

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SÃO JOÃO DEL REI
CAMPUS ALTO PARAÓPEBA
ENGENHARIA DE BIOPROCESSOS

ANÁLISE E SIMULAÇÃO DA ETAPA FERMENTATIVA EM UM PROCESSO
DE CERVEJA INDUSTRIAL

KARINA AZEVEDO PACHECO

OURO BRANCO – MG

2021

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SÃO JOÃO DEL REI

ENGENHARIA DE BIOPROCESSOS

**ANÁLISE E SIMULAÇÃO DA ETAPA FERMENTATIVA EM UM PROCESSO
DE CERVEJA INDUSTRIAL**

KARINA AZEVEDO PACHECO

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado em
cumprimento às exigências do Curso de
Bacharelado de Engenharia de Bioprocessos da
Universidade Federal de São João del Rei.

Orientador: Prof. Dr. Gabriel de Castro Fonseca

Ouro Branco – MG

2021

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SÃO JOÃO DEL REI

ENGENHARIA DE BIOPROCESSOS

**ANÁLISE E SIMULAÇÃO DA ETAPA FERMENTATIVA EM UM PROCESSO
DE CERVEJA INDUSTRIAL**

KARINA AZEVEDO PACHECO

Banca examinadora

Prof. Dr. Gabriel de Castro Fonseca

Universidade Federal de São João Del-Rei – DQBIO - UFSJ

Prof. Dr. Brener Magnabosco Marra

Universidade Federal de São João Del-Rei – DQBIO - UFSJ

Prof. Dr. Edson Romano Nucci

Universidade Federal de São João Del-Rei – DQBIO - UFSJ

Ouro Branco, __/__/__

Dedico este trabalho ao meu pai, João, por me passar os incentivos certos para que eu buscasse o caminho dos estudos. A minha mãe, Engrácia, pelo suporte financeiro e emocional para que eu pudesse permanecer em Ouro Branco e completar meus estudos. Aos meus irmãos, Debora e Ricardo, por estarem sempre à disposição em me auxiliar quando foi necessário. Por fim, amigos que passaram por mim durante o período de faculdade e que eu levarei para vida.

Agradeço em primeiro lugar ao meu orientador professor Gabriel de Castro Fonseca, e ao professor Brener Magnabosco Marra, que contribuíram enormemente para este trabalho.

RESUMO

A cerveja é uma das bebidas alcoólicas mais antigas do mundo e o Brasil é o terceiro maior consumidor de cerveja no mundo, com consumo de 62 litros por habitante por ano. Devido a sua importância econômica, a busca por processos mais eficientes é de grande interesse das empresas. Nos dias atuais é possível realizar alguns experimentos no ambiente virtual, reduzindo os custos associados a testes empíricos. Deste modo, o objetivo deste trabalho foi construir um fluxograma de equipamentos e modelar a etapa da fermentação em uma cervejaria industrial, permitindo analisar como as principais variáveis do processo influenciam a fermentação. Para isso, foram utilizando softwares de acesso livre como o *LibreOffice Draw* na construção do fluxograma e o *Jupyter Notebook* para a modelagem matemática utilizando a linguagem Python. O modelo matemático escolhido foi a equação de Monod considerando inibição pelo produto. Foram recolhidos dados experimentais cedidos pela cervejaria Montagna para validar o modelo de Monod que apresentou grande representatividade. Foi feito um ajuste de curva para os parâmetros P_{max} e μ_{max} e foi encontrado os valores de 33,46 g/L e 0,0165h⁻¹, respectivamente.

Palavras-Chaves: Produção de cerveja. Simulação matemática. Modelo de Monod.

<i>Figura 1: Etapas básicas de produção da cerveja.</i>	8
<i>Figura 2: Total de cervejarias por ano no Brasil. Fonte: MAPA.</i>	11
<i>Figura 3: Fases de crescimento celular, associado ao consumo de substrato e aumento da concentração do produto. Fonte: Hiss (2001).</i>	14
<i>Figura 4: Etapas básicas de produção da cerveja.</i>	20
<i>Figura 5: simulação dos parâmetros P_{max}, μ_{max} e K_S, utilizando valores típicos fornecidos por Oliveira, 2017, com variação de 10%.</i>	21
<i>Figura 6: Ajuste dos pontos experimentais usando 33,46 g/L e 0,0165h⁻¹ para P_{max} e μ_{max} respectivamente.</i>	22
<i>Figura 7: Comportamento da concentração de biomassa, substrato e produto, utilizando o modelo cinético de Monod de crescimento microbiano, com concentrações iniciais cedidas pela cervejaria Montagna.</i>	23

SUMÁRIO

SUMÁRIO.....	7
1. INTRODUÇÃO	8
1.1. OBJETIVO.....	9
2. REFERÊNCIAL TEÓRICO	10
2.1. CERVEJA - HISTÓRIA E ECONOMIA	10
2.1.1. História da cerveja no mundo e no Brasil	10
2.1.2. Aspectos econômicos	10
2.2. PRODUÇÃO DE CERVEJA.....	11
2.2.1. Maltagem	11
2.2.2. Mosturação	12
2.2.3. Fermentação	12
2.2.4. Maturação.....	13
3. METODOLOGIA.....	17
3.1. Sistema	17
3.2. Ajuste de curvas	17
3.3. Validação dos dados.....	18
3.4. Fluxograma de equipamentos.....	18
4. RESULTADOS E DISCUSSÕES	20
4.1. Fluxograma de equipamentos.....	20
4.2. Modelagem matemática	20
5. CONCLUSÕES	24
6. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	25
7. ANEXO	28

1. INTRODUÇÃO

Em tempos em que a tecnologia se desenvolve com uma alta aceleração e o mercado demanda cada vez mais um maior desempenho, a exigência em tecnologias e estudos de melhoramento nos processos de produção são cada vez mais requisitados. Modelos matemáticos que podem simular um processo e descrever o comportamento de uma etapa de produção, no qual podem ser testados diferentes parâmetros em diferentes combinações, aumentam a performance no processo e diminuem testes práticos que geram custos. Já existem muitos dados e modelos matemáticos para o mercado da cerveja, por esse ser muito antigo, o grande desafio aqui é compreender e filtrar as informações e encontrar aquelas que mais se adequam ao real processo estudado.

O processo de produção de cerveja pode envolver diversas etapas, sendo algumas obrigatórias, outras demandadas pelo tipo de cerveja e outras se posicionam como diferenciais. As principais são maltagem, mosturação, fermentação e maturação, como mostra a Figura 1.



Figura 1: Etapas básicas de produção da cerveja.

A maltagem é a etapa de preparação dos grãos de malte, no qual ele é torrado e moído de acordo com a receita da cerveja. A mosturação é a etapa onde o mosto é preparado para ser fermentado e onde ocorre o processo de extração dos açúcares fermentáveis dentre outros componentes presentes no malte. A fermentação da cerveja é um processo anaeróbico em que a levedura metaboliza a molécula de glicose liberando energia, CO₂ e álcool, além de outros compostos em menor concentração. Ao adicionar a levedura é importante que a temperatura seja controlada de acordo com a receita do cervejeiro. Por fim a maturação consiste em separar o fermento da cerveja e mantê-la em repouso, o tempo pode variar de 6 a 30 dias dependendo do tipo de cerveja. Outras etapas podem ser adicionadas, dependendo do tipo e da receita da cerveja, como a filtração, pasteurização após a fermentação e até mesmo a técnica de *dry-hopping*, que é a adição de mais lúpulo durante a maturação.

Este trabalho terá enfoque na fermentação, na qual ocorre a formação de álcool, dióxido de carbono, alguns ésteres, aldeídos, ácidos voláteis, entre outros componentes em menor concentração, provenientes do metabolismo das leveduras. As condições de operação desta etapa são um ponto chave do processo, monitorar e controlar variáveis operacionais como a temperatura e concentração de substrato e produto são essenciais para entregar um produto de qualidade e padronizado para o consumidor.

Existem diversas ferramentas de modelagem e simulação de processo que têm como função construir modelos com objetivo de permitir a representação de informações importantes. A escolha adequada da linguagem é muito importante para facilitar a programação, além da interpretação dos resultados. Estratégias de otimização vem sendo desenvolvidas para aumentar a qualidade da etapa de fermentação da cerveja. A vantagem dessa metodologia é fornecer informações da condição ideal do microrganismo, sendo assim, as falhas no processo poderão ser mais facilmente identificadas ou até mesmo evitadas, aumentando assim a produtividade e padronização do processo. Por esse motivo o presente trabalho vem agregar conhecimento no aprimoramento de técnicas de simulação e modelagem matemática aplicada ao estudo do processo de fermentação de uma indústria de cerveja.

1.1. OBJETIVO

Construir um fluxograma de equipamentos e modelar a etapa da fermentação em uma cervejaria industrial.

1.1.1. Objetivos específicos

- Elaborar um fluxograma que evidencie as entradas e saídas de cada um dos equipamentos;
- Simular a variação de concentração do substrato, produto e biomassa ao longo da fermentação;
- Comparar e analisar o modelo de Monod com inibição pelo produto com os dados da cervejaria Montagna.

2. REFERÊNCIAL TEÓRICO

2.1. CERVEJA - HISTÓRIA E ECONOMIA

2.1.1. História da cerveja no mundo e no Brasil

O decreto nº 2314, de 4 de setembro de 1997 define a cerveja como a bebida obtida pela fermentação alcoólica do mosto cervejeiro do malte de cevada e água potável, por ação da levedura, com adição de lúpulo. Além do malte de cevada, também podem ser usados cereais do tipo arroz, trigo, milho, aveia e o sorgo (BRASIL, 2014).

As primeiras cervejas não eram como as que conhecemos hoje e sua produção acontecia ocasionalmente. Acredita-se que foi há 9 mil anos na Mesopotâmia que cereais foram deixados acidentalmente em contato com água e fermentaram devido à presença de leveduras (CERVBRASIL, 2017). Os sumérios tinham grande gosto pela bebida, e entre os anos de 5000 e 1750 a.C. estabeleceram processos para criar o malte. Um poema foi escrito por eles há 3900 anos em honra à deusa Ninkasi, e é considerado a receita mais antiga de cerveja que chegou aos tempos atuais (SINDICERV, 2005).

A produção de cerveja em larga escala foi registrada na Idade Contemporânea a partir da Revolução Industrial, com a invenção de motores a vapor e a introdução de aparelhos como o termômetro e o hidrômetro no século 18, que tornaram o processo muito mais eficiente (SINDICERV, 2005). No Brasil, a cerveja chegou por meio de comerciantes estrangeiros, em grande parte os ingleses, que trouxeram a bebida da Europa após a chegada da família real em 1808. Em 1880, com a chegada da tecnologia de refrigeração foram fundadas duas grandes fábricas que atualmente dominam o mercado cervejeiro do país, a Brahma e a Antarctica (DANTAS, 2016), que em 1999 se fundiram, criando então a multinacional AMBEV.

2.1.2. Aspectos econômicos

O mercado cervejeiro no Brasil ocupa a posição de terceiro maior consumidor de cerveja do mundo com 12 bilhões de litros por ano, perdendo apenas para a China (48 bilhões) e Estados Unidos (23 bilhões) e tem a cerveja como a bebida alcoólica mais consumida no país. Quando se trata de consumo per capita o Brasil ocupa a 17ª posição, contando com 62 litros

anuais por habitante (SEBRAE, 2014). Esse comércio gerou 107 bilhões de reais de faturamento anual que equivale a 1,6% do PIB nacional, além disso, arrecada 21 bilhões de reais de impostos ao ano (CERVBRASIL, 2017). Segundo o Ministério da Agricultura e Pecuária e Abastecimento (MAPA) em 2017 o crescimento do mercado cervejeiro foi consolidado, chegando a 679 estabelecimentos legalmente instalados no Brasil. A Figura 2 evidencia o crescimento exponencial do número de cervejarias no Brasil a partir do ano de 2002 e que até o ano de 2017 não reduziu seu ritmo (MAPA, 2018).

2.2. PRODUÇÃO DE CERVEJA

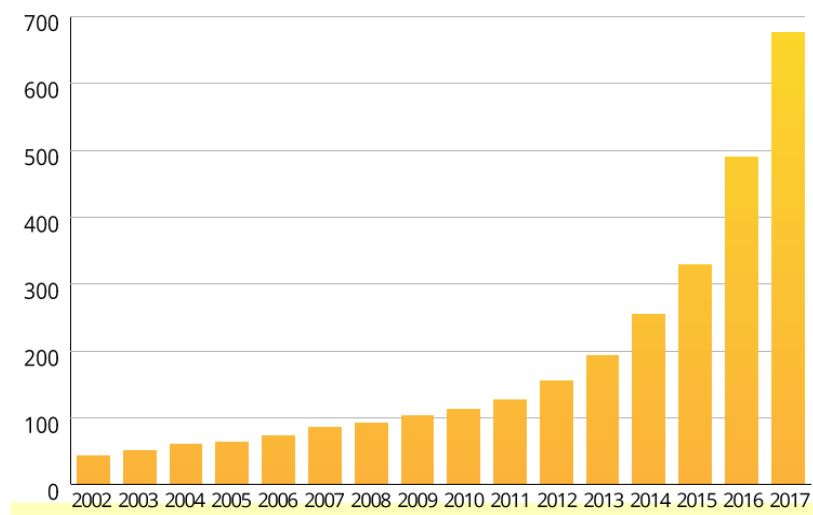


Figura 2: Total de cervejarias por ano no Brasil. Fonte: MAPA.

2.2.1. Maltagem

A principal finalidade da maltagem é a elevação do teor enzimático dos grãos de malte. Essas enzimas catalisam as reações de quebra das macromoléculas (proteínas, amido, glucano, etc) durante o processo de mosturação. O processo de maltagem é dividido em três etapas: a maceração, germinação e secagem. Na primeira, a cevada limpa e classificada é colocada em tanques, no qual é deixada por dois dias até a umidade atingir 42 a 48%. A cevada macerada é colocada para germinar em compartimentos apropriados nos quais é injetado oxigênio, que é indispensável para o processo germinativo. Após o grão atingir dois terços da estrutura embrionária o processo de germinação é interrompido pela secagem dos grãos de malte (AQUARONE, 2001).

2.2.2. Mosturação

A mosturação é o momento de preparação do mosto, que deve estar nas condições ideais de °Brix e pH para que a fermentação seja eficiente. A moagem é uma etapa importante da mosturação na qual os grãos devem ser moídos de maneira que o endosperma seja exposto e quebrado, mantendo as cascas inteiras. Grãos inteiros e pó muito fino não são desejáveis (DINSLAKEN, 2015). Segundo Bamforth 2003, na maioria das situações o malte deve ter a granulometria de farinha, com partículas pequenas o suficiente para o acesso a água. O processo de mosturação é realizado misturando água quente ao malte moído no interior de um tanque chamado “mosturador”, nesse tanque são realizados três fervuras, mas há possibilidade de se trabalhar com duas ou apenas uma (AQUARONE, 2001). Segue-se então para a etapa de filtração, que tem como objetivo separar o mosto líquido dos grãos e extrair o máximo de açúcares fermentescíveis. Por último, a etapa de fervura que serve para a esterilização do mosto, eliminando eventuais microrganismos contaminantes, conferindo estabilidade biológica e bioquímica. Esta etapa ajuda na eliminação de substâncias que podem conferir sabores e aromas indesejáveis a cerveja (DINSLAKEN, 2015).

2.2.3. Fermentação

A fermentação da cerveja é realizada por microrganismos eucariotos unicelulares, com cerca de 10µm de diâmetro, chamados de leveduras. A mais comumente utilizada é a *Saccharomyces cerevisiae* para converter os açúcares da etapa anterior em álcool etílico como produto principal e dióxido de carbono como subproduto da fermentação. A fermentação também gera outros componentes como ésteres, álcoois superiores e ácidos que podem contribuir positiva ou negativamente para o sabor (BRIGGS, 2004).

As classificações mais conhecidas da fermentação pelo processo de batelada são determinadas pelo tipo da levedura: alta ou baixa fermentação. O cervejeiro que optar pela alta fermentação deve utilizar a levedura do tipo “ale” que realiza as altas fermentações próximas à superfície dos tanques fermentativos (ABOUMRAD, 2015). Nesse processo, a temperatura inicial do mosto deve estar entre 14 e 18°C e logo depois deve ser levemente alterada para 20-25°C em 36 horas (AQUARONI, 2001). A baixa fermentação se

caracteriza por uma cerveja clara e amarga em nível moderado e pela levedura do tipo “lager” que fica situada no fundo dos tanques fermentativos (ABOUMRAD, 2015). Em seu processo, a temperatura inicial do mosto pode variar entre 6 a 11°C e sua temperatura é elevada lentamente para 10-15°C em 3-5 dias (AQUARONI, 2001).

2.2.4. Maturação

Alguns autores denominam a etapa de maturação como fermentação secundária e é muito importante para o refinamento da cerveja, pois ocorrem transformações bem sutis por intermédio da eliminação de algumas substâncias indesejadas que alteram o aroma e sabor da cerveja, como acetaldeído e o diacetil (ABOUMRED, 2015).

Esta etapa consiste basicamente em separar o fermento da cerveja e deixá-la descansar por algumas semanas em temperatura mais fria que a de fermentação antes do envase. O tempo de maturação deve variar de acordo com o tipo da cerveja (2 a 4 semanas) e o mais comum é manter a temperatura a 0°C (DINSLAKEN, 2015). Até algum tempo atrás a cerveja era fermentada em um tanque e maturada em outro. Existem tendências das cervejarias realizarem a fermentação primária e secundária em um único tanque (AQUARONI, 2001).

Algumas cervejarias utilizam uma técnica chamada *Dry hopping* nesta etapa. Esta técnica consiste na adição de lúpulos frescos, gerando um amargor adicional na cerveja. Não há consenso sobre a melhor temperatura e tempo de contato em que o lúpulo deve ficar em contato com a cerveja, isso irá depender da receita e do gosto do fabricante (DINSLAKEN, 2016).

As cervejas industrializadas passam pelo processo de filtração e pasteurização para aumentar o tempo de prateleira do produto e depois segue para o processo de envase. As etapas citadas acima são as mais comuns, contudo, de acordo com a receita, algumas etapas podem ser adicionadas ou retiradas.

2.3. Crescimento Celular

O comportamento dos microrganismos em uma fermentação pode ser dividido em quatro fases de forma simplificada.

Fase Lag: é o período de adaptação da célula ao meio de cultivo, nesta fase, ela se concentra em produzir as enzimas necessárias e ativar as rotas metabólicas para consumir o substrato do meio.

Fase Log: essa é a fase de crescimento exponencial. Após a sua adaptação ao meio, a célula já tem disponível todas as enzimas necessárias para transformar o substrato em energia e em componentes necessários para o seu crescimento.

Fase Estacionária: é o período estacionário da célula, no qual ela não está mais se dividindo e, portanto, consome energia somente para sua manutenção interna. Esta é a fase que haverá maior velocidade de formação de produto, pois a energia celular estará toda concentrada nesta via metabólica.

Morte celular: durante a fermentação as células excretam componentes tóxicos para si, como é o caso do etanol. Ao final da fermentação, esses componentes estão em concentrações elevadas, e ficar submersa junto a esses componentes gera um estresse celular, o que diminui a viabilidade celular e leva a célula a entrar na fase de declínio. A representação dessas fases pode ser vista na Figura (3).

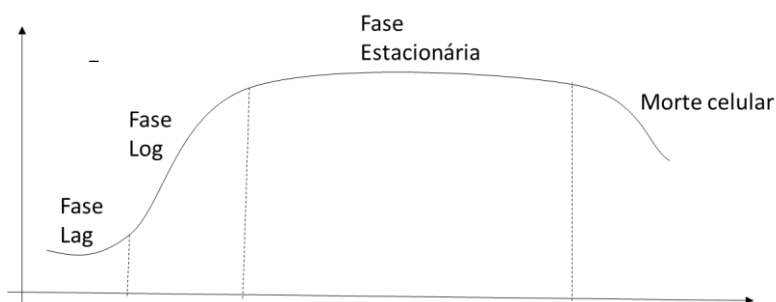
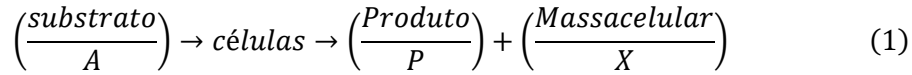


Figura 3: Fases de crescimento celular, associado ao consumo de substrato e aumento da concentração do produto. Fonte: Hiss (2001).

2.4. Equações

O crescimento celular é um fenômeno complexo, objetivo de estudo de muitos pesquisadores. As células absorvem energia a partir do substrato e assim

aumentam sua massa celular, além disso ela elimina de seu organismo as substâncias que são tóxicas ou que não são necessárias para a sua sobrevivência. Muitas dessas substâncias são de utilidade para os seres humanos e por isso as denominamos de produto. De forma simplificada, podemos evidenciar o crescimento celular por meio da equação (1).



Devido à falta de dados empíricos para a validação do modelo, foram escolhidas equações simples do tipo “não segregado”, que considera a população celular homogênea e “não estruturado”, ou seja, trata a massa celular como um componente único, e desconsidera a infinidade de reações internas da célula. Portanto, a velocidade específica de crescimento celular pode ser expressa pela equação (2), outrossim, é preciso considerar as variações da concentração de substrato e produto ao longo da fermentação, pois estes implicam diretamente no comportamento do crescimento celular.

$$\frac{dX}{dt} = \mu X \quad (2)$$

$$\frac{dS}{dt} = \frac{-1}{Y_{X/S}} \mu X \quad (3)$$

$$\frac{dP}{dt} = \frac{Y_{P/S}}{Y_{X/S}} \mu X \quad (4)$$

Onde:

μ = velocidade específica de crescimento celular (h^{-1})

X = concentração de massa celular (g/L)

$Y_{X/S}$ = coeficiente de substrato convertido em células

$Y_{P/S}$ = coeficiente de substrato convertido em produto

Como visto pela equação (1) o crescimento celular é dependente da concentração de substrato no meio, além disso, o produto, que neste caso é o

álcool, é um fator inibitório se estiver em altas concentrações. Portanto, é preciso relacionar o crescimento celular com esses dois parâmetros. Essa correlação pode ser feita utilizando a cinética de Monod. Segundo Levenspiel, 1979, a equação química de Monod pode ser expressa pela equação (5):

$$\mu = \frac{\mu_{max}S}{K_S + S} \quad (5)$$

Onde:

μ_{max} = velocidade específica máxima de crescimento celular

S = Concentração de substrato limitante

K_S = constante de Monod

Nas fermentações alcoólicas o etanol é um produto diretamente associado ao crescimento celular. Segundo Oliveira, 2017, o etanol promove uma inibição não linear ao crescimento. Escolheu-se representar esse efeito pela equação (6), uma cinética de Monod para a velocidade de crescimento multiplicada por um termo quadrático de inibição pelo produto.

$$\mu = \frac{\mu_{max}S}{K_S + S} \left(1 - \frac{P}{P_{max}}\right)^2 \quad (6)$$

Onde:

P = concentração do produto

P_{max} = concentração do produto que cessa o crescimento microbiano

3. METODOLOGIA

3.1. Sistema

A linguagem Python foi criada em 1990 por Guido van Rossum e foi escolhida por se destacar em alguns aspectos diante de outras linguagens. Seu diferencial é por ser escrita de forma intuitiva e de fácil entendimento, tornando o seu aprendizado mais natural. Sua licença é gratuita, o que universaliza e amplia suas aplicações. Além disso, existe uma grande quantidade de pacotes para funções de cálculo numérico para os problemas que são mais comuns, o que pode facilitar sua solução. Exemplos de pacotes utilizados nesse trabalho são: “*pandas*” usado para manipular dados em tabelas; “*numpy*” oferecendo as principais funções para manipular matrizes; “*matplotlib*” oferecendo uma série de recursos para geração de gráficos; “*math*” que disponibiliza uma série de funções matemáticas prontas; e “*Scipy*” utilizada para cálculos numéricos, como integrais, otimização e resolução de equações diferenciais.

A programação foi desenvolvida dentro do Jupyter Notebook, que é uma ferramenta de licença liberada e permite interação entre os textos e a programação em si. Portanto, facilita a compreensão do leitor e os resultados podem ser discutidos ao longo do trabalho, como exemplo presente trabalho foi disponibilizado no Anexo I.

3.2. Ajuste de curvas

Em engenharia é muito comum buscar equações que se aproximem dos pontos experimentais. Nem sempre será possível uma equação que descreva os dados experimentais de forma exata, mas busca-se a equação com menor número de parâmetros que mais se aproxime desses pontos.

Considerando um ajuste polinomial para n pontos quaisquer, qualquer polinômio com grau maior ou igual a $n-1$ gerará uma curva que passe exatamente em cima dos pontos. Quanto maior o grau da equação, mais garantia que a curva passe exatamente em cima dos pontos. Por outro lado, quanto maior o grau menor a garantia que a curva passe no ponto médio, isto é chamado de fenômeno de *Range*. Além do mais, não existe garantia que o ajuste exato seja facilmente descoberto, em alguns casos, poderia exigir um

esforço computacional muito grande, o que não valeria a pena. Portanto, procurou se encontrar o melhor ajuste com o menor número de parâmetros possível.

Existem uma série de funções de ajuste de curva e otimização incluídas na linguagem *Python* inserida dentro da biblioteca *Scipy*. Dentre elas, o *ODE int* que permite a integração de um sistema de equações diferenciais ordinárias e o *Curve Fit* que permite ajustar os dados de uma função não linear, usando o método de *Levenberg-Marquadt* para encontrar os parâmetros.

3.3. Validação dos dados

A cervejaria Montagna faz o acompanhamento diário de consumo de substrato utilizando um refratômetro que entrega os dados em °Brix e é esperado que ao final do processo, a concentração de álcool seja 4,6°GL, enquanto a cinética proposta por este trabalho entrega resultados em g/L. Portanto, para comparar os dados obtidos a partir do modelo matemático com os dados experimentais foi preciso converter os dados de g/L para °Brix. Segundo AWRI, 2016, a equação (7) é a melhor forma de relacionar concentração de açúcar (g/L) e °Brix.

$$S_0 = B_0 * SG * 10 * 0,9982 \quad (7)$$

No qual, B_0 representa °Brix inicial e SG é a relação entre a densidade da cerveja e a densidade da água e pode ser calculado de acordo com a equação (8).

$$SG = 1,000898 + 3,859118 * 10^{-3} * B_0 + 1,370735 * 10^{-5} * B_0^2 + 3,742517 * 10^{-8} * B_0^3 \quad (8)$$

Grau GL é uma razão volume/volume, que relaciona a quantidade em mililitros de álcool absoluto em 100 mililitros de substância. A densidade da mistura etanol/água varia com a concentração do álcool, contudo, como no caso da cerveja a concentração de álcool é muito baixa, essa variação foi desconsiderada e a conversão de g/L para °GL foi feita.

3.4. Fluxograma de equipamentos

Para a construção do fluxograma de processos foi utilizado o LibreOffice Draw, um software livre desenvolvido pela organização sem fins lucrativos The

Document Foundation. Primeiro foi montado um diagrama de blocos que representava cada etapa do processo com suas respectivas entradas e saídas. Posteriormente, o fluxograma de etapas evoluiu para um diagrama de blocos que representava cada um dos equipamentos detalhadamente. Com esta etapa realizada, a inserção dos equipamentos foi feita com o auxílio da extensão “NCE – Chemical Engineering Symbols”, que forneceu os símbolos necessários para a realização do trabalho. Várias visitas a cervejaria foram feitas para garantir a realização desse procedimento de forma apropriada.

4. RESULTADOS E DISCUSSÕES

4.1. Fluxograma de equipamentos

Na construção de um projeto é importante a elaboração de um fluxograma de equipamentos, dentre os benefícios estão a prevenção de falhas, oportunidades de melhorias e permitir uma visão clara do processo. Ao se deparar com problemas na produção, o mapeamento do processo é importante para ajudar encontrar a causa raiz. A Figura (4) mostra o fluxograma construído em 2019 e evidencia todas as entradas e saídas do processo cervejeiro da Montagna.

Por meio deste fluxograma, é possível perceber as entradas de ingredientes: malte, água, lúpulo, CO₂, O₂, clarificantes e levedura e insumos: gás de cozinha. Está identificado as saídas do sistema como torta, ésteres e contaminantes. Os equipamentos e suas capacidade também são identificados.

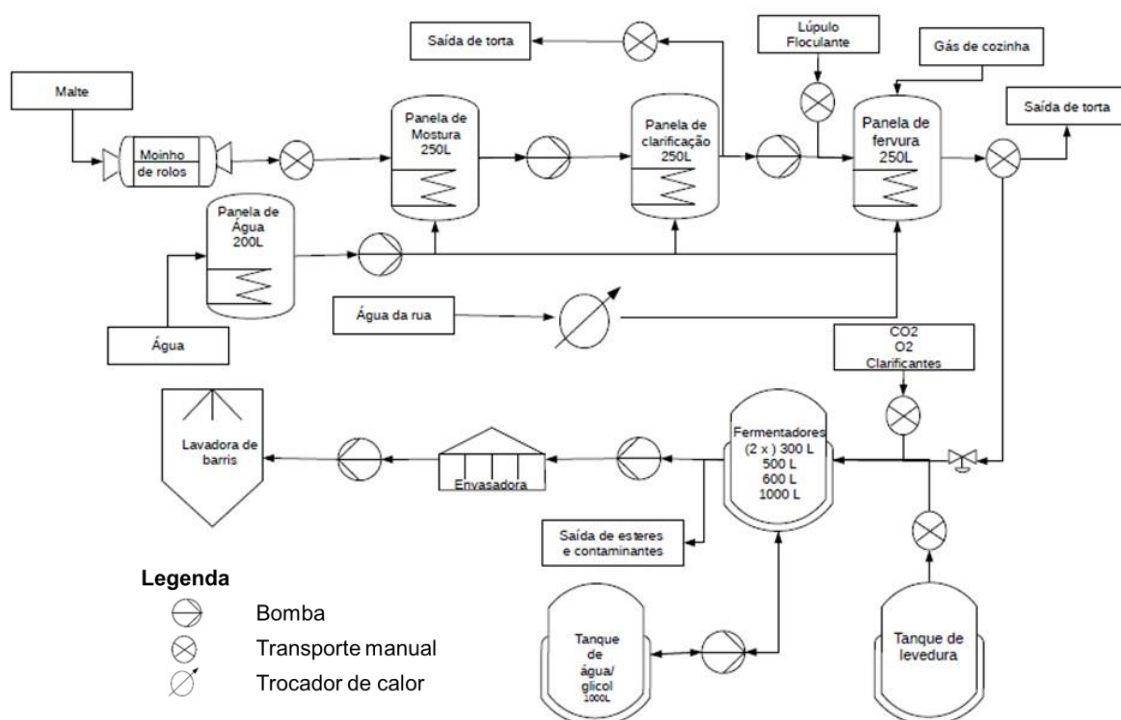


Figura 4: Etapas básicas de produção da cerveja.

4.2. Modelagem matemática

As condições iniciais de concentração de substrato, massa celular e produto foram cedidas pela cervejaria Montagna, assim esperava-se que as concentrações finais de produto e substrato estivessem próximas da realidade da cervejaria. Portanto, para validar o modelo foram coletados dados diários da concentração de substrato durante 30 dias de fermentação, correspondente a 720 horas de fermentação.

A cinética de Monod é uma equação simples que contém alguns parâmetros que variam de acordo com as condições do meio, sendo eles P_{max} , μ_{max} e K_S . Esses parâmetros possuem uma certa sensibilidade no processo e por isso, optou-se por validar essa sensibilidade. Para isso, foi feita uma simulação variando 10% do valor inicial e como ponto de partida da modelagem foi definido valores típicos sugeridos por Oliveira, 2017. O resultado é representado pela Figura 5.

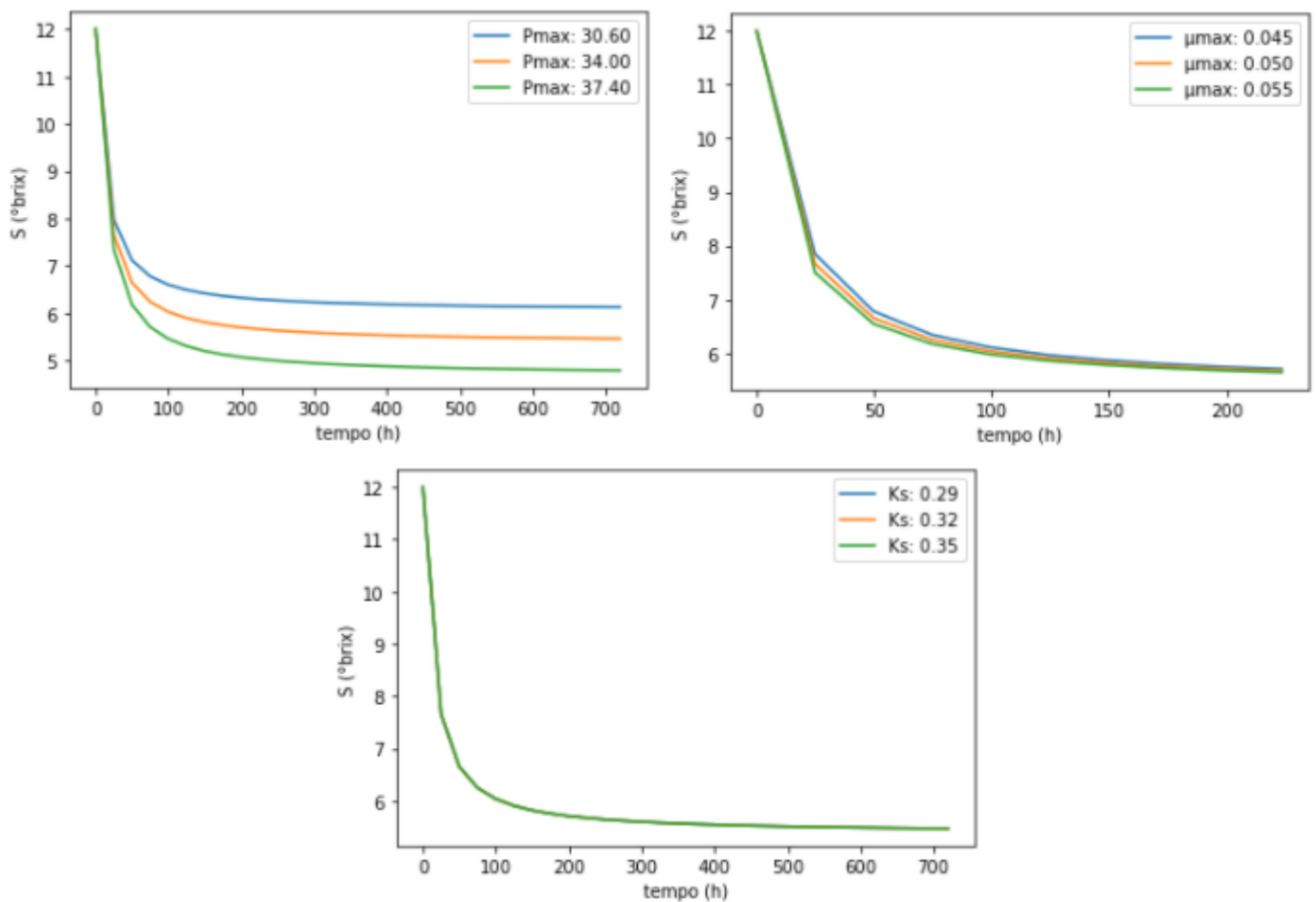


Figura 5: simulação dos parâmetros P_{max} , μ_{max} e K_S , utilizando valores típicos fornecidos por Oliveira, 2017, com variação de 10%.

Ao observar a Figura 5 é possível observar que K_S não influencia de forma visível na curva da equação, por outro lado, existe uma variação considerável de P_{max} , indicando que o sistema é altamente sensível a esse parâmetro. Mesmo a variação visível de μ_{max} não ter sido tão alta, esse parâmetro foi incluído no ajuste de curvas para aumentar a confiabilidade do trabalho. Portanto, para ajustar o modelo, foi usado um método de regressão não linear para encontrar os melhores valores de P_{max} e μ_{max} e foram obtidos os valores de $33,46 \text{ g/L}$ e $0,0165 \text{ h}^{-1}$ respectivamente. O resultado é representado pela Figura (6) e é possível perceber que o modelo matemático, proposto por este trabalho e foi baseado no modelo de Monod, está bem próximo da curva experimental cedida pela cervejaria.

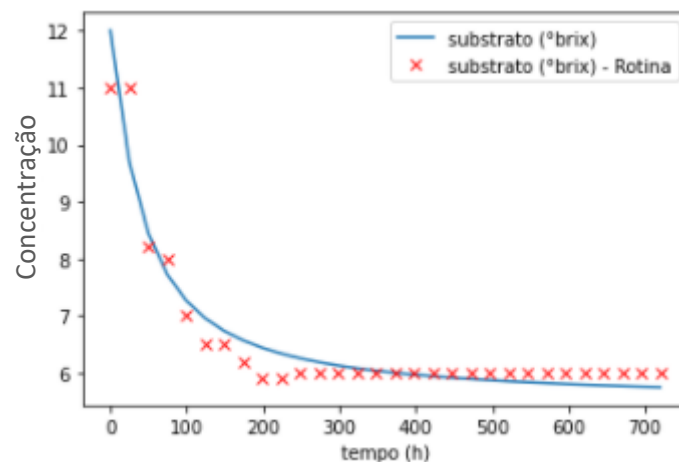


Figura 6: Ajuste dos pontos experimentais usando $33,46 \text{ g/L}$ e $0,0165 \text{ h}^{-1}$ para P_{max} e μ_{max} respectivamente.

Com o modelo validado com os dados da cervejaria e com os valores dos parâmetros de P_{max} e μ_{max} encontrados, é possível prever a evolução da concentração de álcool e biomassa. Para isso, as equações (2), (3), (4) e (6) foram plotadas em um gráfico, representado pela Figura (7).

Ao observar a Figura (7) é possível perceber uma ótima aproximação da fase

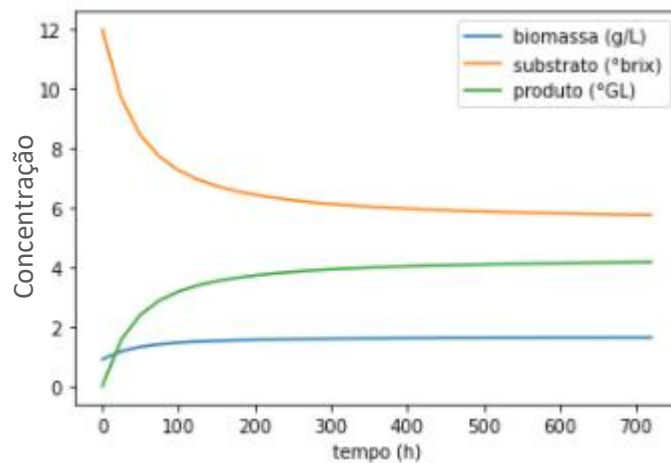


Figura 7: Comportamento da concentração de biomassa, substrato e produto, utilizando o modelo cinético de Monod de crescimento microbiano, com concentrações iniciais cedidas pela cervejaria Montagna.

exponencial e estacionária com a literatura, gráfico de Hiss, 2001, evidenciado pela Figura (3). A fase de crescimento exponencial é bem visível no gráfico e corresponde com o maior consumo de substrato e aumento da concentração de produto. Também pode ser observado, que durante a fase estacionária da levedura, a produção de álcool se mantém proporcional ao consumo de substrato, até este último chegar ao marco de 5,75 °Brix e assim, todas as curvas chegam ao seu estado constante.

5. CONCLUSÕES

A concentração final de açúcar encontrada pelo modelo cinético proposto neste trabalho, baseado no modelo de Monod com inibição pelo produto, foi de 5,75 °Brix, enquanto para os dados obtidos do ponto experimental foram de 6,0 °Brix. Como neste trabalho foi considerado um reator ideal, é esperado que dados experimentais carreguem consigo erros inerentes ao processo. Do mesmo modo, não é possível garantir se a mistura do fermentador é a ideal ou mesmo manter a temperatura constante durante o processo. Como as equações usadas foram muito simplificadas, existem outros parâmetros que podem influenciar no processo que não foram considerados, como por exemplo a diferença de temperatura. Em síntese, é possível considerar o modelo proposto por este trabalho, baseado no modelo de Monod, com os valores 33,46 g/L, 0,0165h⁻¹ e 32,0 g/L, para os parâmetros de P_{max} , μ_{max} e K_S , respectivamente, representativos para simular a fermentação da cervejaria Montagna.

Para complementar este trabalho, pode ser realizado uma simulação aumentando a quantidade de variáveis, como influência do consumo de energia para crescimento celular, além de considerar a variação de temperatura no processo fermentativo. Essas proposições poderiam aumentar ainda mais a representatividade da curva. Além disso, com o auxílio do fluxograma poderia ser feito um balanço de massa em cada um dos equipamentos, podendo identificar possíveis desperdícios de processos e assim aumentar a eficiência do sistema.

6. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ABOUMRAD, J., BARCELLOS, Y., **Análise e simulação das operações de mosturação e fermentação no processo de produção de cervejas.** Universidade Federal Fluminense. Trabalho de Conclusão de Curso. Niterói, RJ, 2015.

ANDRÉS-TORO B.; GÍRON-SIERRA J. M.; LÓPEZ-OROZCO J. A.; FERNANDEZ-CONDEZ C.; PEINADO J. M.; GARCIA-OCHOA F. A kinetic model for beer production under industrial operational conditions. **Mathematics and Computers in Simulation.** v. 48, p. 65-74, 1998.

AQUARONE, E., BORZANI, W., SCHMIDELL, W., LIMA, U., **Biotecnologia Industrial.** São Paulo: Blucher, 2001. v. 4.

BRIGGS D. E.; **Brewing Science and Practice.** 1. ed. Woodhead Publishing, 2004.

BAMFORTH C. **BEER: Tap Into The Art of Science of Brewing.** 2. ed. Oxford University, 2003.

BRASIL. Ministério da Agricultura. Decreto n. 2.314, de 04 de setembro de 1997. **Regulamenta a Lei n. 8.918, de 14 de julho de 1994, que dispõe sobre a padronização, a classificação, o registro, a inspeção, a produção e a fiscalização de bebidas.** Brasília, 1997.

CARNEIRO. D. D. **Estudo Computacional Da Etapa Fermentativa Da Produção De Cerveja E Proposta De Uma Estratégia De Controle Para O Processo.** 2010. Dissertação. (Mestre em Ciências). Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro. Seropédica, RJ.

CERVESIA. **A História da Cerveja.** 2005. Disponível em: <<https://www.cervesia.com.br/artigos-tecnicos/cerveja/historia-da-cerveja/1-a-cerveja-e-sua-historia.html>> Acesso em 16 Jan. 2019.

CERVBRASIL. **Associação Brasileira da Indústria da Cerveja.** 2017 Disponível em: <<http://www.cervbrasil.org.br>> Acesso em 16 jan. 2019.

DANTAS, Vitória Nascimento. **A Trajetória da Cultura Cervejeira e Sua Introdução no Brasil**. Universidade Federal De Juiz De Fora. Bacharelado Interdisciplinar em Ciências Humanas. Juiz de Fora, 2016.

DINSLAKEN, D. **Manual do Cervejeiro Caseiro: Um Guia Completo para Iniciantes**. 1 ed. São Paulo: Concerveja, 2015.

GEE, D. A. **Modelling, Optimal Control, State Estimation, and Parameter Identification Applied to a Batch Fermentation Process**. Tese de Ph.D., University of Colorado, 1990.

GUIA DA CERVEJA. **Entrevista: Sebrae Avalia “Novo Normal” e Indica Caminhos Para Lidar com a Crise**. 16 de mai. 2020. Disponível em: <<https://guiadacervejabr.com/entrevista-coronavirus-sebrae-novo-normal/>> Acesso em 13 de set. 2020.

HISS, Haroldo. **Cinética de Processos Fermentativos**. In: SCHMIDELL, Willibaldo et al. *Biotecnologia Industrial*. Brasil: Edgard Blucher, 2001. Cap. 6. p. 93-122.

Perkel, Jeffrey M. **Why Jupyter is data Scientists’s Computational Notebook of Choice**. 2018. Disponível em: <<https://www-nature.ez32.periodicos.capes.gov.br/articles/d41586-018-07196-1>> Acesso em 02 de Abril de 2021.

LEVENSPIEL, Octave. **The Monod Equation: A Revisit and a Generalization to Product Inhibition Situations**. In: LEVENSPIEL, Octave. *OCTAVE LEVENSPIEL: biotechnology and bioengineering*. 22. ed. Oregon: John Wiley & Sons, Inc., 1980. p. 1671-1687.

MAPA, **Ministério da Agricultura, Pecuárias e Abastecimento**. 2018. Disponível em <<http://www.agricultura.gov.br/assuntos/inspecao/produtos-vegetal/a-cerveja-no-brasil>> Acesso em 17 jan. 2019.

Oliveira, Samuel C., et al. **“Kinetic Modeling of 1-G Ethanol Fermentations”**. *Fermentation Processes*, fevereiro de 2017. www.intechopen.com, doi:10.5772/65460.

SEBRAE (SERVIÇO BRASILEIRO DE APOIO ÀS MICRO E PEQUENAS EMPRESAS). **O Lucrativo Mercado da Cerveja: Saiba como Empreender com Sabor.** 16 de dez. 2019. Disponível em: <<https://www.sebrae.com.br/sites/PortalSebrae/artigos/o-lucrativo-mercado-da-cerveja-saiba-como-empreender-com-sabor,e124e4f7f4619610VgnVCM1000004c00210aRCRD>> Acesso em 13 de set. 2020.

SEBRAE (SERVIÇO BRASILEIRO DE APOIO ÀS MICRO E PEQUENAS EMPRESAS). **Potencial de Consumo de Cervejas no Brasil: 2014.** Disponível em: http://www.sebraemercados.com.br/wpcontent/uploads/2015/12/2014_05_20_RT_Mar_Agrn_Cerveja_pdf. Acesso em 15 jan. 2019.

SINDCERV. **Sindicato Nacional da Indústria da Cerveja.** 2014. Disponível em: < <https://sindicerv.com.br> > Acesso em 16 jan. 2019.

7. ANEXO

Simulação_Cinetica_Monod_REV02

July 8, 2021

1 Modelo de fermentação de cerveja

Karina Azevedo Pacheco Orientador: *Gabriel de Castro Fonseca*

1.1 Modelo de crescimento microbiano

A modelagem da fermentação de cerveja usa o clássico Modelo de Monod com um termo de inibição quadrática pelo produto.

$$\mu = \frac{\mu_{max}S}{K_S + S} \left(1 - \frac{P}{P_{max}}\right)^2$$

Uma vez que há escassez de dados empíricos para fazer a validação do modelo (apenas curvas de brix), optou-se por usar equações de balanço tão simples quanto possíveis:

$$\begin{aligned}\frac{dX}{dt} &= \mu X \\ \frac{dS}{dt} &= -\frac{1}{Y_{X/S}}\mu X \\ \frac{dP}{dt} &= \frac{Y_{P/S}}{Y_{X/S}}\mu X\end{aligned}$$

1.2 Execução do Modelo de Monod

```
[21]: import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
import math
import numpy as np
from scipy.integrate import odeint
from scipy.optimize import curve_fit
from scipy.optimize import fsolve
plt.style.use()
```

```
[22]: def cinetica(S,P,Pmax, max,Ks):
    # Modelo cinético:
    = max*S/(Ks+S)*(1-P/Pmax)**2
    return
```

```

def modelo(z,t,Pmax, max,Ks):
    # Variáveis dependentes:
    X, S, P = z
    # Cinética:
    = cinetica(S,P,Pmax, max,Ks)
    # Parâmetros:
    Yxs = 0.011 # g[biomassa]/g[substrato], valor típico
    Yps = 0.48 # g[produto]/g[substrato], valor típico
    # Balanços materiais:
    dX = *X
    dS = -dX/Yxs
    dP = Yps/Yxs*dX
    return dX, dS, dP

```

```

[23]: # tempo de integração:
t = np.linspace(0,30,30)
t = np.multiply(t,24)

# condições iniciais:
B0 = 12 # °brix
X0 = 0.9 # g/L
P0 = 0 # g/L

#conversão de °brix para g/L
SG = (1.000898 + 3.859118*B0*10**(-3) + 1.370735*B0*B0*10**(-5) + 3.
→742517*B0*B0*B0*10**(-8)) #p/15°C
S0 = B0*SG*10*.9982 #g/L

z0 = [ X0, S0, P0 ]

# Parâmetros:
Ks_0 = 0.32 # g/L
Pmax_0 = 34 # g/L
max_0 = 0.05 # /h

# solução do problema
X, S, P = [ odeint(modelo,z0,t[:30],args=(Pmax_0, max_0,Ks_0))[:,i] for i in
→range(3) ]

#Conversão
def Y(B):
    SG = (1.000898 + 3.859118*B*10**(-3) + 1.370735*B*B*10**(-5) + 3.
→742517*B*B*B*10**(-8))
    return B * SG * 10 * .9982

def ConverteBrix(B,S):

```

```

    zero = S - Y(B)
    return zero

B0=np.linspace(0,30,30)
Brix_0 = fsolve(ConvertBrix,B0, args=(S,))
oGL_0 = P/7.7

n = 30

# gráficos
plt.plot(t[:n],X[:n], label = "biomassa (g/L)")
plt.plot(t[:n],Brix_0[:n], label = "substrato (°brix)")
plt.plot(t[:n],oGL_0[:n], label = "produto (°GL)")
plt.legend()
plt.xlabel("tempo (h)")

Dados_0 = pd.Series({'Pmax (g/L)': f"{Pmax_0:.2f}",
                    'max (/h)': f"{max_0:.4f}",
                    'Ks (g/L)': f"{Ks_0:.2f}",
                    'P (°GL)': f"{oGL_0[-1]:.2f}",
                    'S (°brix)': f"{Brix_0[-1]:.2f}"})

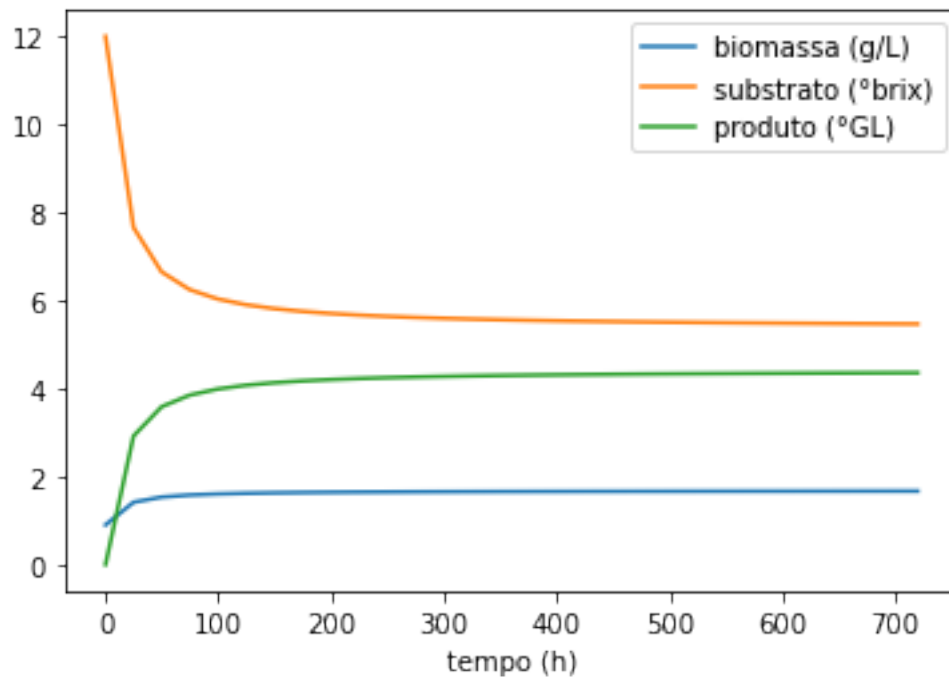
df = pd.DataFrame([Dados_0])
df

```

```

[23]:   Pmax (g/L)  max (/h)  Ks (g/L)  P (°GL)  S (°brix)
0      34.00    0.0500    0.32    4.36    5.47

```



2 Validação do Modelo de Monod

2.0.1 Rotina da cervejaria

```
[24]: rotina = pd.read_excel("Rotina.xlsx")
      rotina[:5]

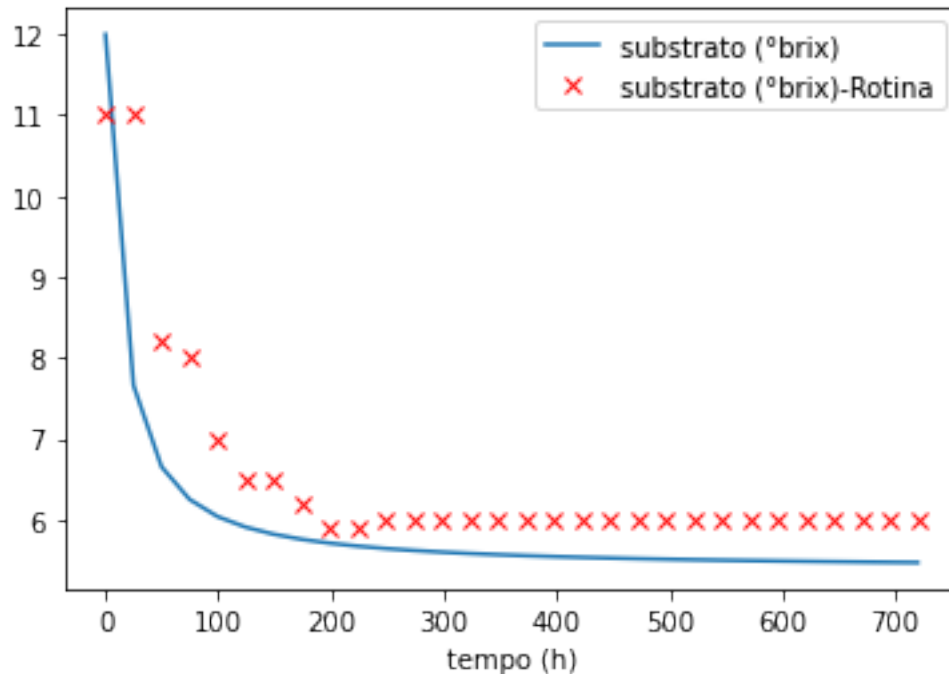
      C1 = rotina.C1.values
      B1 = rotina.B1.values
      C2 = rotina.C2.values
      B2 = rotina.B2.values
      C3 = rotina.C3.values
      B3 = rotina.B3.values
      C4 = rotina.C4.values
      B4 = rotina.B4.values
      C5 = rotina.C5.values
      B5 = rotina.B5.values
      C6 = rotina.C6.values
      B6 = rotina.B6.values
      C7 = rotina.C7.values
      B7 = rotina.B7.values
      C8 = rotina.C8.values
      B8 = rotina.B8.values

      #Conversão de °brix para g/L
      SG = (1.000898 + 3.859118*B1*10**(-3) + 1.370735*B1*B1*10**(-5) + 3.
      ↪742517*B1*B1*B1*10**(-8)) #p/15°C
      S1 = B1*SG*10*.9982 #g/L
```

2.0.2 Comparando o modelo com os dados da rotina

```
[25]: plt.plot(t[:n],Brix_0[:n], label = "substrato (°brix)")
      plt.plot(t[:n],B1[:n], 'rx',label="substrato (°brix)-Rotina")
      plt.legend()
      plt.xlabel("tempo (h)")
```

```
[25]: Text(0.5, 0, 'tempo (h)')
```



3 Teste de sensibilidade paramétrica

3.0.1 Sensibilidade do parâmetro Pmax

Teste 1

```
[26]: Pmax_1 = Pmax_0*.9 # g/L

X, S, P = [ odeint(modelo,z0,t[:30],args=(Pmax_1, max_0,Ks_0))[:,i] for i in
↳range(3) ]
Brix_1 = fsolve(ConvertBrix,B0, args=(S,))
oGL_1 = P/7.7
```

Teste 2

```
[27]: Pmax_2 = Pmax_0*1.1 # g/L

X, S, P = [ odeint(modelo,z0,t[:30],args=(Pmax_2, max_0,Ks_0))[:,i] for i in
↳range(3) ]
Brix_2 = fsolve(ConvertBrix,B0, args=(S,))
oGL_2 = P/7.7
```

```
[28]: # gráficos
plt.plot(t[:30],Brix_1[:30], label = f"Pmax: {Pmax_1:.2f}")
plt.plot(t[:30],Brix_0[:30], label = f"Pmax: {Pmax_0:.2f}")
plt.plot(t[:30],Brix_2[:30], label = f"Pmax: {Pmax_2:.2f}")
```

```

plt.legend()
plt.xlabel("tempo (h)")
plt.ylabel("S (°brix)")

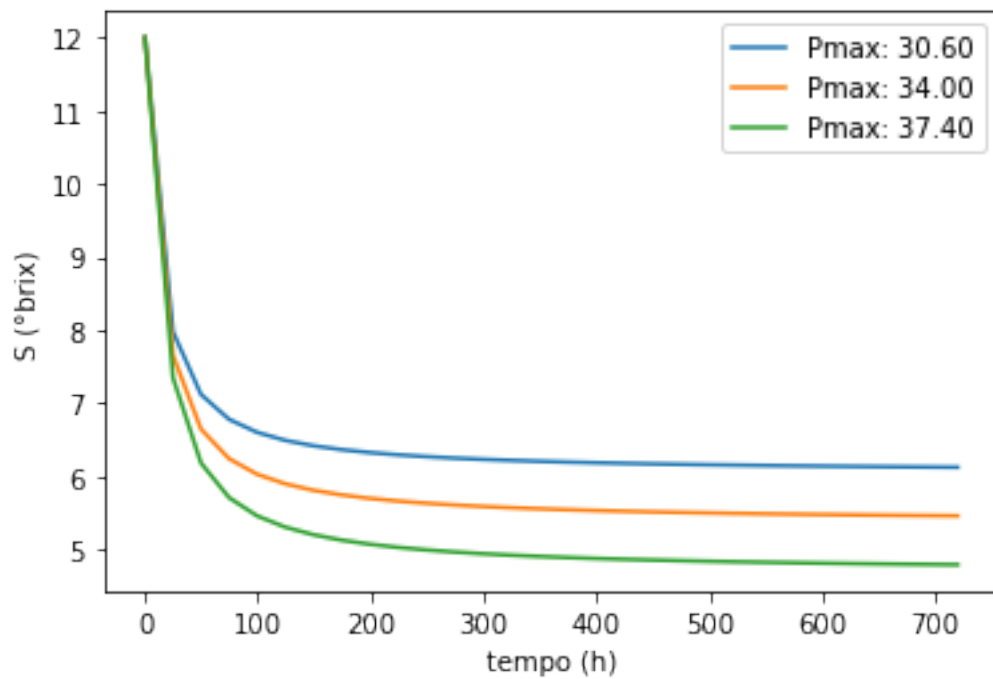
Dados_1 = pd.Series({'Pmax (g/L)': f"{Pmax_1:.2f}",
                    'max (/h)': f"{max_0:.4f}",
                    'Ks (g/L)': f"{Ks_0:.2f}",
                    'P (°GL)': f"{oGL_1[-1]:.2f}",
                    'S (°brix)': f"{Brix_1[-1]:.2f}"})
Dados_2 = pd.Series({'Pmax (g/L)': f"{Pmax_2:.2f}",
                    'max (/h)': f"{max_0:.4f}",
                    'Ks (g/L)': f"{Ks_0:.2f}",
                    'P (°GL)': f"{oGL_2[-1]:.2f}",
                    'S (°brix)': f"{Brix_2[-1]:.2f}"})

df = pd.DataFrame([Dados_1, Dados_0, Dados_2])
df

```

[28]:

	Pmax (g/L)	max (/h)	Ks (g/L)	P (°GL)	S (°brix)
0	30.60	0.0500	0.32	3.92	6.13
1	34.00	0.0500	0.32	4.36	5.47
2	37.40	0.0500	0.32	4.79	4.80



3.0.2 Sensibilidade do parâmetro max

Teste 3

```
[29]: max_3 = max_0*.9 # /h

X, S, P = [ odeint(modelo,z0,t[:30],args=(Pmax_0, max_3,Ks_0))[:,i] for i in
↳range(3) ]
Brix_3 = fsolve(ConverteBrix,B0, args=(S,))
oGL_3 = P/7.7
```

Teste 4

```
[30]: max_4 = max_0*1.1 # /h

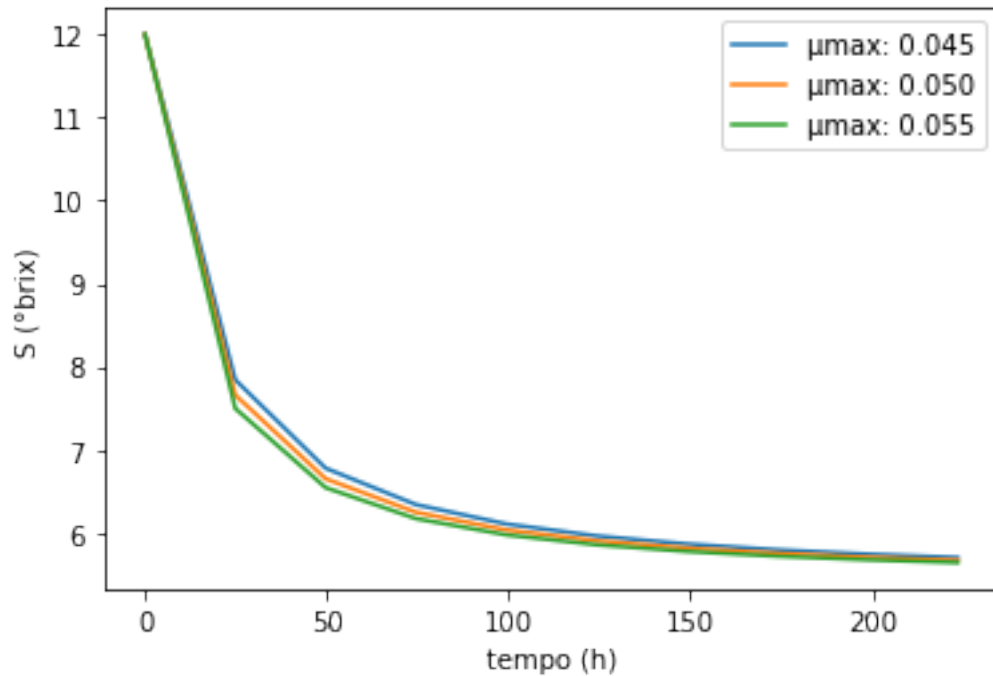
X, S, P = [ odeint(modelo,z0,t[:30],args=(Pmax_0, max_4,Ks_0))[:,i] for i in
↳range(3) ]
Brix_4 = fsolve(ConverteBrix,B0, args=(S,))
oGL_4 = P/7.7
```

```
[31]: # gráficos
plt.plot(t[:10],Brix_3[:10], label = f"max: {max_3:.3f}")
plt.plot(t[:10],Brix_0[:10], label = f"max: {max_0:.3f}")
plt.plot(t[:10],Brix_4[:10], label = f"max: {max_4:.3f}")
plt.legend()
plt.xlabel("tempo (h)")
plt.ylabel("S (°brix)")

Dados_3 = pd.Series({'Pmax (g/L)': f"{Pmax_0:.2f}",
                    'max (/h)': f"{max_3:.4f}",
                    'Ks (g/L)': f"{Ks_0:.2f}",
                    'P (°GL)': f"{oGL_3[-1]:.2f}",
                    'S (°brix)': f"{Brix_3[-1]:.2f}"})
Dados_4 = pd.Series({'Pmax (g/L)': f"{Pmax_0:.2f}",
                    'max (/h)': f"{max_4:.4f}",
                    'Ks (g/L)': f"{Ks_0:.2f}",
                    'P (°GL)': f"{oGL_4[-1]:.2f}",
                    'S (°brix)': f"{Brix_4[-1]:.2f}"})

df = pd.DataFrame([Dados_3, Dados_0, Dados_4])
df
```

```
[31]: Pmax (g/L) max (/h) Ks (g/L) P (°GL) S (°brix)
0      34.00    0.0450    0.32    4.35    5.48
1      34.00    0.0500    0.32    4.36    5.47
2      34.00    0.0550    0.32    4.36    5.46
```



3.0.3 Sensibilidade do parâmetro Ks

Teste 5

```
[32]: Ks_5 = Ks_0*.9 #g/L

X, S, P = [ odeint(modelo,z0,t[:30],args=(Pmax_0, max_0,Ks_5))[:,i] for i in
↳range(3) ]
Brix_5 = fsolve(ConverteBrix,B0, args=(S,))
oGL_5 = P/7.7
```

Teste 6

```
[33]: Ks_6 = Ks_0*1.1 #g/L

# solução do problema
X, S, P = [ odeint(modelo,z0,t[:30],args=(Pmax_0, max_0,Ks_6))[:,i] for i in
↳range(3) ]
Brix_6 = fsolve(ConverteBrix,B0, args=(S,))
oGL_6 = P/7.7
```

```
[34]: # gráficos
plt.plot(t[:30],Brix_5[:30], label = f"Ks: {Ks_5:.2f}")
plt.plot(t[:30],Brix_0[:30], label = f"Ks: {Ks_0:.2f}")
plt.plot(t[:30],Brix_6[:30], label = f"Ks: {Ks_6:.2f}")
plt.legend()
```

```

plt.xlabel("tempo (h)")
plt.ylabel("S (°brix)")

Dados_5 = pd.Series({'Pmax (g/L)': f"{Pmax_0:.2f}",
                    'max (/h)': f"{max_0:.4f}",
                    'Ks (g/L)': f"{Ks_5:.2f}",
                    'P (°GL)': f"{oGL_5[-1]:.2f}",
                    'S (°brix)': f"{Brix_5[-1]:.2f}"})
Dados_6 = pd.Series({'Pmax (g/L)': f"{Pmax_0:.2f}",
                    'max (/h)': f"{max_0:.4f}",
                    'Ks (g/L)': f"{Ks_6:.2f}",
                    'P (°GL)': f"{oGL_6[-1]:.2f}",
                    'S (°brix)': f"{Brix_6[-1]:.2f}"})

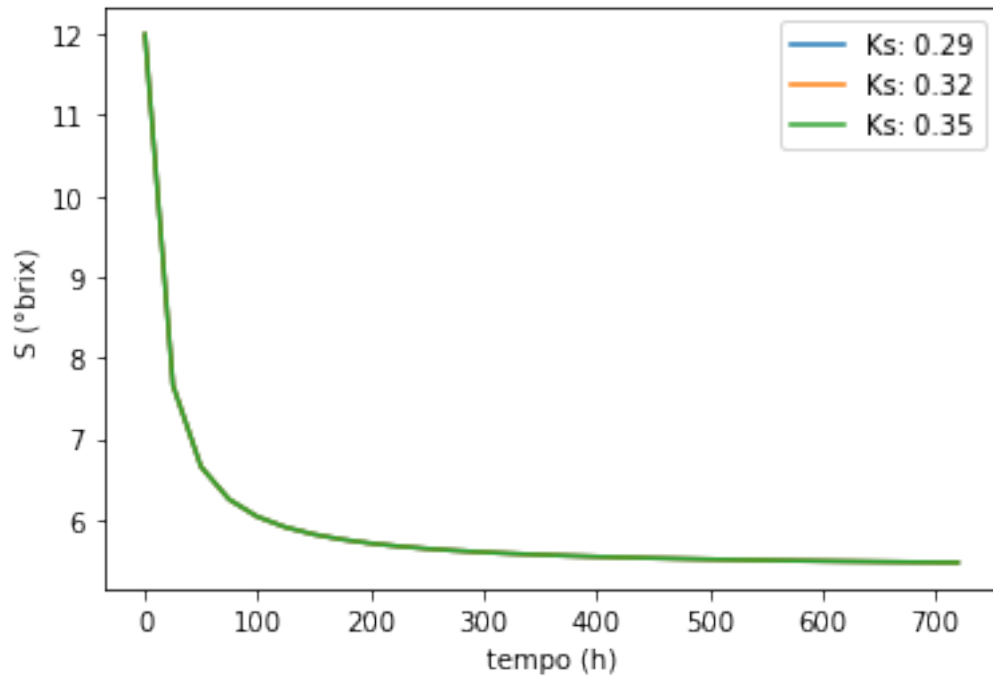
df = pd.DataFrame([Dados_5, Dados_0, Dados_6])
df

```

```

[34]:   Pmax (g/L)  max (/h)  Ks (g/L)  P (°GL)  S (°brix)
0      34.00    0.0500    0.29    4.36    5.47
1      34.00    0.0500    0.32    4.36    5.47
2      34.00    0.0500    0.35    4.36    5.47

```



4 Regressão linear para encontrar melhores valores para Pmax e max

```
[35]: #usando Brix 1
#Os dois parâmetros mais relevantes são o  $\mu_{max}$  e  $P_{max}$ .

def cinetica(S,P,Pmax, max):
    # Modelo cinético:
    = max*S/(Ks_0+S)*(1-P/Pmax)**2
    return

def modelo(z,t,Pmax, max):
    # Variáveis dependentes:
    X, S, P = z
    # Cinética:
    = cinetica(S,P,Pmax, max)
    # Parâmetros:
    Yxs = 0.011 # g[biomassa]/g[substrato], valor típico
    Yps = 0.48 # g[produto]/g[substrato], valor típico
    # Balanços materiais:
    dX = *X
    dS = -dX/Yxs
    dP = Yps/Yxs*dX
    return dX, dS, dP

def eqdif(t,Pmax, max):
    x, s, p = [ odeint(modelo,z0,t[:30],args=(Pmax, max))[:,i] for i in
    ↪range(3) ]
    return s

[Pmax_7, max_7], _ = curve_fit(eqdif,t[:30],S1[:30])

X, S, P = [ odeint(modelo,z0,t[:30],args=(Pmax_7, max_7))[:,i] for i in
    ↪range(3) ]

#Conversão
def Y(B):
    SG = (1.000898 + 3.859118*B*10**(-3) + 1.370735*B*B*10**(-5) + 3.
    ↪742517*B*B*B*10**(-8))
    return B * SG * 10 * .9982

def ConverteBrix(B,S):
    zero = S - Y(B)
    return zero

B0=np.linspace(0,30,30)
Brix_7 = fsolve(ConverteBrix,B0, args=(S,))
```

```

oGL_7 = P/7.7

# gráficos
plt.plot(t[:30],Brix_7[:30], label = "substrato (°brix)")
plt.plot(t[:30],B1[:30], 'rx',label="substrato (°brix) - Rotina")
plt.legend()
plt.xlabel("tempo (h)")
plt.ylabel("S (°brix)")

Dados_7 = pd.Series({'Pmax (g/L)': f"{Pmax_7:.2f}",
                    'max (/h)': f"{max_7:.4f}",
                    'Ks (g/L)': f"{Ks_0:.2f}",
                    'P (°GL)': f"{oGL_7[-1]:.2f}",
                    'S (°brix)': f"{Brix_7[-1]:.2f}"})

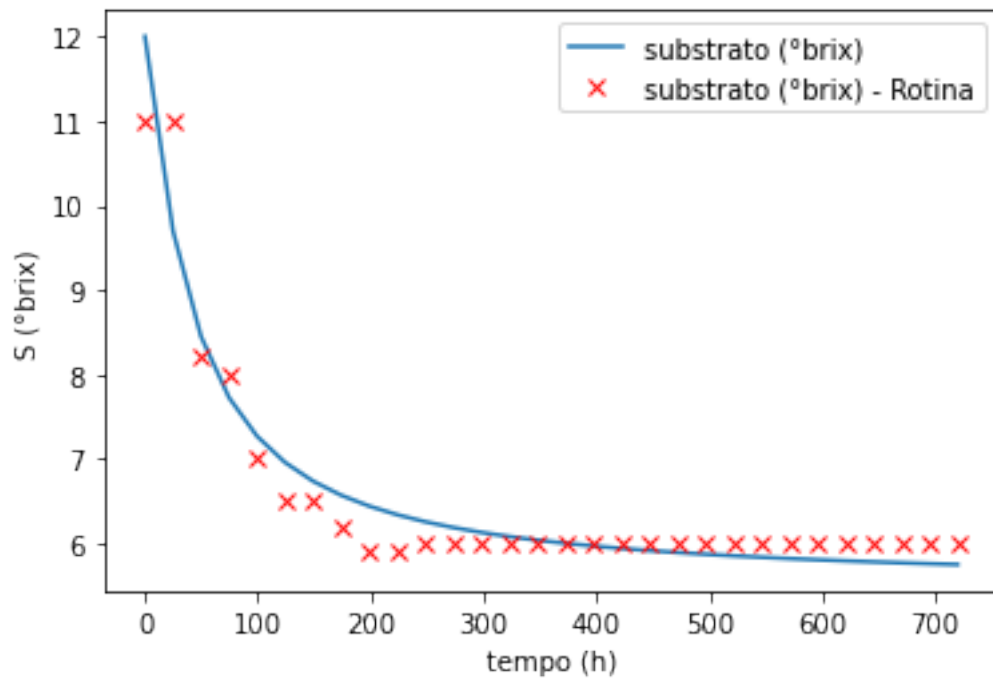
df = pd.DataFrame([Dados_7])
df

```

```

[35]:   Pmax (g/L)  max (/h)  Ks (g/L)  P (°GL)  S (°brix)
0      33.46    0.0165    0.32    4.17    5.75

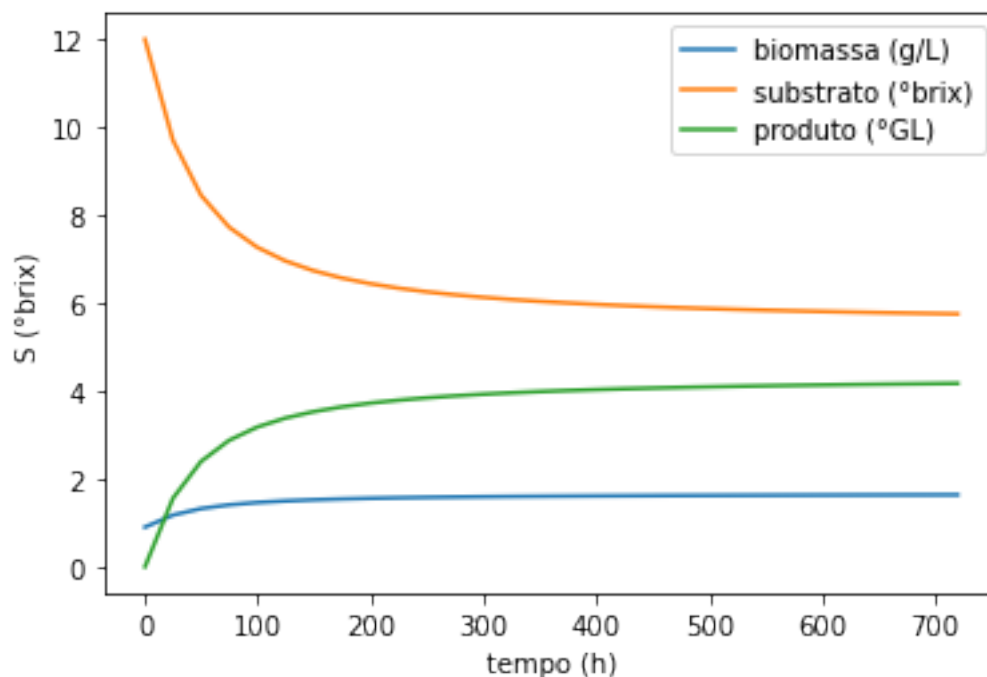
```



5 Simulação Final utilizando os novos parâmetros de Pmax e max

```
[37]: plt.plot(t[:n],X[:n], label = "biomassa (g/L)")
plt.plot(t[:n],Brix_7[:n], label = "substrato (°brix)")
plt.plot(t[:n],oGL_7[:n], label = "produto (°GL)")
plt.legend()
plt.xlabel("tempo (h)")
plt.ylabel("S (°brix)")
```

```
[37]: Text(0, 0.5, 'S (°brix)')
```



6 Tabela de resumo dos dados

```
[36]: Dados_0 = pd.Series({'Legenda': 'Chute inicial',
                          'Pmax (g/L)': f"{Pmax_0:.2f}",
                          'max (/h)': f"{max_0:.4f}",
                          'Ks (g/L)': f"{Ks_0:.2f}",
                          'P (°GL)': f"{oGL_0[-1]:.2f}",
                          'S (°brix)': f"{Brix_0[-1]:.2f}"})
Dados_1 = pd.Series({'Legenda': 'Teste Pmax',
                    'Pmax (g/L)': f"{Pmax_1:.2f}",
                    'max (/h)': f"{max_0:.4f}",
                    'Ks (g/L)': f"{Ks_0:.2f}",
                    'P (°GL)': f"{oGL_1[-1]:.2f}",
```

```

        'S (°brix)': f"{Brix_1[-1]:.2f}")
Dados_2 = pd.Series({'Legenda': '',
                    'Pmax (g/L)': f"{Pmax_2:.2f}",
                    'max (/h)': f"{max_0:.4f}",
                    'Ks (g/L)': f"{Ks_0:.2f}",
                    'P (°GL)': f"{oGL_2[-1]:.2f}",
                    'S (°brix)': f"{Brix_2[-1]:.2f}")
Dados_3 = pd.Series({'Legenda': 'Teste max',
                    'Pmax (g/L)': f"{Pmax_0:.2f}",
                    'max (/h)': f"{max_3:.4f}",
                    'Ks (g/L)': f"{Ks_0:.2f}",
                    'P (°GL)': f"{oGL_3[-1]:.2f}",
                    'S (°brix)': f"{Brix_3[-1]:.2f}")
Dados_4 = pd.Series({'Legenda': '',
                    'Pmax (g/L)': f"{Pmax_0:.2f}",
                    'max (/h)': f"{max_4:.4f}",
                    'Ks (g/L)': f"{Ks_0:.2f}",
                    'P (°GL)': f"{oGL_4[-1]:.2f}",
                    'S (°brix)': f"{Brix_4[-1]:.2f}")
Dados_5 = pd.Series({'Legenda': 'Teste Ks',
                    'Pmax (g/L)': f"{Pmax_0:.2f}",
                    'max (/h)': f"{max_0:.4f}",
                    'Ks (g/L)': f"{Ks_5:.2f}",
                    'P (°GL)': f"{oGL_5[-1]:.2f}",
                    'S (°brix)': f"{Brix_5[-1]:.2f}")
Dados_6 = pd.Series({'Legenda': '',
                    'Pmax (g/L)': f"{Pmax_0:.2f}",
                    'max (/h)': f"{max_0:.4f}",
                    'Ks (g/L)': f"{Ks_6:.2f}",
                    'P (°GL)': f"{oGL_6[-1]:.2f}",
                    'S (°brix)': f"{Brix_6[-1]:.2f}")
Dados_7 = pd.Series({'Legenda': 'Resultado Final',
                    'Pmax (g/L)': f"{Pmax_7:.2f}",
                    'max (/h)': f"{max_7:.4f}",
                    'Ks (g/L)': f"{Ks_0:.2f}",
                    'P (°GL)': f"{oGL_7[-1]:.2f}",
                    'S (°brix)': f"{Brix_7[-1]:.2f}")

df = pd.DataFrame([Dados_0, Dados_1, Dados_2, Dados_3, Dados_4, Dados_5,
↪Dados_6, Dados_7])
df

```

[36]:

	Legenda	Pmax (g/L)	max (/h)	Ks (g/L)	P (°GL)	S (°brix)
0	Chute inicial	34.00	0.0500	0.32	4.36	5.47
1	Teste Pmax	30.60	0.0500	0.32	3.92	6.13
2		37.40	0.0500	0.32	4.79	4.80
3	Teste max	34.00	0.0450	0.32	4.35	5.48

4		34.00	0.0550	0.32	4.36	5.46
5	Teste Ks	34.00	0.0500	0.29	4.36	5.47
6		34.00	0.0500	0.35	4.36	5.47
7	Resultado Final	33.46	0.0165	0.32	4.17	5.75

[]: