

**[III-063] ANÁLISE DA SIGNIFICÂNCIA DOS PARÂMETROS FÍSICOS E FÍSICO-QUÍMICOS NA GERAÇÃO DE BIOGÁS EM ATERROS SANITÁRIOS DE RESÍDUOS SÓLIDOS URBANOS UTILIZANDO REDES NEURAIS ARTIFICIAIS**

**Maria do Socorro Costa São Mateus<sup>(1)</sup>**

Engenheira Civil pela UCSal. Mestre em Geotecnia pela EESC-USP. Doutora em Geotecnia Ambiental pela COPPE-UFRJ. Professora Adjunto da UEFS-Universidade Estadual de Feira de Santana/DTEC. Professora do Programa de Pós-graduação em Engenharia Civil e Ambiental (PPGECEA)-UEFS.

**Renan Rodrigues Alves Santos<sup>(2)</sup>**

Engenheiro Civil pela Unifacs. Pós-graduado em Engenharia de Segurança do Trabalho pela EEEMBA. Mestrando em Engenharia Civil e Ambiental pela UEFS – Universidade Estadual de Feira de Santana/DTEC.

**Anderson de Souza Matos Gadéa<sup>(3)</sup>**

Engenheiro Civil pela UEFS. Mestre em Engenharia Civil pela UFRJ. Doutorado em Engenharia Civil pela UFRJ. Professor Pleno do DTEC-UEFS. Professora do Programa de Pós-graduação em Engenharia Civil e Ambiental (PPGECEA)-UEFS.

**Raphael Tobias de Vasconcelos Barros<sup>(4)</sup>**

Engenheiro Civil e Sanitarista pela UFMG. Doutor pelo Institut National des Sciences Appliquées (INSA) de Lyon (França). Professor Associado do Departamento de Engenharia Sanitária e Ambiental (UFMG).

**Emanuele Carneiro de Oliveira<sup>(5)</sup>**

Graduanda do Curso de Engenharia Civil da UEFS – DTEC. Bolsista de Iniciação Científica.

**Endereço<sup>(1)</sup>:** Av. Transnordestina, s/n – Novo Horizonte, Feira de Santana – Bahia, CEP: 44036-900 – Brasil – Tel: (75) 3161-8310 - e-mail: [so\\_mateus@yahoo.com.br](mailto:so_mateus@yahoo.com.br) / [socorro@uefs.br](mailto:socorro@uefs.br)

## RESUMO

A geração de biogás é um dos impactos ambientais que a produção de resíduos sólidos urbanos (RSU), particularmente os orgânicos, traz para o ambiente. Como no Brasil, os aterros sanitários são a alternativa da vez, é necessário que os impactos sejam cuidadosamente avaliados e minimizados, por exemplo, aproveitando o biogás para geração de energia elétrica. O objetivo do trabalho foi analisar a significância dos parâmetros físicos e físico-químicos que interferem na estimativa da geração de biogás em aterros sanitários de RSU, por intermédio de um modelo de predição obtido a partir da utilização de redes neurais artificiais (RNA), com base em resultados de produção de biogás encontrados na literatura. Os resultados mostraram a eficiência das RNAs em compreender o comportamento da produção de biogás gerado em aterros sanitários de RSU, uma vez que, com o modelo obtido, foram observados erros máximos de 18%, compatíveis com os erros observados na literatura. Dentre os parâmetros físicos e físico-químicos estudados, as RNAs atribuíram maiores pesos as variáveis Tempo de Aterramento do RSU e Fração Pastosa do RSU.

**PALAVRAS-CHAVE:** Redes Neurais Artificiais, Biogás, Aterro Sanitário, Resíduo Sólido Urbano, Análise de Significância.

## INTRODUÇÃO

A disposição dos Resíduos Sólidos Urbanos (RSU) ainda é tida como um dos grandes problemas enfrentados nos centros urbanos devido ao seu manuseio inadequado, levando os gestores a investirem em meios de destinar estes resíduos de forma a manter o local saneado. A solução encontrada para muitos centros urbanos é a disposição em aterros sanitários, pois geram pouco impacto ambiental e são mais economicamente viáveis. Porém, esta destinação final ainda gera muito desperdício, tanto na mistura de resíduos com grande potencial de reaproveitamento com outros materiais inertes, quanto no não recolhimento de produtos provenientes da biodegradação destes resíduos, como o biogás.

De modo geral, os aterros sanitários produzem situações ideais para a proliferação de populações microbiológicas que, ao degradarem a matéria orgânica constituinte dos RSU, resultam em reações que originam a liberação de substâncias gasosas, como uma dentre outras consequências. O biogás contém o metano (CH<sub>4</sub>), dióxido de carbono (CO<sub>2</sub>) e uma quantidade menor de outros gases como hidrogênio,

nitrogênio, amônia e ácido sulfídrico, podendo ser captado para aproveitamento energético a depender da prática de operação do aterro sanitário.

No entanto, muitos fatores influenciam na geração de biogás, sendo eles relacionados a operação do aterro, a heterogeneidade das características dos resíduos, ambiente interno e externo da célula e métodos construtivos. Ressaltam-se também os parâmetros físicos e físico-químicos responsáveis pela produção do biogás, sendo eles: composição gravimétrica, fração pastosa, matéria orgânica existente na fração pastosa, teores de sólidos totais voláteis (STV) e lignina, que influenciam no volume de biogás e na porcentagem de CH<sub>4</sub>.

Da mesma maneira que esses fatores influenciam positivamente na geração de biogás, eles também podem dificultar este processo, como a presença dos inibidores ou a má operação do aterro. Pelo fato dessas variáveis interferirem diretamente, há uma dificuldade na estimativa de biogás gerado.

As redes neurais artificiais (RNA) possuem um método de aprendizagem capaz de prever comportamentos de variáveis e sugerir padrões, permitindo encontrar os principais parâmetros que influenciam em uma variável de saída. Desta forma, quando se estuda a produção de biogás, a RNA possibilitará encontrar os pesos de cada parâmetro, para identificar quais fatores são mais relevantes na geração do biogás em aterros sanitários.

## OBJETIVO

Analisar o grau de significância dos parâmetros que interferem na geração de biogás em aterros sanitários, a partir da utilização de Redes Neurais Artificiais (RNA) no *software* MATLAB 2015a, baseando-se em dados secundários coletados na literatura, para corrigir e ajustar os pesos sinápticos referentes às RNA.

## METODOLOGIA UTILIZADA

Para obtenção dos pesos sinápticos das variáveis de entrada que interferem na geração de biogás, utilizaram-se dados secundários extraídos de teses e dissertações para compor as variáveis de entrada e saída da RNA. Os dados foram extraídos de Santos; Romanel e Van Elk (2017), Caldas (2017), Carvalho (2013) e Melo (2010).

Foram obtidos 49 conjuntos de dados ou amostras. Após uma análise preliminar dos dados disponíveis, optou-se por utilizar o mesmo conjunto de variáveis sugerido por São Mateus *et al.* (2019): fração pastosa do RSU, matéria orgânica, sólidos totais voláteis (STV), teor de lignina do RSU, volume de biogás, e acrescentou-se o tempo de aterramento.

A partir destes dados obtidos, foram selecionadas as amostras para compor o processo de treinamento e validação da RNA. O processo de seleção ocorreu por sorteio das amostras. Do total de 49 amostras, 80% foram destinadas ao processo de treinamento e 20% para o processo de validação. A variável de saída foi o volume de geração de biogás, e, como mencionado anteriormente, as cinco (5) variáveis de entrada foram: tempo de aterramento, fração pastosa, matéria orgânica, sólidos totais voláteis (STV) e teor de lignina do RSU.

Para um modelo mais simples, buscou-se uma rede na qual houvesse apenas uma única camada intermediária. O número de neurônios na camada intermediária, no entanto, variou de 1 a 11. Um seria o número mínimo e 11 o máximo, segundo o teorema de Kolmogrov-Nielsen (HECHT-NIELSEN, 1989), para 5 variáveis de entrada. Desta forma, foram treinadas um total de 22 redes; isto é, 11 redes com a função de ativação Tangente hiperbólica (*Tangh*) e 11 redes com a função de ativação logarítmica (*Logsig*), conforme apresentado na Figura 1.



Figura 1: Diagrama das RNA treinadas para a função de ativação.

Os resultados obtidos para o treinamento foram analisados, de modo a se observar a “performance” de cada rede. Para tanto, levaram-se em consideração os coeficientes de determinação ( $R^2$ ) e os valores máximos dos erros absolutos obtidos. Desta forma, as melhores redes seriam aquelas que apresentassem elevados  $R^2$ , baixos erros absolutos e menor quantidade de neurônios na camada intermediária.

Selecionadas as redes com melhor treinamento, utilizaram-se as amostras de validação para gerar dados de produção de geração de biogás que, posteriormente, foram comparados com os dados reais. Com a obtenção do valor dos erros, a rede pode ser considerada apta para representar o fenômeno de biodegradação da matéria orgânica. Após a verificação, extraiu-se a equação representativa da biodegradação sugerida pela RNA, a qual apresenta os pesos das variáveis de entrada do sistema.

## RESULTADOS E DISCUSSÃO

Os resultados obtidos com o treinamento das 40 amostras, para a previsão de geração de biogás, foram listados em ordem de quantidade de neurônios utilizados na camada intermediária da RNA, na Tabela 1. Também são apresentados os valores positivos e negativos dos erros obtidos e o número de amostras cujos erros extrapolaram 5%, 10% e 15%.

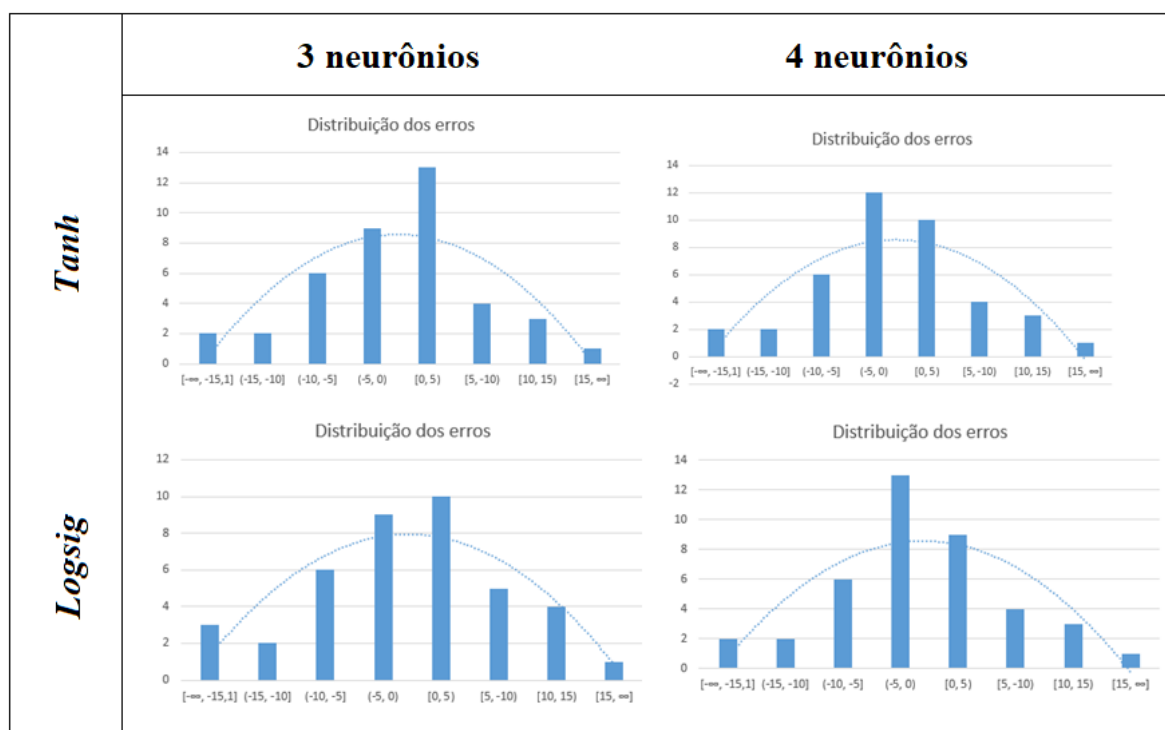
**Tabela 1: Resultados do treinamento das 22 redes neurais artificiais treinadas.**

Núm. de neurônios na camada Intermed.	Função de ativação	$R^2$	Erro negativo	Erro positivo	Número de dados com erros absolutos maiores que:		
					5%	10%	15%
1	Tangh	0,93832	-137,53	48,91	37	30	25
	Logsig	0,93832	-186,53	53,42	35	27	21
2	Tangh	0,98333	-61,63	51,36	27	22	15
	Logsig	0,97242	-118,21	48,24	28	8	3
3	Tangh	0,99044	-16,86	17,94	18	8	3
	Logsig	0,99044	-18,64	17,57	21	10	4
4	Tangh	0,99048	-17,39	17,57	18	8	3
	Logsig	0,99048	-17,39	17,57	18	8	3
5	Tangh	0,99048	-17,39	17,57	18	8	3
	Logsig	0,99048	-17,39	17,57	18	8	3
6	Tangh	0,99048	-17,39	17,57	18	8	3
	Logsig	0,99048	-17,39	17,57	18	8	3
7	Tangh	0,99048	-17,39	17,57	18	8	3
	Logsig	0,99048	-17,39	17,57	18	8	3
8	Tangh	0,99048	-17,39	17,57	18	8	3
	Logsig	0,99048	-17,39	17,57	18	8	3
9	Tangh	0,99048	-17,39	17,57	18	8	3
	Logsig	0,99048	-17,39	17,57	18	8	3
10	Tangh	0,99048	-17,39	17,57	18	8	3

Núm. de neurônios na camada Intermed.	Função de ativação	R <sup>2</sup>	Erro negativo	Erro positivo	Número de dados com erros absolutos maiores que:		
					5%	10%	15%
11	Logsig	0,99048	-17,39	17,57	18	8	3
	Tangh	0,99048	-17,39	17,57	18	8	3
	Logsig	0,99048	-17,39	17,57	18	8	3

Observou-se que para a quantidade de amostras estudadas, o valor de R<sup>2</sup> apresentou um comportamento semelhante para as duas funções de ativação observadas. Também foi possível observar em relação a quantidade de neurônios na camada intermediária que: para um e dois neurônios, ambas as funções obtiveram os menores valores para o R<sup>2</sup> e apresentaram os maiores erros negativos, além de erros absolutos elevados. A partir de três neurônios, no entanto, os modelos apresentam respostas semelhantes com erros inferiores a 20% e valores de R<sup>2</sup> superiores a 0,99. Não foi observada a redução dos erros com o incremento de neurônios.

Duas das redes analisadas foram pré-selecionadas para que se avaliasse seus potenciais frente aos dados de validação, isto é, as redes com 3 e 4 neurônios. A Figura 2 apresenta a distribuição dos erros, para as amostras utilizadas no treinamento.

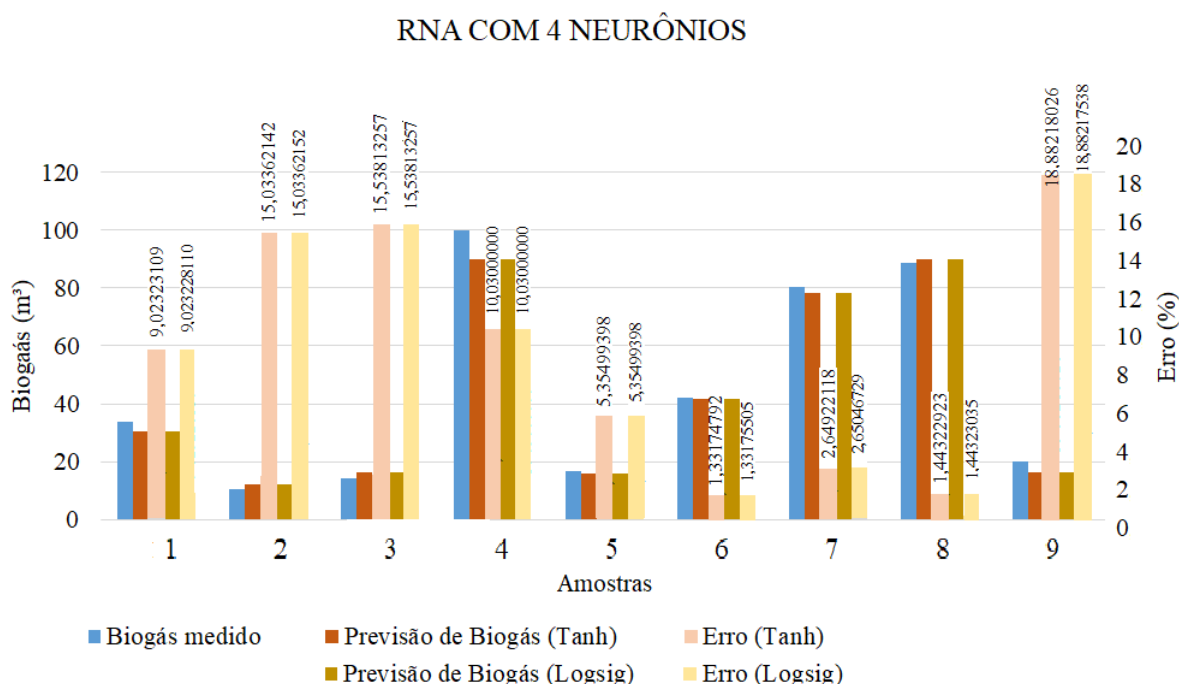


**Figura 2 – Distribuição dos erros de treinamento para redes com 3 e 4 neurônios.**

Observa-se na Figura 2 que tanto para a função *Tangh*, quanto para a função *Logsig*, a maior concentração dos erros ocorre na parte central do gráfico, entre -5,0 e 0,5. E, por consequência, adotou-se como solução os modelos com 4 neurônios por possuírem maiores R<sup>2</sup> e melhor distribuição dos erros.

Após a escolha das RNAs que melhor ajustam os dados treinados, estes modelos foram utilizados para prever a geração de biogás nas amostras utilizadas para a validação. Os resultados obtidos podem ser

observados na Figura 3, sendo o eixo vertical do lado esquerdo e o eixo vertical do lado direito, com diferentes escalas.



**Figura 3: Validação dos modelos de predição de Biogás selecionados.**

Os resultados dos erros obtidos na validação apresentaram valores absolutos máximos de 18%, sendo que as amostras 2, 3 e 8 obtiveram previsões de produção de biogás acima do medido, porém com valores próximos. Estas diferenças entre os valores medidos e previstos foram muito próximas àquelas encontradas no treinamento e podem ser consideradas baixas ao serem comparadas com modelos empíricos de estimativa de biogás. O modelo IPCC (2006) de estimativa de biogás possui grau de incerteza das suas variáveis entre 20% e 50% (ARCADIS TETRAPLAN, 2010). Pedott e Aguiar (2014) afirmam que o modelo de estimativa de biogás Scholl Canyon, do Banco Mundial, é comparável ao do IPCC (2006).

Após a validação, observou-se que ambas as RNAs possuíam comportamento de erros praticamente idêntidos com diferença apenas na oitava casa decimal. Decidiu-se, portanto, utilizar a RNA de 4 neurônios na camada intermediária e tangente hiperbólica, pelo fato de apresentar o menor erro, para obter a Equação (1) característica da produção de biogás. Nesta Equação, estão apresentados os pesos das variáveis de entrada para cada neurônio.

$$\begin{aligned}
 \text{Biogás} = & \frac{1038764 \tanh\left(\frac{13473 \text{ var}1}{63604} - \frac{113281}{21970} + \frac{8590 \text{ var}2}{93037} + \frac{571 \text{ var}3}{67322} - \frac{16556 \text{ var}4}{199453} + \frac{82328 \text{ var}5}{771973}\right)}{4629} \\
 + & \frac{472285 \tanh\left(\frac{17055 \text{ var}1}{241424} + \frac{81125}{14276} - \frac{6783 \text{ var}2}{92563} + \frac{297 \text{ var}3}{11948} - \frac{5736 \text{ var}4}{62195} - \frac{15579 \text{ var}5}{139727}\right)}{971} \\
 - & \frac{912871 \tanh\left(\frac{5603 \text{ var}1}{23263} - \frac{47003}{13998} + \frac{11446 \text{ var}2}{66109} + \frac{21143 \text{ var}3}{188123} - \frac{8843 \text{ var}4}{20737} - \frac{4655 \text{ var}5}{149962}\right)}{2509} \\
 - & \frac{408322 \tanh\left(\frac{20723 \text{ var}1}{85940} + \frac{39529}{19039} - \frac{1335 \text{ var}2}{24773} - \frac{4643 \text{ var}3}{323944} + \frac{2445 \text{ var}4}{350257} + \frac{4604 \text{ var}5}{101313}\right)}{1543} + \frac{324662}{1387}
 \end{aligned}
 \tag{Equação (1)}$$

Onde var1 é tempo de aterramento; var2 é fração pastosa; var3 é matéria orgânica na fração pastosa; var4 é STV; var5 é

teor de lignina. A Equação (1) mostra as variáveis com os pesos, atribuídos pela rede, sendo que todas as variáveis estão presentes em todos os neurônios.

A importância das variáveis pode ser explicada por muitos autores (TCHOBANOGLIOUS, THEISEN, VIGIL, 1993; QIAN, KOEMER, GRAY, 2001; MONTEIRO, JUCÁ, RÊGO, 2001), que afirmam que depois da composição gravimétrica, a umidade contida no aterro sanitário é o fator mais significativo na produção do biogás e a idade do RSU prediz o estágio da biodegradação no qual ele se encontra. Estas observações também foram feitas no estudo de Reis (2015), onde utilizaram-se as variáveis Umidade e Tempo para predizerem a produção de biogás no processo de tratamento de águas residuais.

## CONCLUSÃO

Os resultados demonstraram a eficiência das duas Redes Neurais Artificiais treinadas em compreender o comportamento da produção de biogás gerado em aterros sanitários de resíduo sólido urbano, uma vez que foram obtidos erros inferiores aos erros previstos pelo IPCC (2006) relatados na literatura.

As variáveis de entrada utilizadas para a construção dos modelos são de simples obtenção nos aterros sanitários. Isto tornou a previsão do comportamento do biogás mais próximo à realidade dos aterros brasileiros. Demonstrou-se que as variáveis estudadas: tempo de aterramento, fração pastosa, matéria orgânica na fração pastosa, teor de lignina e STV, permitem a construção de um modelo capaz de ajustar o conjunto de dados analisados.

Acredita-se que o treinamento poderia ser mais eficiente se a quantidade de amostras fosse ampliada, significando então uma maior precisão na previsão da geração do biogás. Além da necessidade de restringir perfis de aterros sanitários, para aprofundar os estudos sobre a geração de biogás, referentes a aterros com iguais características específicas.

Por fim, espera-se com este trabalho reforçar a importância da utilização da inteligência artificial como ferramenta do processo de estimativa de geração de biogás em aterros sanitários de resíduos sólidos urbanos. Ainda que os aterros não representem a melhor alternativa para a gestão de RS, o momento por que passa a sociedade brasileira é pertinente que os processos sejam mais bem conhecidos para mitigar seus impactos, até que se recorra a soluções mais ambientalmente indicadas.

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

1. ARCADIS Tetraplan. *Estudo sobre o Potencial de Geração de Energia a partir de Resíduos de Saneamento (lixo, esgoto), visando incrementar o uso de biogás como fonte alternativa de energia renovável*. 2010. Disponível em: [http://www.mma.gov.br/estruturas/164/\\_publicacao/164\\_publicacao10012011033201.pdf](http://www.mma.gov.br/estruturas/164/_publicacao/164_publicacao10012011033201.pdf). Acessado em 29 de setembro de 2019.
2. CALDAS, ÁTILA. *Produção de Metano em Aterro Sanitário: Influência das Técnicas Operacionais no Aterro Metropolitano em Salvador - BA*. 2017. 263 p. (Tese de Doutorado em Ciências, Energia e Ambiente), Centro Interdisciplinar de Energia e Ambiente. Universidade Federal da Bahia, Salvador, 2017.
3. CARVALHO, J. L. V. *Estimativa energética e recuperação de metano a partir dos RSU pelo processo de digestão anaeróbia e poder calorífico: estudo de caso Barreiras - BA*. 2013. 128 p. (Dissertação de Mestrado em Engenharia Ambiental Urbana) - Escola Politécnica E.P., Universidade Federal da Bahia, Salvador, 2013.
4. HAYKIN, S. *Neural networks: a comprehensive foundation*. ed. 1º. Prentice Hall PTR, 1994.
5. HECHT-NIELSEN, R. Counterpropagation Networks. To appear in *Applied Optics*, December, 1987.
6. INTERGOVERNMENTAL PANEL ON CLIMATE CHANGE – IPCC. IPCC. *Guidelines for National Greenhouse Gas Inventories*. Japão: IGES. 2006.
7. MELO, E. S. R. L. *Análise de biodegradabilidade dos materiais que compõem os resíduos sólidos urbanos através de ensaios de BMP*. 2010. 148 p. (Dissertação de Mestrado em Engenharia Civil), Centro de Tecnologia e Geociências - CTG, Universidade Federal de Pernambuco, Recife, 2010.
8. MONTEIRO, V. E. D.; JUCÁ, J. F. T.; RÊGO, C. DA C. Influência das Condições Climáticas no Comportamento do Aterro de Resíduos Sólidos Urbanos da Muribeca. In: *Congresso Brasileiro de Engenharia Sanitária e Ambiental*, 21, João Pessoa – PB. Anais... João Pessoa. p. 1-12. 2001.



9. PEDOTT, J. G. J.; AGUIAR, A. O. Biogás em aterros sanitários: comparando a geração estimada com a quantidade verificada em projetos de Mecanismo de Desenvolvimento Limpo. *Revista Holos*, Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Rio Grande do Norte Natal, Brasil. Vol. 4., p. 195-211, 2014.
10. QIAN, X.; KOEMER, R. M.; GRAY, D. H. Gas Collection and Control Systems. *Book: Geotechnical Aspects of Landfill Design and Construction*. Prentice Hall, 1 ed., New Jersey, Prentice Hall.
11. REIS, R. T. F. *Aplicação de redes neurais artificiais na geração da produção de biogás resultante de processos de digestão anaeróbia*. 2015. 171 p. (Dissertação de mestrado em Engenharia Ambiental) – Universidade Nova de Lisboa. Portugal. 2015.
12. SÃO MATEUS, M. DO S. C., AGUIAR, P. H. DO V., BARROS, R. T. de V., OLIVEIRA, E. C. de, GADÉA, A. de M. Estimativa da geração de biogás a partir de RSU utilizando Redes Neurais Artificiais (RNA). *30º Congresso ABES*, 2019.
13. SANTOS, M. M., ROMANEL, C., VAN ELK, A. G. H. P. Análise da eficiência de modelos de decaimento de primeira ordem na previsão da emissão de gás de efeito estufa em aterros sanitários brasileiros. *Revista Engenharia Sanitária e Ambiental*, v. 22, n. 6, p. 1151-1162, 2017.
14. TCHOBANOGLOUS, G., THEISEN, H., VIGIL, S. (1993). *Integrated solid waste management: Engineering Principles and Management Issues*. New York: McGraw-Hill, 1993.
15. ZANETTI, S. S., SOUSA, E. F., CARVALHO, D. D., & BERNARDO, S. Estimativa da evapotranspiração de referência no Estado do Rio de Janeiro usando redes neurais artificiais. *Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental*, 12(2), 174-180. 2008.