacionários.

$$K = \begin{bmatrix} -186 \pm 3 & 0,026 \pm 2E - 04 \\ 0,036 \pm 0,001 & -2,51E - 06 \pm 3,3E - 08 \\ 1,36 \pm 0,02 & -1,9E - 4 \pm 2,5E - 6 \end{bmatrix} \quad (38)$$

lembrando que:

$$\begin{bmatrix} \Delta X \\ \Delta S \\ \Delta Q \end{bmatrix} = K \begin{bmatrix} \Delta D \\ \Delta I \end{bmatrix} \quad (39)$$

Para o cálculo da matriz RGA, foram considerados três casos pertinentes dos possíveis pares de variáveis manipuladas/controladas:

Tabela 4 – Pares possíveis de variáveis manipuladas/controladas

	Par 1	Par 2	λ_{11}
Caso 1	(X I)	(S D)	$1,98 \pm 0,07$
Caso 2	(X D)	(Q I)	1240
Caso 3	(Q I)	(S D)	$1,98 \pm 0,07$

Os valores de λ_{11} mostram que os casos 1 e 3 possuem as melhores combinações de pares de variáveis controladas/manipuladas já que seus valores de λ_{11} estão mais próximos da unidade. O alto valor de λ_{11} para o caso 2 mostra que ambas variáveis manipuladas

influenciam ambas controladas de uma grandeza próxima, sendo que não há diferença prática entre o par escolhido ou o seu inverso – (Q D), (X I). O fato que tanto uma mudança da taxa de diluição como da intensidade luminosa influenciará todas as variáveis de estado é mostrado no valor de λ_{11} dos casos 1 e 3. O valor próximo de 2 para ambos casos demonstra que ambas variáveis manipuladas influenciam ambas controladas, mas de uma maneira mais amena.

Além disso, em termos práticos existe uma dificuldade de controle da quota celular Q, já que não existe maneira de fazer sua medida *online* de forma direta, já que seria preciso medir a concentração de nutriente dentro das células. Desta forma, a escolha de uma estratégia de controle utilizando os pares do caso 1, XI e SD, é mais aconselhável.

4.3.2 Controlador PID

A Figura 7 mostra o resultado de uma simulação em malha fechada com o controlador PI multi SISO. O uso dos controladores PID acelerou a chegada ao estado estacionário que foi atingido em 21,4 dias para a condição inicial mais diluída e 15 dias para a mais concentrada.

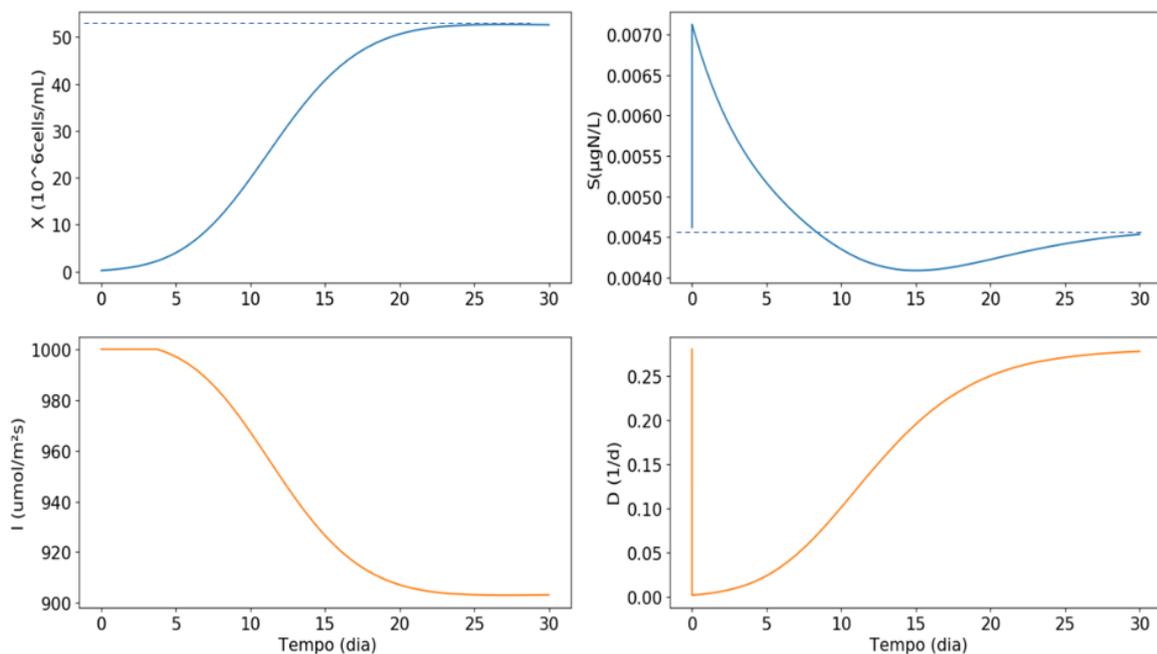


Figura 7 – Variáveis manipuladas e controladas em malha fechada com PI, caso com condição inicial diluída.

A Figura 7 mostra as ações de controle para a condição inicial mais diluída. Como a condição inicial da concentração de substrato é o valor de estado estacionário, a taxa de

diluição parte de $0,28 \text{ dia}^{-1}$, diminui bruscamente e aumenta gradativamente a $0,28 \text{ dia}^{-1}$ novamente. Isso ocorre já que com a solução diluída, pouco substrato é consumido inicialmente. Além disso, existe uma ineficiência do controle da intensidade luminosa, devido ao ponto de linearização. Assim, o controlador parte da intensidade máxima convergindo para $900 \mu\text{mol}/\text{m}^2\text{s}$ com o aumento da concentração de microalgas e diminuição do erro.

O ajuste do controlador da taxa de diluição pelo método da síntese direta permitiu um bom controle do sistema como um todo, não apenas da concentração de substrato S. No entanto, o ajuste do controlador da intensidade luminosa não foi adequado. Isso se deve à necessidade de um aumento brusco da intensidade luminosa para afetar consideravelmente o sistema quando há uma densa concentração de microalgas. Isso também faz com que o controlador seja muito sensível aos ruídos de medida, resultando em mudanças bruscas da luz (Capítulo 4.5). Além disso, existe um limite estabelecido pela intensidade máxima da fonte luminosa, sendo considerada igual a $1000 \mu\text{mol}/\text{m}^2\text{s}$ nas simulações.

Assim, um ajuste manual foi necessário para o controlador da intensidade luminosa, com um ganho proporcional menor e sem a ação diferencial. A Tabela 5 mostra os parâmetros para ambos controladores.

A Figura 8 mostra o que ocorreria caso a intensidade luminosa imposta pelo controlador PID não fosse limitada. Neste caso, ocorreria uma grande foto inibição, sendo que mesmo em 30 dias o estado estacionário não seria alcançado. Além disso, provavelmente as intensidades teóricas impostas pelo controlador causariam danos irreversíveis às microalgas que não estão previstos no modelo utilizado.

Tabela 5 – Parâmetros dos controladores PID

Parâmetro	PID – X, I		PID – S, D
	Síntese direta	Ajuste manual	Síntese direta
K_p	145	2	111
K_i	42	0,01	29
K_d	3,63	0	0

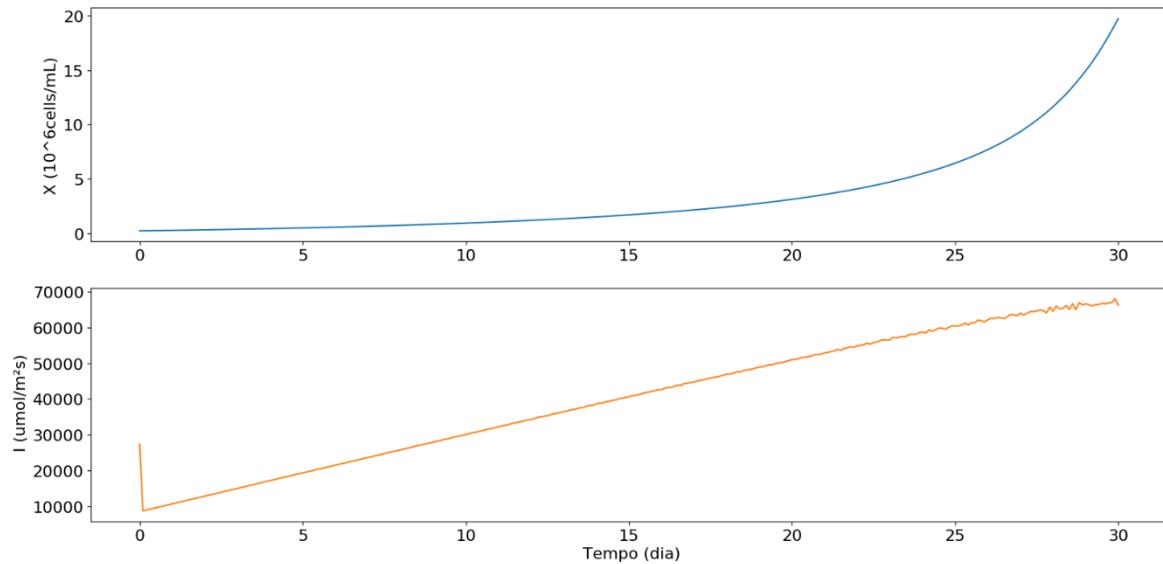


Figura 8 – Resposta em malha fechada sem limitação da intensidade luminosa com o controlador PID

4.4 MPC linear

Abaixo estão as matrizes do modelo em espaço de estados linearizado do sistema na condição de estado estacionário de maior produtividade, utilizado para o controlador MPC:

$$A = \begin{bmatrix} -0,28 & 0 & 13,1 \\ -0,11 & -1,13E03 & 0 \\ 1,1E-03 & 21,6 & -0,25 \end{bmatrix} \quad (40)$$

$$B = \begin{bmatrix} -52,2 & 0,004 \\ 20 & 0 \\ 0 & -2,9E-05 \end{bmatrix} \quad (41)$$

Na Figura 9 são mostradas as simulações com o controlador MPC em duas condições iniciais. O MPC linear, assim como o controlador PID, atingiu mais rapidamente o estado estacionário. Para a condição inicial mais diluída houve um pequeno overshoot que pode ser removido com uma manipulação mais rápida da taxa de diluição. No entanto, os parâmetros foram mantidos porque essa resposta permitiu uma maior produtividade. O pico de concentração de substrato no caso inicial mais diluído acontece devido a baixa concentração de microalgas. O consumo menor de substrato leva a um aumento de sua concentração na

solução, acontecendo em ambos casos simulados, mas mais evidente no caso de menor concentração de microalgas.

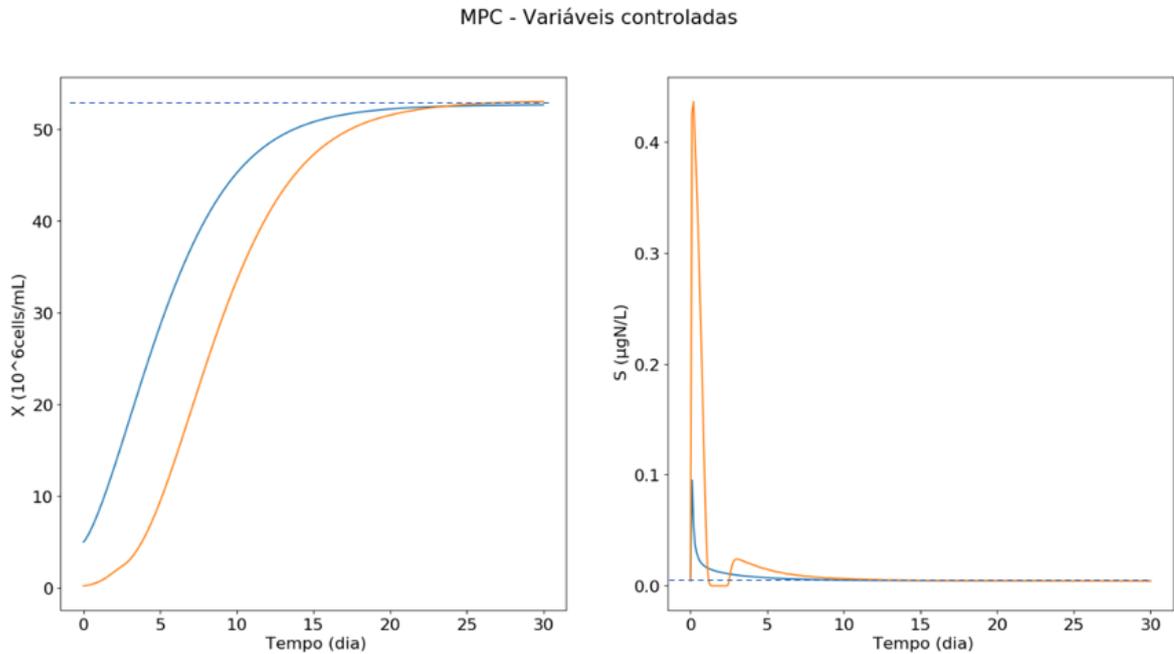


Figura 9 – Evolução da concentração de microalga e de substrato com o uso de controlador MPC linear

Na Figura 10 são mostradas as ações de controle calculadas pelo controlador MPC linear para duas condições iniciais consideradas. Assim como no controlador PID, a taxa de diluição cai bruscamente no início da simulação, convergindo para a solução de estado estacionário.

O controlador MPC possui uma vantagem em relação ao PID na manipulação da intensidade luminosa. Assim, o controlador aumenta a intensidade de forma a evitar a foto inibição quando a solução ainda está diluída, enquanto na solução mais concentrada a intensidade luminosa pode ser mais elevada.

Na tabela 6 são mostrados os parâmetros utilizados do MPC linear. O maior peso sobre a variável S permite a compensação das diferentes ordens de grandeza entre X e S . Os pesos sobre as variáveis manipuladas permitem a convergência ao valor de estado estacionário e respostas mais suaves.

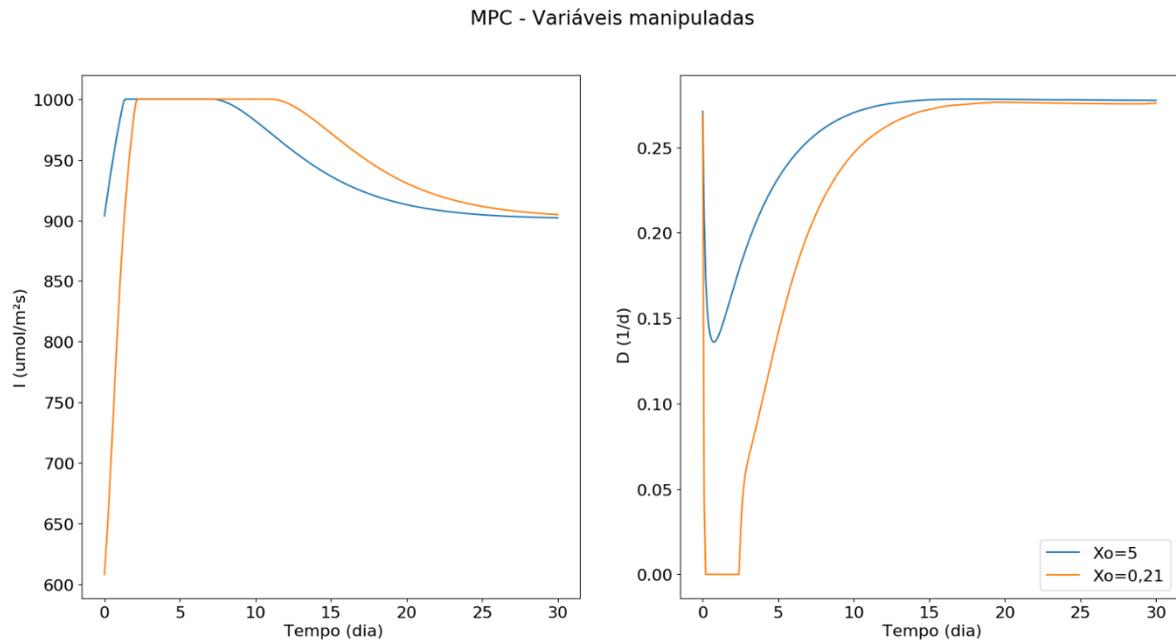


Figura 10 – Ações de controle do controlador MPC linear em duas condições iniciais.

Tabela 6 – Parâmetros MPC linear

Horizonte de predição (dias)	10	Peso sobre ΔD	0
Horizonte de controle (dias)	2	Peso sobre ΔI	0,3
Tempo de amostragem (dias)	0,05	Peso sobre X	1
Peso sobre D	100	Peso sobre S	2000
Peso sobre I	0,011		

4.5 Robustez dos controladores

Ao mudar as condições iniciais de Q e S respectivamente para $0,15 \cdot 10^{-6} \mu\text{gN/célula}$ e zero $\mu\text{gN/L}$, ambos controladores convergem para o estado estacionário em tempos praticamente iguais aos anteriores. No entanto, ao adicionar distúrbios de medidas de até 10%, tem-se que o controlador MPC é mais adequado em situações onde há uma incerteza de medida, já que as variáveis manipuladas sofrem mudanças mais suaves.

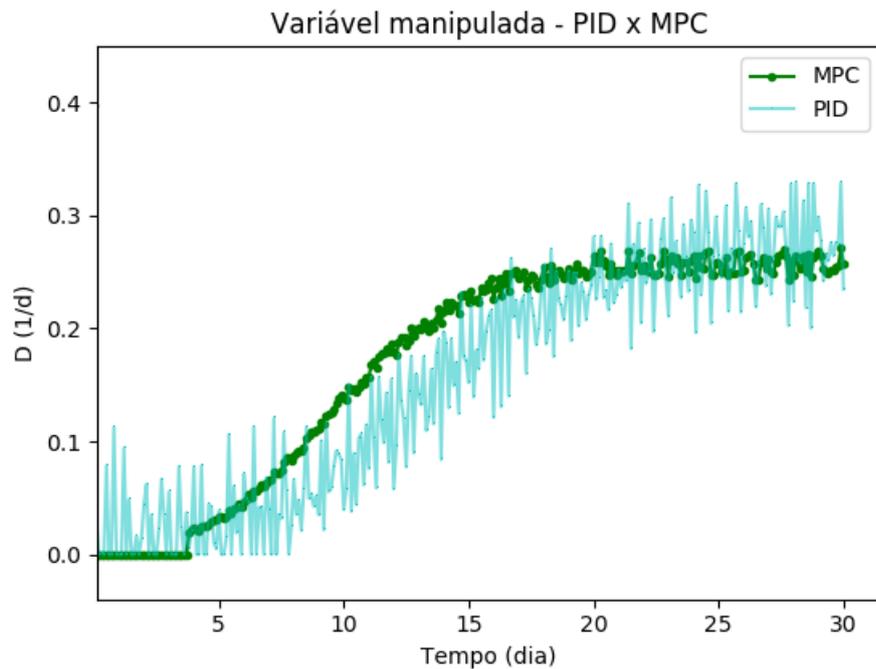


Figura 11- Controle da taxa de diluição para o PID e MPC com a inserção de distúrbios na medida das variáveis de estado

4.6 Controlador mono variável

Para efeito de comparação, foram realizadas simulações com o controlador deduzido por Mailleret (2005). Na Figura 12 é comparada a evolução da concentração de microalga com esse controlador em malha fechada e variáveis manipuladas fixas em malha aberta.

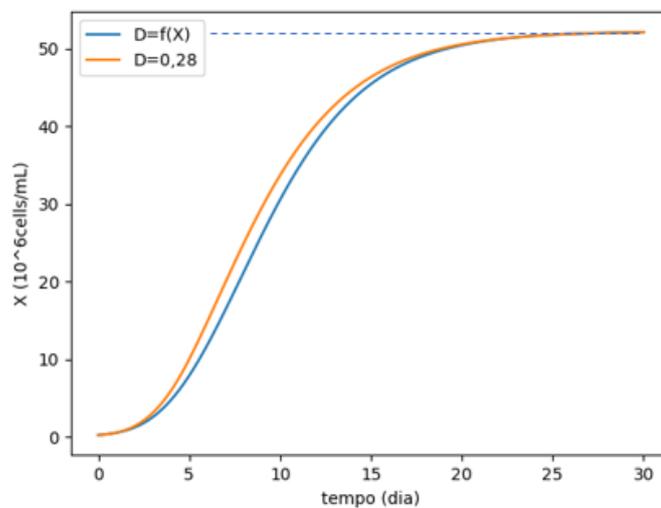


Figura 12 – Comparação entre o controlador não linear (Mailleret, 2015) e taxa de diluição fixa

O controlador é lento em atingir o estado estacionário, no entanto ele é mais robusto, sendo que sua equação garante matematicamente a convergência ao estado fixado.

Na Figura 13 é mostrado como a intensidade ótima muda em função do tempo, limitada a $900 \mu\text{mol}/\text{m}^2\text{s}$. Segundo o modelo, em menos de 1 dia de cultivo a zona de foto inibição já não é mais atingida.

A intensidade ótima pode ser calculada de forma numérica, a partir da concentração de microalgas. Simulando um controlador de taxa de diluição, segundo Mailleret (2005), e com a intensidade luminosa ótima limitada a $900 \mu\text{mol}/\text{m}^2\text{s}$, obtém-se praticamente a mesma produtividade. Há um aumento de cerca de 1%. O baixo aumento é explicado pelo fato que o controle da foto inibição é justificável apenas no início da simulação, em baixas concentrações e baixa taxa de diluição, resultando em baixas produtividades.

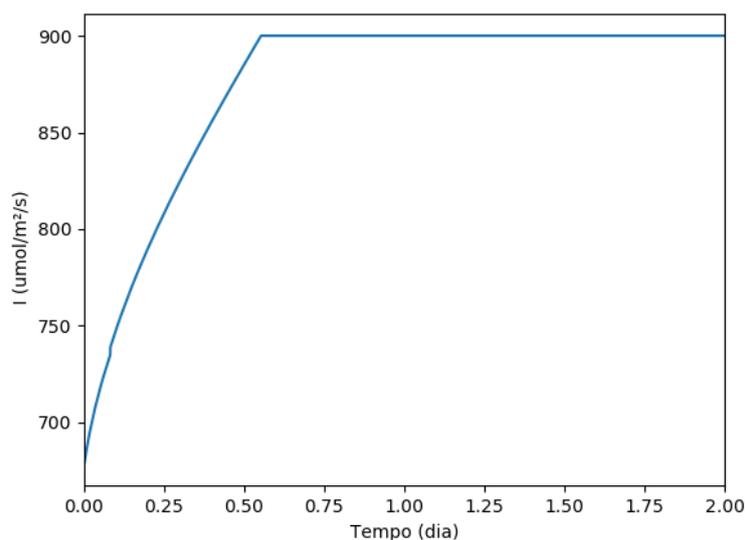


Figura 13 – Intensidade luminosa ótima em função do tempo com o controlador mono variável

4.7 Comparação entre os controladores

Tanto os controladores PID como MPC atingiram o estado estacionário mais rapidamente em relação ao cultivo sem controle. No entanto, não necessariamente eles obtiveram uma produtividade acumulada maior durante o estado transiente. O controlador MPC obteve produtividades acumuladas consideravelmente maiores que o PID, mas o caso em malha aberta ainda teve maior produção. Isso demonstra que o percurso de maior produtividade não é necessariamente aquele onde o estado estacionário de maior produtividade é atingido mais rapidamente.

O controlador MPC atingiu o estado estacionário mais rapidamente na condição inicial mais diluída, no entanto o PID foi mais rápido na condição mais concentrada. Esse resultado é provavelmente explicado pelo fato que o controlador MPC pôde evitar a foto inibição no caso mais diluído. No entanto, no caso inicial mais concentrado as maiores intensidades luminosas impostas pelo PID resultaram em um crescimento maior.

O controlador proposto por Mailleret (2005) é mais lento para atingir o estado estacionário em comparação aos controladores calculados neste trabalho, no entanto ele obteve produtividades maiores em relação ao PID. A vantagem deste controlador é justamente a garantia de atingir o estado estacionário, evitando possíveis *wash-out* das microalgas, e sua robustez.

Na Tabela 7 são mostrados o tempo de chegada ao estado estacionário e a produtividade acumulada para os diferentes controladores e condições iniciais.

Tabela 7 – Tempos para atingir o EE e produtividades dos diferentes controladores

Controlador	Condição Inicial (10 ⁶ células/mL)	Tempo EE (dias)	Produtividade acumulada(10 ⁶ cell/mL)
PID	0,2	21,4	141
	5	16	212
MPC linear	0,2	20,3	212
	5	17,2	241
Mailleret (2005)	0,2	24,4	189
	5	20,3	220
Malha aberta	0,2	24,5	225
	5	22,6	240

5 Conclusões e trabalhos futuros

Segundo os modelos considerados, o controle da intensidade luminosa para evitar a foto inibição influencia a produtividade apenas quando a cultura ainda está diluída (concentrações menores de 10^6 células/mL). Quando o cultivo já está concentrado, bastaria manter a intensidade luminosa máxima para obter maiores produtividades.

Esse resultado é também influenciado pela espécie de microalga considerada, sendo que microalgas com taxas de crescimento menores e mais sensíveis a altas intensidades de luz podem justificar uma necessidade maior de controle da luz. Alguns testes experimentais com culturas inicialmente diluídas, em diferentes intensidades luminosas, podem confirmar essa hipótese para a espécie de microalga analisada.

O controle da taxa de diluição permite que o sistema atinja o estado estacionário mais rapidamente, apesar de isso não garantir que o percurso de maior produtividade foi utilizado. No entanto, a escolha do critério mais importante deve ser analisada caso a caso. Preferencialmente, um controlador MPC deve ser utilizado devido à sua maior robustez e melhor manipulação da intensidade luminosa.

Seriam necessárias experiências práticas para testar a validade dos modelos, verificando se a taxa de crescimento pode ser representada pelo modelo de Droop multiplicada pelo crescimento devido a fotossíntese. Os limites do modelo podem estar em áreas de baixa concentração de nutrientes e baixas/altas intensidades luminosas o que poderia influenciar de forma significativa o resultado teórico obtido.

Após confirmação da validade dos modelos, para atingir o estado estacionário mais rapidamente ou pelo percurso de maior produtividade, podem ser desenvolvidos controladores MPC não lineares ou adaptativos. Apesar de sua maior complexidade, as ações de controle seriam otimizadas de uma maneira mais adequada em relação ao MPC linear.

O presente trabalho confirma que um controlador multivariável, manipulando a intensidade luminosa e taxa de diluição, permite uma maior produtividade em relação a um controlador mono variável utilizando a taxa de diluição. No entanto, o aumento é limitado, já que a manipulação da taxa de diluição assume uma influência maior sobre o sistema.

Referências

ABDOLLAHI, J.; DUBLJEVIC, S. Lipid production optimization and optimal control of heterotrophic microalgae fed-batch bioreactor. **Chemical Engineering Science**, v. 84, p. 619-627, 2012/12/24/ 2012. ISSN 0009-2509. Disponível em:

< <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0009250912005726> >.

AIBA, S. Growth kinetics of photosynthetic microorganisms. *Microbial Reactions*, 1982, Berlin, Heidelberg. Springer Berlin Heidelberg, 1982//. p.85-156.

ANDREWS, J. F. A mathematical model for the continuous culture of microorganisms utilizing inhibitory substrates. **Biotechnology and Bioengineering**, v. 10, n. 6, p. 707-723, 1968/11/01 1968. ISSN 0006-3592. Disponível em: < <https://doi.org/10.1002/bit.260100602> >. Acesso em: 2019/03/28.

ASLAN, S.; KAPDAN, I. K. Batch kinetics of nitrogen and phosphorus removal from synthetic wastewater by algae. **Ecological Engineering**, v. 28, n. 1, p. 64-70, 2006/11/01/ 2006. ISSN 0925-8574. Disponível em: < <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0925857406000759> >.

BALY EDWARD CHARLES, C. The kinetics of photosynthesis. **Proceedings of the Royal Society of London. Series B - Biological Sciences**, v. 117, n. 804, p. 218-239, 1935/04/01 1935. Disponível em: < <https://doi.org/10.1098/rspb.1935.0026> >. Acesso em: 2019/03/28.

BAROUKH, C. et al. A state of the art of metabolic networks of unicellular microalgae and cyanobacteria for biofuel production. **Metabolic Engineering**, v. 30, p. 49-60, 2015/07/01/ 2015. ISSN 1096-7176. Disponível em:

< <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1096717615000506> >.

BENSON, B. C.; RUSCH, K. A. Investigation of the light dynamics and their impact on algal growth rate in a hydraulically integrated serial turbidostat algal reactor (HISTAR). **Aquacultural Engineering**, v. 35, n. 2, p. 122-134, 2006/08/01/ 2006. ISSN 0144-8609. Disponível em:

< <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0144860905001287> >.

BERNARD, O. Hurdles and challenges for modelling and control of microalgae for CO2 mitigation and biofuel production. **Journal of Process Control**, v. 21, n. 10, p. 1378-1389, 2011/12/01/ 2011. ISSN 0959-1524. Disponível em:

< <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0959152411001533> >.

BERNARD, O.; RÉMOND, B. Validation of a simple model accounting for light and temperature effect on microalgal growth. **Bioresource Technology**, v. 123, p. 520-527, 2012/11/01/ 2012. ISSN 0960-8524. Disponível em: < <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0960852412010693> >.

BOROWITZKA, M. A. High-value products from microalgae—their development and commercialisation. **Journal of Applied Phycology**, v. 25, n. 3, p. 743-756, 2013/06/01 2013. ISSN 1573-5176. Disponível em: < <https://doi.org/10.1007/s10811-013-9983-9> >.

BOUGARAN, G.; BERNARD, O.; SCIANDRA, A. Modeling continuous cultures of microalgae colimited by nitrogen and phosphorus. **Journal of Theoretical Biology**, v. 265, n. 3, p. 443-454, 2010/08/07/ 2010. ISSN 0022-5193. Disponível em:

< <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0022519310002018> >.

BROWN, L. M. Uptake of carbon dioxide from flue gas by microalgae. **Energy Conversion and Management**, v. 37, n. 6, p. 1363-1367, 1996/06/01/ 1996. ISSN 0196-8904. Disponível em:

< <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0196890495003479> >.

BURMASTER, D. E. The unsteady continuous culture of phosphate-limited *Monochrysis lutheri* droop: Experimental and theoretical analysis. **Journal of Experimental Marine Biology and Ecology**, v. 39, n. 2, p. 167-186, 1979/06/14/ 1979. ISSN 0022-0981. Disponível em:

< <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0022098179900121> >.

BÉCHET, Q.; MOUSSION, P.; BERNARD, O. Calibration of a productivity model for the microalgae *Dunaliella salina* accounting for light and temperature. **Algal Research**, v. 21, p. 156-160, 2017/01/01/ 2017. ISSN 2211-9264. Disponível em:

< <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2211926416306130> >.

BÉCHET, Q.; SHILTON, A.; GUIEYSSE, B. Modeling the effects of light and temperature on algae growth: State of the art and critical assessment for productivity prediction during outdoor cultivation. **Biotechnology Advances**, v. 31, n. 8, p. 1648-1663, 2013/12/01/ 2013. ISSN 0734-9750. Disponível em: < <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0734975013001481> >.

CHEN, D.; E. SEBORG, D. **Relative Gain Array Analysis for Uncertain Process Models**. 2002. 302-310.

DA FONTOURA, J. T. et al. Influence of light intensity and tannery wastewater concentration on biomass production and nutrient removal by microalgae *Scenedesmus* sp. **Process Safety and Environmental Protection**, v. 111, p. 355-362, 2017/10/01/ 2017. ISSN 0957-5820. Disponível em:

< <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0957582017302380> >.

DARVEHEI, P.; BAHRI, P. A.; MOHEIMANI, N. R. Model development for the growth of microalgae: A review. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 97, p. 233-258, 2018/12/01/ 2018. ISSN 1364-0321. Disponível em: < <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1364032118306129> >.

DROOP, M. R. Vitamin B12 and Marine Ecology. IV. The Kinetics of Uptake, Growth and Inhibition in *Monochrysis Lutheri*. **Journal of the Marine Biological Association of the United Kingdom**, v. 48, n. 3, p. 689-733, 1968. ISSN 0025-3154. Disponível em:

< <https://www.cambridge.org/core/article/vitamin-b12-and-marine-ecology-iv-the-kinetics-of-uptake-growth-and-inhibition-in-monochrysis-lutheri/1CE23399383C73A140CF92F3E077C9A0> >.

HU, D. et al. The design and optimization for light-algae bioreactor controller based on Artificial Neural Network-Model Predictive Control. **Acta Astronautica**, v. 63, n. 7, p. 1067-1075, 2008/10/01/ 2008. ISSN 0094-5765. Disponível em:

< <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0094576508000799> >.

JUNEJA, A.; MURTHY, G. S. Model predictive control coupled with economic and environmental constraints for optimum algal production. **Bioresource Technology**, v. 250, p. 556-563, 2018/02/01/ 2018. ISSN 0960-8524. Disponível em:

< <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0960852417320497> >.

MAILLERET, L.; GOUZE, J.-L.; BERNARD, O. **Nonlinear Control for Algae Growth Models in the Chemostat**. 2005. 319-27.

MAIRET, F.; MUÑOZ-TAMAYO, R.; BERNARD, O. Adaptive control of light attenuation for optimizing microalgae production. **Journal of Process Control**, v. 30, p. 117-124, 2015/06/01/ 2015. ISSN 0959-1524. Disponível em: < <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0959152415000566> >.

MARKOU, G.; NERANTZIS, E. Microalgae for high-value compounds and biofuels production: A review with focus on cultivation under stress conditions. **Biotechnology Advances**, v. 31, n. 8, p. 1532-1542, 2013/12/01/ 2013. ISSN 0734-9750. Disponível em:

< <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0734975013001250> >.

MATA, T. M.; MARTINS, A. A.; CAETANO, N. S. Microalgae for biodiesel production and other applications: A review. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 14, n. 1, p. 217-232, 2010/01/01/ 2010. ISSN 1364-0321. Disponível em:

< <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1364032109001646> >.

MOBIN, S.; ALAM, F. Some Promising Microalgal Species for Commercial Applications: A review. **Energy Procedia**, v. 110, p. 510-517, 2017/03/01/ 2017. ISSN 1876-6102. Disponível em:

< <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1876610217302072> >.

MOBIN, S. M. A.; CHOWDHURY, H.; ALAM, F. Commercially important bioproducts from microalgae and their current applications – A review. **Energy Procedia**, v. 160, p. 752-760, 2019/02/01/ 2019. ISSN 1876-6102. Disponível em:

< <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1876610219312731> >.

MONOD, J. THE GROWTH OF BACTERIAL CULTURES. **Annual Review of Microbiology**, v. 3, n. 1, p. 371-394, 1949/10/01 1949. ISSN 0066-4227. Disponível em:

< <https://doi.org/10.1146/annurev.mi.03.100149.002103> >. Acesso em: 2019/03/28.

PASSARGE, J. et al. COMPETITION FOR NUTRIENTS AND LIGHT: STABLE COEXISTENCE, ALTERNATIVE STABLE STATES, OR COMPETITIVE EXCLUSION? **Ecological Monographs**, v. 76, n. 1, p. 57-72, 2006/02/01 2006. ISSN 0012-9615. Disponível em: < <https://doi.org/10.1890/04-1824> >. Acesso em: 2019/05/30.

QIN, S. J.; BADGWELL, T. A. A survey of industrial model predictive control technology. **Control Engineering Practice**, v. 11, n. 7, p. 733-764, 2003/07/01/ 2003. ISSN 0967-0661. Disponível em:

< <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0967066102001867> >.

RUBIO, F. C. et al. A mechanistic model of photosynthesis in microalgae. **Biotechnology and Bioengineering**, v. 81, n. 4, p. 459-473, 2003/02/20 2003. ISSN 0006-3592. Disponível em: < <https://doi.org/10.1002/bit.10492> >. Acesso em: 2019/03/27.

SCHADE, S.; MEIER, T. A comparative analysis of the environmental impacts of cultivating microalgae in different production systems and climatic zones: A systematic review and meta-analysis. **Algal Research**, v. 40, p. 101485, 2019/06/01/ 2019. ISSN 2211-9264. Disponível em: < <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2211926418308701> >.

SERRA-MAIA, R. et al. Influence of temperature on *Chlorella vulgaris* growth and mortality rates in a photobioreactor. **Algal Research**, v. 18, p. 352-359, 2016/09/01/ 2016. ISSN 2211-9264. Disponível em: < <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2211926416302156> >.

TAN, X. B. et al. Cultivation of microalgae for biodiesel production: A review on upstream and downstream processing. **Chinese Journal of Chemical Engineering**, v. 26, n. 1, p. 17-30, 2018/01/01/ 2018. ISSN 1004-9541. Disponível em:

< <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1004954117304305> >.

VARFOLOMEEV, S. D.; WASSERMAN, L. A. Microalgae as source of biofuel, food, fodder, and medicines. **Applied Biochemistry and Microbiology**, v. 47, n. 9, p. 789-807, 2011/12/01 2011. ISSN 1608-3024. Disponível em: < <https://doi.org/10.1134/S0003683811090079> >.

WANG, L. **Model predictive control system design and implementation using MATLAB®**. Springer, 2009.

WILLIAMS, P. J. L. B.; LAURENS, L. M. L. Microalgae as biodiesel & biomass feedstocks: Review & analysis of the biochemistry, energetics & economics. **Energy & Environmental Science**, v. 3, n. 5, p. 554-590, 2010. ISSN 1754-5692. Disponível em: < <http://dx.doi.org/10.1039/B924978H> >.