

ANÁLISE DOS PARÂMETROS MAIS INFLUENTES PARA A PRODUÇÃO DE BIOGÁS CONSIDERANDO UM MODELO COMPUTACIONAL ADAPTADO

Gustavo dos Santos Oliveira¹ – gustavo.oliveira2015@engenharia.ufjf.br

Guilherme Henrique da Silva² – guilherme.silva1@ufv.br

Marcelo Henrique Otenio² – marcelo.otenio@embrapa.br

Bárbara de M Quintela¹ – barbara.quintela@ufjf.br

¹ Universidade Federal de Juiz de Fora – PPGMC/UFJF – Juiz de Fora, MG, Brazil

² Universidade Federal de Viçosa - Viçosa, MG, Brazil

³ Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária - EMBRAPA - Juiz de Fora, MG, Brazil

Resumo: O presente trabalho apresenta uma análise detalhada dos parâmetros mais influentes na produção de biogás utilizando um modelo computacional adaptado. A pesquisa foi motivada pela crescente demanda por fontes alternativas de energia e pela importância do biogás como solução sustentável. O estudo propõe uma modificação em um modelo matemático existente, inserindo uma equação diferencial adicional para representar a dinâmica do substrato no processo de produção de biogás. A estabilidade do modelo foi avaliada pela análise dos autovalores da matriz Jacobiana, confirmando que o sistema é estável e tende a retornar ao equilíbrio após perturbações. Além disso, foi realizada uma análise de sensibilidade utilizando o método de Sobol, que identificou os parâmetros mais críticos para a produção de biogás, como o coeficiente de inibição do crescimento bacteriano e a taxa de consumo do substrato. Esses resultados permitiram ajustes no modelo, melhorando sua precisão ao compará-lo com dados experimentais de laboratório. A simulação do modelo adaptado demonstrou que ele é capaz de reproduzir satisfatoriamente o comportamento observado nos experimentos, principalmente em termos de acúmulo de biogás ao longo do tempo. Os resultados obtidos indicam que o modelo proposto é promissor para o estudo da produção de biogás e pode ser refinado em pesquisas futuras para melhorar ainda mais sua precisão e aplicabilidade em diferentes cenários operacionais. O trabalho destaca a relevância da modelagem computacional na otimização de processos de digestão anaeróbica e na tomada de decisão em projetos de biodigestores.

Palavras-chave: Modelagem Computacional, Equações Diferenciais, Produção de Biogás.

1. INTRODUÇÃO

Atualmente, a procura e o interesse sobre a expansão de fontes alternativas e renováveis de energia para que sejam supridas as demandas energéticas cresce de forma conjunta à preocupação com o esgotamento dos combustíveis de origem fóssil e as consequências que eles trazem ao meio ambiente. Uma alternativa que aparece quando tratamos deste assunto é o biogás, que resulta da decomposição de matéria orgânica de maneira anaeróbica que é diluída em água a partir de biodigestores (ORO; SAUSEN; SAUSEN, 2017).

A modelagem computacional pode ser aplicada para representar a dinâmica de bactérias em um biodigestor e estimar a produção de biogás, utilizando abordagens como modelos estequiométricos, cinéticos e de regressão. Esses métodos permitem otimizar processos, reduzir custos, prever desempenhos em diferentes escalas e avaliar cenários operacionais, fornecendo suporte crucial à tomada de decisões. No entanto, a precisão dos modelos depende da calibração adequada com dados experimentais e a validação de parâmetros. Além da influência de fatores ambientais, especialmente temperatura e pH, que são cruciais para a eficiência do processo de digestão anaeróbica e da variabilidade dos substratos (SILVA, 2024).

O objetivo do presente trabalho é apresentar uma adaptação do modelo matemático que representa a dinâmica de um biodigestor apresentado em (ORO; SAUSEN; SAUSEN, 2017) a partir da inserção de uma equação diferencial representante da variável substrato para estimar a produção de biogás considerando dinâmicas relacionadas a forma de inserção do substrato.

O artigo está organizado de forma a descrever um modelo de reator utilizado para digestão anaeróbia, expressando um sistema equações diferenciais que representam a sua dinâmica de funcionamento juntamente ao crescimento bacteriano e produção de biogás ao longo do tempo. Posteriormente é feita a proposta de inserção de uma nova equação diferencial que representa a alimentação no biodigestor, a partir do novo modelo matemático é feita uma análise de estabilidade do modelo e uma análise de sensibilidade dos parâmetros existentes. Por fim é exibida a simulação do modelo em comparativo com os dados laboratoriais de produção de biogás de (SILVA, 2024) com um ajuste de Gompertz entre seus pontos.

1.1 Trabalhos Correlatos

Durante a revisão bibliográfica, verificou-se o baixo volume de estudos que tratam o substrato em seu modelo e a ausência de um modelo que trate sobre a retroalimentação do substrato no reator juntamente ao seu tempo de retenção hidráulica. A partir da revisão feita, foram levantados 105 estudos que poderiam correlacionar a modelagem computacional com o foco do trabalho, a partir destes foi feita uma filtragem excluindo imediatamente 7 artigos por terem sido publicados a mais de 30 anos e 1 artigo duplicado. Seguindo com a revisão foram excluídos mais 70 estudos da seguinte forma: 19 estudos que não tratavam de biogás com ou sem relação com o substrato, 44 estudos que não utilizavam nenhum modelo matemático e outros 7 estudos de acesso indisponível. Sendo assim, no total foram excluídos 78 estudos e 27 publicações foram consideradas elegíveis para revisão.

A partir da revisão feita, observou-se que a maioria das pesquisas simula a dinâmica do biodigestor a partir de equações diferenciais ordinárias (EDOs) e/ou equações diferenciais parciais (EDPs), (DONOSO-BRAVO et al., 2013). Seguindo pelas que estudam a velocidade das reações a partir da cinética química (KESHTKAR, 2001) e algoritmos de otimização (MARTINEZ et al., 2012). Sendo que, alguns estudos continham mais de uma abordagem podendo correlacionar os modelos citados (CARRERA-CHAPELA et al., 2016; HAUGEN; BAKKE; LIE, 2013).

Em (MARTINEZ et al., 2012) é feita uma proposta de um modelo matemático para uma planta laboratorial para o aproveitamento de descartes orgânicos de frigoríficos. Apresenta equações diferenciais ordinárias para o modelo matemático, para descrever a evolução de ácidos no substrato, a evolução da população bacteriana e uma última é adicionada para descrever a produção de metano. Para solução, é utilizado um algoritmo em duas etapas: primeiramente um algoritmo genético onde se ajusta os parâmetros mais significativos do modelo enquanto o resto é mantido constante. Em segundo, um reajuste de todo o conjunto de parâmetros é realizado com um algoritmo gradiente descendente. Já em (KESHTKAR, 2001),

o artigo trata da geração de biogás a partir do esterco bovino, destacando a importância da hidrólise, além de como compostos complexos e a amônia atrapalham a produção de biogás. O estudo é baseado em equações químicas e de balanço de massa, utilizando estequiometria e cinética química em condições mesófilas (28-45°) e demonstrando como a toxicidade da amônia no processo é influenciada pelo pH. Por outro lado, em (DONOSO-BRAVO et al., 2013) é trabalhado um modelo baseado em equações diferenciais ordinárias (EDOs) simplificado em duas fases da digestão anaeróbia de lodo de esgoto baseado nas condições de bactérias mesófilas (35-37°) e termófilas (50-55°), com cada reator recebendo trabalhando com um tipo de bactéria, utilizando a mesma equação de balanço de massa para os dois tipos e EDOs para representar para representar a dinâmica do biodigestor nos diferentes intervalos de temperatura. Além disso, é realizada uma análise de sensibilidade de parâmetros a partir do método dos mínimos quadrados.

2. MÉTODOS

2.1 Biodigestor Representado

Para a avaliação dos resultados obtidos em ensaios laboratoriais (SILVA, 2024) propôs um estudo do processo de co-digestão anaeróbia utilizando reatores em batelada. O estudo incluiu quatro condições experimentais, variando o percentual de biomassa vegetal de *Arundo donax* L. misturada com águas residuárias de bovinocultura. Foram utilizados reatores experimentais em batelada, especificamente frascos Schott de vidro com capacidade total de 500 mL, sendo 400 mL de volume de reação (mistura) e 100 mL de headspace (volume de gás). Os reatores foram montados em um banho termostático com circulação de água a uma temperatura controlada de 36 °C. Os reatores foram conectados ao sistema de buretas graduadas para armazenar o gás produzido. O volume de biogás produzido foi monitorado e medido diariamente em garrafa Mariotte preenchida com solução de NaCl por meio da movimentação da coluna líquida. O tempo de reação foi de 21 dias.

2.2 Equações do Modelo Matemático

Como mencionado anteriormente, este trabalho tem como objetivo a adaptação do modelo proposto em (ORO; SAUSEN; SAUSEN, 2017) a partir da inserção de uma equação diferencial representante do substrato, o modelo base em questão é descrito da seguinte maneira:

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{dx}{dt} = \alpha x - pxy \\ \frac{dy}{dt} = kx - \beta y \end{array} \right. \quad (1)$$

em que α , β , p e k são constantes positivas que representam: taxa de crescimento das bactérias, taxa de coleta de biogás, taxa de produção do biogás e taxa de inibição do crescimento de bactérias, respectivamente. A variável x representa a quantidade de bactérias e a variável y , expressa a quantidade de biogás.

A partir do modelo descrito acima, com base nos estudos de (ABUNDE NEBA et al., 2020) e (ZHAO, 2004) foi feita uma proposta de adaptação do modelo base de maneira a incluir uma equação diferencial que representa o substrato ao longo do tempo. Além disso, foram adicionadas as constantes γ e μ , enquanto as constantes já existentes: α , β , p e k tiveram

seus valores modificados manualmente baseados na análise de sensibilidade descrita no item 2.4. O modelo adaptado pode ser descrito da seguinte forma:

$$\begin{cases} \frac{ds}{dt} = \mu - \gamma xs & (3) \\ \frac{dx}{dt} = \alpha xs - pxy & (4) \\ \frac{dy}{dt} = kx - \beta y & (5) \end{cases}$$

em que foi incluída uma nova variável para representar o substrato (s) apresentada na Eq (3). Além das constantes descritas anteriormente, tivemos a adição das constantes μ e γ que representam a taxa de inserção de substrato e consumo de substrato pelas bactérias, respectivamente. A Eq. (1) foi modificada para representar que a quantidade de bactérias é proporcional ao substrato, como pode ser observado com a adição da variável s ao primeiro termo da Eq. (4) que representa o crescimento de bactérias.

Todos os parâmetros elencados anteriormente no modelo base e no modelo adaptado serão descritos no item 2.5.

2.3 Análise de Estabilidade do Modelo

Foi realizada uma análise de estabilidade do sistema de equações a fim de observar as perturbações em torno do ponto de equilíbrio para compreender o comportamento dinâmico do sistema e com isso, poder prever e controlar o comportamento dinâmico do sistema em resposta a perturbações. A partir da análise descrita a seguir, observou-se que todos os autovalores do ponto de equilíbrio possuem parte real negativa, o que implica que o sistema é estável e quando sujeito a perturbações, implicando em um sistema oscilatório amortecido.

A partir do modelo adaptado descrito em (2) determinou-se os pontos de equilíbrio a fim de analisar os autovalores da matriz jacobiana da seguinte forma:

2.3.1 Cálculo dos Pontos de Equilíbrio

Considerando as Equações (3) a (5) do Modelo Adaptado:

$$\frac{ds}{dt} = 0 \rightarrow \mu - \gamma xs = 0 \rightarrow \mu = \gamma xs \rightarrow s = \frac{\mu}{\gamma x} \quad (6)$$

$$\frac{dx}{dt} = 0 \rightarrow \alpha xs - pxy = 0 \rightarrow x(\alpha s - py) = 0 \rightarrow x = 0 \text{ ou } \alpha s = py \quad (7)$$

$$\frac{dy}{dt} = 0 \rightarrow kx - \beta y = 0 \rightarrow kx = \beta y \rightarrow \text{se } x = 0, y = 0 \quad (8)$$

O que implica em um ponto de equilíbrio com as seguintes coordenadas: $\left(\frac{\mu}{\gamma x}, 0, 0\right)$ que apresenta uma indeterminação quando $x = 0$.

Considerando x diferente de zero e voltando à Eq. (7) :

$$\alpha s = py \rightarrow s = \frac{py}{\alpha} \quad (9)$$

$$s = \frac{\mu}{\gamma x}$$

$$\frac{dy}{dt} = 0 \rightarrow kx - \beta y = 0 \rightarrow kx = \beta y \rightarrow y = \frac{kx}{\beta} \quad (10)$$

Substituindo y em $s = \frac{py}{\alpha}$, temos:

$$s = \frac{\mu}{\gamma x} = \frac{pkx}{\alpha\beta} \rightarrow \frac{\mu}{\gamma x} = \frac{pkx}{\alpha\beta} \rightarrow x^2 = \frac{\alpha\beta\mu}{\gamma pk} \rightarrow x = \sqrt{\frac{\alpha\beta\mu}{\gamma pk}} \quad (11)$$

O que resulta em outro ponto de equilíbrio com as seguintes coordenadas abaixo:

$$(s, x, y) = \left(\frac{pk}{\alpha\beta} \sqrt{\frac{\alpha\beta\mu}{\gamma pk}}, \sqrt{\frac{\alpha\beta\mu}{\gamma pk}}, \frac{k}{\beta} \sqrt{\frac{\alpha\beta\mu}{\gamma pk}} \right)$$

2.3.1 Matriz Jacobiana

A partir do ponto de equilíbrio encontrado, a matriz jacobiana foi montada tomando as derivadas parciais de cada equação com respeito a cada variável da seguinte forma:

$$J = \begin{pmatrix} -\gamma x & -\gamma s & 0 \\ \alpha x & \alpha s - py & -px \\ 0 & k & -\beta \end{pmatrix}$$

Substituindo os valores dos parâmetros correspondentes a Tabela 2 e simplificando os cálculos, obtemos:

$$J = \begin{pmatrix} -3 & -2 & 0 \\ 3 & 2 & -0.09 \\ 0 & 0.1 & -0.1 \end{pmatrix}$$

A partir da matriz jacobiana encontrada anteriormente, foi feita a relação $\det(J - \lambda I)$ e solucionando a equação característica de λ obteve os seguintes autovalores:

$$(-1.02 + 0j, -0.04 + 0.158j, -0.04 - 0.158j)$$

A partir da descrição completa dos autovalores pode-se reafirmar o comportamento estável do sistema, que tende a retornar ao equilíbrio de maneira oscilatória amortecida após alguma perturbação.

2.4 Análise de Sensibilidade dos Parâmetros

A análise de sensibilidade é uma técnica utilizada para entender como as variações nos parâmetros de entrada de um modelo afetam suas saídas ou resultados. Em outras palavras,

ela avalia a importância relativa de cada parâmetro no comportamento do modelo, permitindo identificar quais parâmetros têm maior influência e quais têm menor impacto sobre as previsões ou simulações realizadas (SALTELLI et al., 2007).

Este estudo aplicou o método de Sobol, utilizando a biblioteca SALib em Python, para avaliar a sensibilidade do modelo proposto. O método de Sobol foi escolhido por sua capacidade de considerar tanto os efeitos diretos quanto as interações entre os parâmetros. A análise de Sobol forneceu os índices S1 e ST, que indicam a importância de cada parâmetro. O índice S1 mostra a contribuição direta de cada parâmetro, enquanto ST revela a influência total, incluindo interações entre parâmetros destacando quais têm maior impacto no comportamento do modelo.

2.5 Parâmetros Utilizados no Modelo

Para a elaboração deste trabalho, primeiramente foram reproduzidos os resultados de (ORO; SAUSEN; SAUSEN, 2017) e, em seguida baseado nos estudos de (ABUNDE NEBA et al., 2020) e (ZHAO, 2004) foi realizada a inclusão de uma equação diferencial que representa o substrato ao longo do tempo. Novos parâmetros relacionados ao consumo e inserção do mesmo no reator foram adicionados e todos os parâmetros utilizados estão descritos na Tabela 1. A priori todos os parâmetros presentes no modelo base foram mantidos no modelo adaptado, porém foi realizada uma mudança de valores dos parâmetros α , β , k , p baseada nos dois estudos citados juntamente aos resultados de análise de sensibilidade descrita no item 2.4, a fim de aproximar o comportamento de acúmulo de biogás do modelo com o comportamento obtido a partir de testes laboratoriais em (SILVA, 2024).

Tabela 1- Parâmetros base do modelo adaptado.

Parâmetro	Valor	Unidade	Referência
α	0.1	dia^{-1}	(ABUNDE NEBA et al., 2020)
β	0.1	dia^{-1}	(SILVA, 2024)
k	0.1	dia^{-1}	(SILVA, 2024)
p	0.003	gL^{-1}	(ABUNDE NEBA et al., 2020)
γ	0.1	dia^{-1}	(ABUNDE NEBA et al., 2020)
μ	20	$Ldia^{-1}$	(SILVA, 2024)
s_0	20	$Ldia^{-1}$	(SILVA, 2024)
x_0	0.03	gL^{-1}	(ABUNDE NEBA et al., 2020)
y_0	0	$10^{-3}LgSV^{-1}$	(SILVA, 2024)

3. RESULTADOS

3.1 Ambiente Computacional

No presente estudo, as simulações computacionais foram realizadas utilizando o ambiente Google Colaboratory. As análises foram conduzidas utilizando linguagem de programação Python, especificamente na versão 3.10.12, compilada com o GNU Compiler Collection (GCC) versão 11.4.0.

3.2 Parâmetros mais influentes para produção de biogás

Após realizar a análise de sensibilidade descrita no item 2.4, os parâmetros mais influentes no comportamento do modelo na produção de biogás foram os seguintes: p , γ , k , α , μ e β , necessariamente nessa ordem. O parâmetro que representa inibição do crescimento de bactérias (p) se mostrou o mais influente na produção de biogás como pode ser visto nas Figuras 1 e 2.

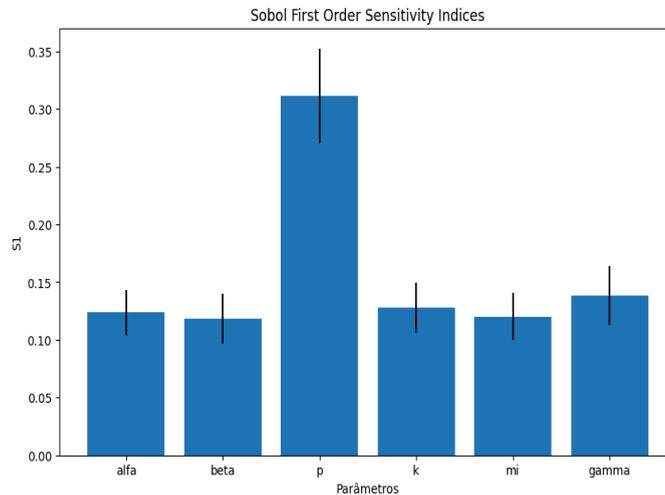


Figura 1 - Análise Sobol de 1ª Ordem (S1).

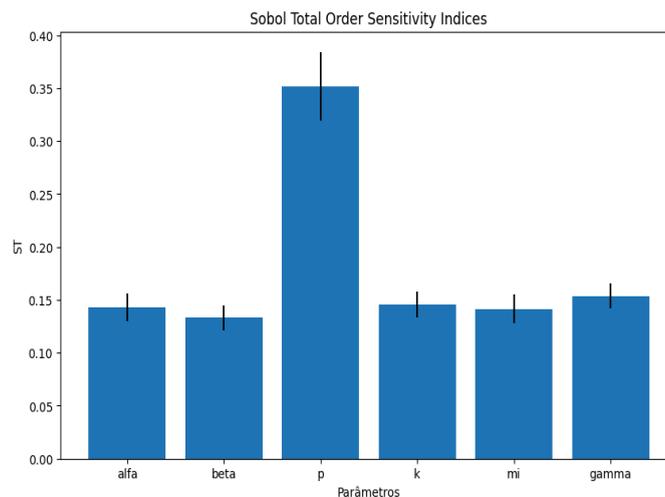


Figura 2 - Análise Sobol Total (ST).

Com base nos resultados obtidos, foi realizado um ajuste manual nos valores desses parâmetros críticos, esse ajuste manual foi orientado pelos índices de Sobol S1 e ST (Figuras 1 e 2), que revelaram tanto a influência direta quanto às interações entre os parâmetros. Ao focar nos parâmetros com maior índice ST, foram feitas modificações cuidadosas para otimizar o desempenho do modelo, garantindo maior precisão às condições simuladas. Esse processo de ajuste manual permitiu refinar o modelo, sendo feito iterativamente testando diferentes valores dentro dos intervalos identificados como mais sensíveis.

3.3 Simulação de um biodigestor

Com base nos dados levantados a partir dos experimentos realizados por (SILVA, 2024), foi realizada a simulação do comportamento da população de bactérias e a produção de biogás

em um reator conforme descrito na Seção 2.1. Os resultados do modelo proposto no presente trabalho foram comparados com os resultados obtidos pela referência com um ajuste de Gompertz em dois estudos envolvendo a mistura da biomassa vegetal *Arundo Donax L.* e águas residuárias de bovinos (Figura 3). O comparativo foi realizado a partir da composição do substrato na proporção de 5% de biomassa vegetal e 95% de águas residuais de bovinos que obteve o melhor resultado de acumulação de biogás durante o intervalo de 21 dias em (SILVA, 2024).

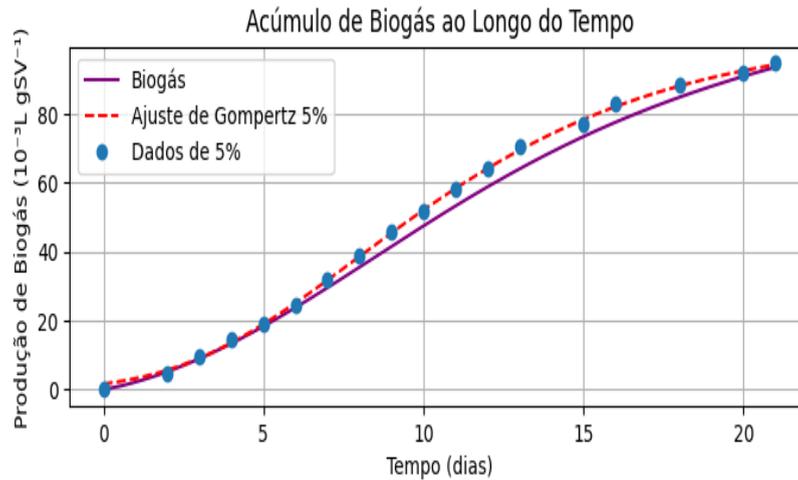


Figura 3 - Produção de biogás do modelo adaptado ajustado aos dados experimentais comparado ao ajuste de Gompertz. Parâmetros ajustados manualmente:

$$\alpha = 0.1 \text{ (dia}^{-1}\text{)}, \beta = 0.01 \text{ (dia}^{-1}\text{)}, k = 0.04 \text{ (dia}^{-1}\text{)}, p = 0.003 \text{ (gL}^{-1}\text{)}, \gamma = 0.1 \text{ (dia}^{-1}\text{)},$$

$$\mu = 20 \text{ (L)}, s_0 = 20 \text{ (L)}, x_0 = 30 \text{ (gL}^{-1}\text{)}, y_0 = 0 \text{ (10}^{-3}\text{LgSV}^{-1}\text{)}.$$

Podemos observar que a curva de acúmulo de biogás se assemelha ao ajuste de Gompertz dos dados laboratoriais levantados em (SILVA, 2024) indicando que o modelo matemático proposto pode ser utilizado para representar a produção de biogás. O comportamento e evolução da população de bactérias ao longo do tempo, pode ser visto na Figura 4. Pode-se observar que depois de um pico, o sistema tende a se estabilizar.

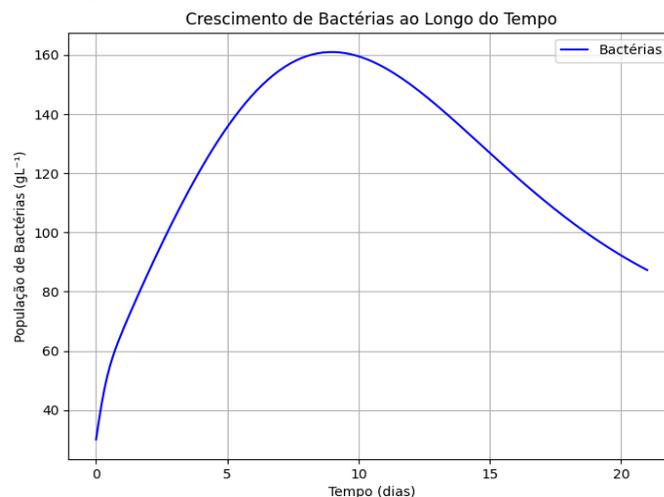


Figura 4 - Crescimento de bactérias anaeróbicas no interior do biodigestor, sendo:

$$\alpha = 0.1 \text{ (dia}^{-1}\text{)}, \beta = 0.01 \text{ (dia}^{-1}\text{)}, k = 0.04 \text{ (dia}^{-1}\text{)}, p = 0.003 \text{ (gL}^{-1}\text{)}, \gamma = 0.1 \text{ (dia}^{-1}\text{)},$$

$$\mu = 20 \text{ (L)}, s_0 = 20 \text{ (L)}, x_0 = 30 \text{ (gL}^{-1}\text{)}, y_0 = 0 \text{ (10}^{-3}\text{LgSV}^{-1}\text{)}.$$

4. CONSIDERAÇÕES FINAIS

O presente trabalho alcançou um resultado satisfatório para uma primeira proposta de modelo que considera o substrato em sua formulação, atingindo valores de acúmulo de biogás próximos aos obtidos em escalas laboratoriais. Mais estudos são necessários para validar se o modelo representa bem outras proporções de substratos.

Como perspectivas futuras, espera-se melhorar o ajuste encontrado com o auxílio de estratégias de ajustes de parâmetros automatizados.

Agradecimentos

Os autores agradecem o apoio da FAPEMIG ao desenvolvimento deste trabalho, através da concessão de auxílio à participação no evento (PCE-00450-24) e também a CAPES pelo apoio disponibilizado através da bolsa de estudos.

REFERENCES

- ABUNDE NEBA, F. et al. A novel simulation model, BK_BiogaSim for design of onsite anaerobic digesters using two-stage biochemical kinetics: Codigestion of blackwater and organic waste. **Scientific African**, v. 7, p. e00233, mar. 2020.
- CARRERA-CHAPELA, F. et al. Development, identification and validation of a mathematical model of anaerobic digestion of sewage sludge focusing on H₂S formation and transfer. **Biochemical Engineering Journal**, v. 112, p. 13–19, ago. 2016.
- DONOSO-BRAVO, A. et al. Identification in an anaerobic batch system: global sensitivity analysis, multi-start strategy and optimization criterion selection. **Bioprocess and Biosystems Engineering**, v. 36, n. 1, p. 35–43, jan. 2013.
- HAUGEN, F.; BAKKE, R.; LIE, B. Adapting Dynamic Mathematical Models to a Pilot Anaerobic Digestion Reactor. v. 34, n. 2, p. 35–54, 1 abr. 2013.
- KESHTKAR, A. Dynamic simulation of cyclic batch anaerobic digestion of cattle manure. **Bioresource Technology**, v. 80, n. 1, p. 9–17, out. 2001.
- MARTINEZ, E. et al. Mathematical model of a laboratory-scale plant for slaughterhouse effluents biodigestion for biogas production. **Applied Energy**, v. 95, p. 210–219, jul. 2012.
- ORO, N. T.; SAUSEN, A. T. Z. R.; SAUSEN, P. S. MODELAGEM, ESTABILIDADE E SIMULAÇÃO DO PROCESSO DE PRODUÇÃO DE BIOGÁS NUM BIODIGESTOR URBANO. **Revista CIATEC-UPF**, v. 9, n. 1, p. 25–35, 6 jun. 2017.
- SALTELLI, A. et al. Introduction to Sensitivity Analysis. Em: **Global Sensitivity Analysis. The Primer**. [s.l.] John Wiley & Sons, Ltd, 2007. p. 1–51.
- SILVA, G. **Otimização do Processo de Co-digestão Anaeróbia de biomassa vegetal e dejetos bovinos: avaliação do potencial energético de biogás e do cultivo de microalgas no digestato**. Vicosa: Universidade Federal de Viçosa, 25 jun. 2024.
- ZHAO, H. Analysis of the performance of an anaerobic digestion system at the Regina wastewater treatment plant. **Bioresource Technology**, v. 95, n. 3, p. 301–307, dez. 2004.

ANALYSIS OF THE MOST INFLUENTIAL PARAMETERS FOR BIOGAS PRODUCTION CONSIDERING AN ADAPTED COMPUTATIONAL MODEL

Abstract. *This present work presents a detailed analysis of the most influential parameters in biogas production using an adapted computational model. The research was motivated by the growing demand for alternative energy sources and the importance of biogas as a sustainable solution. The study proposes a modification to an existing mathematical model, inserting an additional differential equation to represent the dynamics of the substrate in the biogas production process. The stability of the model was assessed by analyzing the eigenvalues of the Jacobian matrix, confirming that the system is stable and tends to return to equilibrium after disturbances. In addition, a sensitivity analysis was performed using the Sobol method, which identified the most critical parameters for biogas production, such as the bacterial growth inhibition coefficient and the substrate consumption rate. These results allowed adjustments to the model, improving its accuracy when comparing it with laboratory experimental data. The simulation of the adapted model demonstrated that it is capable of satisfactorily reproducing the behavior observed in the experiments, especially in terms of biogas accumulation over time. The results obtained indicate that the proposed model is promising for the study of biogas production and can be refined in future research to further improve its accuracy and applicability in different operational scenarios. The work highlights the relevance of computational modeling in the optimization of anaerobic digestion processes and in decision-making in biodigester projects.*

Keywords: *Computational Modeling, Differential equations, Biogas Production.*