

## VI ENCONTRO BRASILEIRO DE MENSURAÇÃO FLORESTAL

UNIVERSIDADE FEDERAL RURAL DE PERNAMBUCO

23 a 25 de agosto de 2023 Recife - PE

# USO DE REDES NEURAIS ARTIFICIAIS PARA ESTIMATIVA DO AFILAMENTO DO FUSTE EM FLORESTA DE VÁRZEA ESTUARINA

Verena Holanda da Costa<sup>1</sup>, Rodrigo Galvão Teixeira de Souza<sup>1</sup>, Robson Borges de Lima<sup>1</sup>, Jadson Coelho de Abreu<sup>1</sup>

1 Universidade do Estado do Amapá, Macapá, AP, Brasil. E-mail: verena.holanda13@gmail.com; rodrigosouza55@hotmail.com; robson.lima@ueap.edu.br; jadson.abreu@ueap.edu.br Autora correspondente: Verena Holanda da Costa. E-mail: verena.holanda13@gmail.com.

#### **RESUMO**

O objetivo do presente trabalho foi treinar e validar diferentes configurações de redes neurais artificiais para estimativa do afilamento do fuste em uma floresta de várzea estuarina. A arquitetura das redes neurais teve como *input* (entrada) altura a qualquer parte do tronco  $h_i$ , altura do fuste  $h_{fi}$ , diâmetro a 1, 30 m do solo  $D_i$  e espécie (variável categórica), com variação de número de neurônios na camada intermediária variando de 1 a 12 e diâmetro a qualquer parte do tronco  $d_i$  como *output* (saída). Na estimativa do afilamento, foi empregado os critérios estatísticos: *bias*, correlação entre volume observado e estimado  $r_{y\hat{y}}$  e raiz quadrada do erro quadrático médio (RQEM). Foram elencadas às 3 RNA´s com melhores resultados e as configurações com 3, 4 e 8 neurônios na camada intermediária conseguiram fazer uma boa estimativa para o afilamento do fuste.

Palavras-chave: Algoritmo; aprendizado de máquina; camadas intermediárias

# USE OF ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS TO ESTIMATE TAPER IN ESTUARINE FLOODPLAIN FOREST

#### **ABSTRACT**

The objective of this study was to train and validate different configurations of artificial neural networks to estimate the tapering of the stem in an estuarine floodplain forest. The neural network architecture had  $h_i$ , shaft height  $h_{fi}$ , diameter at 1.30 m from the ground  $D_i$ , and species (categorical variable) as input, with the number of neurons in the intermediate layer varying from 1 to 12, and di as output. Bias, correlation between observed and estimated volume  $r_{y\hat{y}}$  and the square root of the mean square error (RQEM) were used as statistical criteria for tapering estimation. The three best-performing neural networks were identified, and the backpropagation algorithm successfully estimated the stem taper using networks 3, 4, and 8.

**Key words:** Algorithm; machine learning; intermediate layers

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE MENSURAÇÃO FLORESTAL













## INTRODUÇÃO

As florestas de várzea estão localizadas principalmente às margens de rios de águas barrentas e são influenciadas pelos regimes de marés. No estado do Amapá, as maiores florestas de várzea estuarina estão presentes ao longo da costa amazônica, penetrando nos estuários e nas partes inferiores dos diversos rios que deságuam na região (ZEE, 2008).

Esses ambientes têm uma grande diversidade de espécies que podem ser usadas para fins madeireiros. Sendo que os volumes dessas árvores podem ser quantificados por meio de equações de volume e afilamento. A utilização de funções de afilamento no setor florestal tem contribuído para a otimização dos recursos florestais. Essas funções, devido à sua flexibilidade, permitem uma estratificação, ou seja, uma quantificação dos múltiplos produtos disponíveis para as diversas dimensões pré-estabelecidas (Queiroz *et al.*, 2008).

As funções de afilamento desempenham um papel fundamental na determinação do volume de árvores e toras, pois permitem estimar três características básicas das árvores: o diâmetro em qualquer ponto do fuste, a altura no fuste em que se encontra um determinado diâmetro e o volume entre dois pontos quaisquer no fuste (Prodan *et al.*,1997.)

Uma alternativa que pode apresentar resultados iguais ou superiores aos modelos tradicionais de afilamento, são as redes neurais artificiais (RNA's). Essas, são um algoritmo do aprendizado de máquina, caracterizado pela inspiração nos modelos biológicos (Leal *et al.*, 2020), sendo executado por arquiteturas paralelas complexas (Hyari *et al.*, 2015; Barros, 2019). Além disso, geram funções de hipóteses com complexidade, tanto lineares quanto não lineares, em razão do seu alto desempenho e performance, isto ocorre pela sua mecanização inteligente de ajustes de parâmetros, estruturas e conexões que fazem definição de suas arquiteturas e funcionalidades (Rodrigues, 2021).

Com isto, as RNAs se apresentam como alternativa na obtenção de variáveis dendrométricas (Binoti *et al.*, 2014; Ribeiro *et al.*, 2016; Miguel *et al.*, 2016; Martins *et al.*, 2019), como o afilamento do fuste, por apresentarem adaptabilidade, estabilidade (capacidade de manter o conhecimento previamente adquirido), plasticidade (capacidade de integrar novo conhecimento) e generalização dos dados (Dávila Vega, 2018; Rodrigues, 2021). Tendo em vista a importância do afilamento ao longo do fuste para a construção de tabelas de sortimentos e partindo da hipótese de que as redes neurais artificiais fornecem maior acurácia nas estimativas do afilamento, o objetivo do presente estudo é treinar e validar diferentes configurações de redes neurais artificiais na estimativa do afilamento do fuste em uma floresta de várzea estuarina.

#### MATERIAL E MÉTODOS

A área de estudo se caracteriza por ser uma floresta de várzea estuarina situada no distrito de Itatupã, pertencente ao município de Gurupá, Pará, Brasil, localizando-se nas coordenadas 0°32'54.68''S e 51°15'11.10''O. Por meio de um inventário florestal, foram coletadas as variáveis: diâmetro à 1,30 m do solo (D<sub>i</sub>), altura do fuste (h<sub>fi</sub>), diâmetros ao longo do fuste (d<sub>i</sub>) e alturas correspondentes (h<sub>i</sub>). As redes neurais artificiais foram treinadas de maneira supervisionada, 1000 RNAs do tipo *Multilayer Perceptron* (Múltiplas camadas). A arquitetura das redes neurais teve como *input* (entrada) o h<sub>fi</sub>, h<sub>ij</sub>, D<sub>i</sub> e espécie (variável categórica), com variação de número de neurônios na camada intermediária variando de 1 a 12 e d<sub>i</sub> como *output* (saída). Como algoritmo de aprendizado foi empregado o *backpropagation*.

Os critérios de parada de treinamento adotados para as RNA foram: erro quadrático médio (0,001) e/ou número de ciclos (1000). Foram utilizadas as funções linear e sigmóide. Com o objetivo de se obter resultados imparciais, para avaliação da melhor topologia de redes neurais artificiais na estimativa do afilamento do fuste, foram empregados os critérios estatísticos: bias, correlação entre volume observado e estimado  $r_{y\hat{y}}$  e raiz quadrada do erro quadrático médio (RQEM). O treinamento das RNAs foi feito utilizando o software Neuro 4.0.6.

### RESULTADOS E DISCUSSÃO

Ao fim da validação das RNA's, foram selecionadas as 3 redes que apresentaram os melhores resultados na estimativa de afilamento do fuste (Tabela 1), classificando-as em ordem de eficiência, nesta sequência: RNA 3, RNA 2 e RNA 8 (Figura 1).

| Tabela.1. | Estatísticas | de valida | ção da | redes | neurais | "RNA's" |
|-----------|--------------|-----------|--------|-------|---------|---------|
|-----------|--------------|-----------|--------|-------|---------|---------|

| Redes neurais | R      | RQME   | BIAS    |
|---------------|--------|--------|---------|
| RNA 1         | 0,8860 | 0,0964 | -0,1995 |
| RNA 2         | 0,9166 | 0,0566 | -0,6664 |
| RNA 3         | 0,9223 | 0,0458 | -0,4896 |
| RNA 4         | 0,9149 | 0,0431 | -0,6749 |
| RNA 5         | 0,9087 | 0,0559 | -0,7462 |
| RNA 6         | 0,9116 | 0,0623 | -0,5172 |
| RNA 7         | 0,9152 | 0,0572 | -0,4252 |
| RNA 8         | 0,9152 | 0,0557 | -0,5178 |
| RNA 9         | 0,9077 | 0,0518 | -0,6188 |
| RNA 10        | 0,9151 | 0,0472 | -2,1542 |
| RNA 11        | 0,9091 | 0,0520 | -0,3975 |
| RNA 12        | 0,8977 | 0,0471 | -0,6870 |

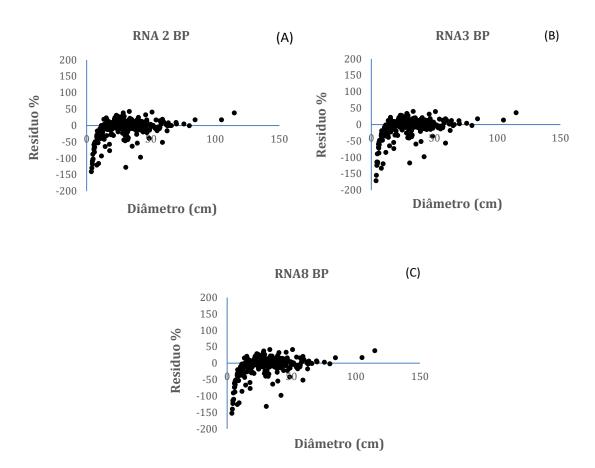


Figura.1. Gráficos de dispersão dos resíduos para a estimativa do afilamento do fuste

Para a configuração da RNA 3, foram utilizados três neurônios na camada oculta. Embora tenha superestimado os valores inicialmente, essa configuração apresentou os melhores resultados de estimação utilizando o algoritmo *backpropagation*, tendo obtido o valor de correlação  $r_{y\hat{y}}$  mais próximo de 1 e valores de erro quadrático médio (RQME) e bias (média do resíduo) mais próximo de 0.

Para a RNA 2 foram utilizados 2 neurônios na camada oculta, que também superestimou os dados nos menores diâmetros, um pouco mais do que a RNA 3, mas ela logo alcançou uma linearidade na sua dispersão, o que pode estar relacionado a quantidade de neurônios usados na sua camada oculta. Apesar de superestimar, esta rede obteve bons resultados de correlação  $r_{y\hat{y}}$ , os quais chegaram bem próximos de 1. Além disso, os seus valores de erro quadrático médio (RQME) e bias alcançaram resultados próximos de 0, garantindo um bom desempenho da rede.

Para a RNA 8 foram usados 8 neurônios na camada oculta, ela superestimou os dados de diâmetro menor no início, quase na mesma proporção que a RNA 3, posteriormente, atingiu a linearidade nos dados, à semelhança das RNAs 3 e 2. Assim como as outras redes, apresentou resultados de correlação  $r_{y\hat{y}}$ , dentro do intervalo indicado, sendo 0,9152, e os valores de RQME e bias de 0,0557 e -0,5178, o que a caracterizou um bom desempenho de estimativa de afilamento.

#### VI Encontro Brasileiro de Mensuração Florestal

Apesar de superestimar os diâmetros menores, nota-se que a quantidade de neurônios usados na camada oculta, nos intervalos de 3 a 8, não mostraram muita discrepância nos valores de correlação  $(r_{y\hat{y}})$ , RQME e bias entre si, o que pode ser causado pela estabilidade oferecida pelo uso da função sigmoide. Cunha Neto et~al.~(2018) encontraram em seus resultados um melhor desempenho de RNAs usando a função sigmoide como função de ativação, em comparação com modelos de regressão de Kozak. É possível perceber que nos extremos: RNA1 (1 neurônio na camada oculta) e RNA 12 (12 neurônios na camada oculta), os resultados de correlação ( $r_{y\hat{y}}$ ) obtiveram valores próximos de 1, demonstrando que todas as 12 configurações de RNA conseguiram generalizar em uma nova base de dados. Pode-se perceber também que houve concentração de resíduos próximos à classe 0, da mesma forma que ocorreu em estudos feitos por Cunha Neto et~al.~(2019).

#### CONCLUSÃO

Em geral, todas as configurações de RNAs conseguiram fazer uma boa estimativa para o afilamento do fuste de espécies de ambiente de várzea, com destaque para as configurações 2, 3 e 8 neurônios na camada oculta.

#### REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Barros, L. B. **Aplicação de redes neurais artificiais no contexto de estimativa de custos de construção de rodovias**. 2019. 94f. Dissertação (Mestrado em Engenharia e Construção Civil) — Universidade de Brasília. Brasília, 2019. Disponível em: https://repositorio.unb.br/handle/10482/35072. Acesso em: 10 Mar. 2023.

Binoti, M. L. M. D. S.; Binoti, D. H. B.; Leite, H. G.; Garcia, S. L. R.; Ferreira, M. Z.; Rode, R.; Silva, A. A. L. D. Redes neurais artificiais para estimação do volume de árvores. **Revista Árvore**, v.38, n.2, p.283-288, 2014. https://doi.org/10.1590/S0100-67622014000200008.

Cunha Neto, E. M.; Bezerra, J. C. F.; Miranda, L. C.; Mar, A. L.; Vaz, M. M.; Melo, M. R. S.; Rocha, J. E. C. Modelo de Kozak e redes neurais artificiais na estimativa do afilamento do fuste de eucalipto. **Revista de Engenharia e Tecnologia**, v. 11, p. 150-158, 2019. Disponível em: https://revistas.uepg.br/index.php/ret/article/view/13547. Acesso em: 13 Mar. 2023.

Cunha Neto, E. M; Bezerra, J. C. F.; Andrade, J. S.; Mar, A. L.; Vaz, M. M.; Rocha, J. E.C.; Melo, M. R. S; Alves, G. A. R. Redes neurais artificiais e regressão na estimativa da altura em povoamento experimental misto e equiâneo. **Caderno de Ciências Agrárias**, v.10, n. 3, p.60-68, 2018. Disponível em: https://periodicos.ufmg.br/index.php/ccaufmg/article/view/3039. Acesso em: 15 Mar. 2023.

Dávila Vega, A.E.D. **Modelagem de povoamentos de eucalipto no nordeste da Bahia utilizando regressão e redes neurais artificiais**. Dissertação (Mestrado em Ciência Florestal). Universidade Federal de Viçosa. Viçosa, 2018. Disponível em: https://locus.ufv.br//handle/123456789/19444. Acesso em: 15 Mar. 2023.

Hyari, K. H.; Al-Daraiseh, A.; El-Mashaleh, M. Conceptual cost estimation model for engineering services in public construction projects. **Journal of Management in Engineering**, v. 32, n. 1, e04015021, 2015. https://doi.org/10.1061/(ASCE)ME.1943-5479.0000381.

Miguel, E. P.; Mota, F. I. C. M.; Téo, S. J.; Nascimento, R. G. M.; Leal, F. I. A.; Pereira, R. S. E.; Rezende, A. V. E. Artificial intelligence tools in predicting the volume of trees within a forest stand. **African Journal of Agricultural Research**, v.11, n.21, p.1914-1923, 2016. https://doi.org/10.5897/AJAR2016.11015.

Prodan, M.; Peters, R.; Cox, F.; Real, P. **Mensura forestal**. San José: GTZ-IICA, 1997. 586p. Disponível em: https://repositorio.iica.int/handle/11324/15038. Acesso em: 10 Mar. 2023.

Queiroz, D.; Machado, S.A.; Figueiredo Filho, A.; Arce, J.E.; Koehler, H.S. Identidade de modelos em funções de afilamento para *Mimosa scabrella* Bentham em povoamentos nativos da região metropolitana de Curitiba/PR. **Floresta**, v.38, n.2, p.339-349, 2008. https://doi.org/10.5380/rf.v38i2.11629.

Queiroz, J. A. L. Fitossociologia e distribuição diamétrica em floresta de várzea do estuário do Rio Amazonas no Estado do Amapá. 2004. 101 f. Tese (Mestrado em Ciências Florestais) - Universidade

#### VI Encontro Brasileiro de Mensuração Florestal

Federal do Paraná, Curitiba, 2004. Disponível em: http://hdl.handle.net/1884/535. Acesso em: 11 Mar. 2023.

Ribeiro, R. B. S.; Gama, J. R. V.; Souza, A. L..; Leite, H. G.; Soares, C. P. B.; Silva, G. F. Métodos para estimar o volume de fustes e galhos na Floresta Nacional do Tapajós. **Revista Árvore**, v.40, n.1, p.81-88, 2016. https://doi.org/10.1590/0100-67622016000100009.

RODRIGUES, V. **Como máquinas aprendem**: Volume III ...Redes Neurais, Deep Learning e Ensembles. 2.ed. Cannes: Independently Published, 2021. 270p.

Silva, L. B. D.; Morais, V. A.; Caetano, M. G.; Bernardes, L. F. G. M. Equações para estimativa volumétrica de espécies arbóreas da Amazônia. **Revista de Ciências Agro-ambientais**, v.18, n.1, p.16-26, 2020. https://doi.org/10.5327/rcaa.v18i1.4046.

Zoneamento Ecológico-Econômico – ZEE. **Macrodiagnóstico do estado do Amapá:** primeira aproximação do ZEE. 3.ed. Macapá: IEPA, 2008. 142p. Disponível em: http://www.iepa.ap.gov.br/arquivopdf/macrodiagnostico.pdf. Acesso em 10 Mar. 2023.