ESTIMATIVA DE ALTURA PARA POVOAMENTOS DE EUCALIPTO NO RIO GRANDE DO SUL POR MEIO DE DIFERENTES CONFIGURAÇÕES DE REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

Matheus Teixeira Martins¹; Gabriel Paes Marangon²; Emanuel Arnoni Costa³; Maiquel Ivo Pfeifer⁴; Ygor Vallim Mello Moreira⁵

¹Graduando em Engenharia Florestal, Universidade Federal do Pampa, São Gabriel, RS, Brasil (mteixeiramartins@gmail.com)

²Prof. Dr. do Curso de Engenharia Florestal, Universidade Federal do Pampa, RS, Brasil

³Prof. Dr. do Curso de Engenharia Florestal, Universidade Federal de Uberlândia, MG, Brasil

⁴Graduando em Engenharia Florestal, Universidade Federal do Pampa, São Gabriel, RS, Brasil

⁵Graduando em Engenharia Florestal, Universidade Federal do Pampa, São Gabriel, RS, Brasil

Recebido em: 02/06/2019 – Aprovado em: 15/06/2019 – Publicado em: 22/07/2019
DOI: 10.18677/Agrarian_Academy_2019a16

RESUMO

O uso de Redes Neurais Artificiais (RNA) no meio florestal tem se mostrado como uma alternativa eficiente para estimar variáveis de forma mais acurada no inventário florestal além de ter a vantagem de reduzir os altos custos envolvidos. Com isso o presente trabalho teve como objeto estimar altura de árvores de plantios *Eucalyptus grandis* em duas mesorregiões do estado do Rio Grande do Sul através do treino e validação de RNA com diferentes configurações: variação da quantidade de neurônios na camada oculta (1, 2, 3 e 4), variação dos pesos iniciais (0 e 1) e diferentes taxas de aprendizagem (0,01 e 0,3). Para isso foram utilizados 714 pares de dados, no qual foi realizada separação do conjunto de dados em diferentes tratamentos: T1 – 100% do conjunto de dados, apenas treino; T2 – 80% do conjunto de dados para treino e 20% do conjunto de dados para validação cruzada e; T3 – 50% do conjunto de dados para treino e 50% para validação cruzada. Com os critérios estatísticos avaliados, raiz quadrada do quadrado médio do erro (RQME), correlação (r^2) e análise gráfica dos resíduos em porcentagem (E%) foi verificado que a melhor configuração de RNA é com 3 neurônios na camada oculta, com 1 semente e 0,01 de taxa de aprendizagem. Em relação a separação de dados o melhor resultado foi obtido com o tratamento T3, onde obteve-se com a melhor configuração de RNA um RQME de $\pm 1,3938$ m e r^2 de 0,9606.

PALAVRAS-CHAVE: biometria, *Eucalyptus grandis*, inteligência artificial, inventário florestal, mensuração.

ESTIMATION OF HEIGHT FOR EUCALYPTUS STANDS IN RIO GRANDE DO SUL BY DIFFERENT CONFIGURATION OF ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS

ABSTRACT

The use of Artificial Neural Networks (RNA) in the forest environment has shown to be an efficient alternative to estimate variables more accurately in the forest inventory, besides having the advantage of reducing the high costs involved. The objective of this work was to estimate the height of *Eucalyptus grandis* trees in two mesoregions of the state of Rio Grande do Sul through training and validation of RNA with different configurations: variation of the number of neurons in the hidden layer (1, 2, 3 and 4), variation of initial weights (0 and 1) and different learning rates (0,01 and 0,3). For this, 714 pairs of data were used, in which the data set was separated in different treatments: T1 - 100% of the data set, only training; T2 - 80% of the data set for training and 20% of the data set for cross-validation and; T3 - 50% of the data set for training and 50% for cross validation. With statistical criteria evaluated, square root of the mean square of error (RQME), correlation (r_{xy}) and graphic analysis of residues in percentage (E%), it was verified that the best RNA configuration is with 3 neurons in the layer hidden, with 1 seed and 0,01 learning rate. Regarding data separation, the best result was obtained with the T3 treatment, where an RQME of $\pm 1,3938$ m and a r_{xy} of 0,9606 were obtained with the best RNA configuration.

KEYWORDS: biometrics, *Eucalyptus grandis*, artificial intelligence, forest inventory, measurement.

INTRODUÇÃO

Na literatura florestal são encontrados diversos modelos para estimação da altura total de árvores, muitos destes podendo ser utilizados em várias espécies. Estudos voltados à modelagem, aos procedimentos e aos equipamentos de mensuração da altura de árvores possuem grande importância, principalmente devido a esta variável ser considerada um componente significativo no custo do inventário florestal (VENDRUSCOLO et al., 2017).

O uso de Redes Neurais Artificiais em sua eficiência e aplicabilidade em plantios florestais vem sendo comprovada por diversos estudos realizados nos últimos anos, principalmente ligados à mensuração florestal (CAMPOS et al. 2017). A estimativa da altura das árvores em povoamentos florestais se torna uma alternativa interessante com o emprego de RNA (MARTINS et al., 2016).

As RNA são aproximações brutas das redes e dos neurônios encontrados no cérebro humano. Desse modo, uma RNA consiste em várias unidades de processamento simples, denominados como neurônios artificiais, conectados entre si e dispostas em camadas formando um sistema computacional paralelo para executar uma determinada tarefa (BULLINARIA, 2014).

As RNA do tipo *Multilayer Perceptron* (MLP) são comumente utilizadas para aproximação de função, estas são compostas de camada de entrada, as variáveis são apresentadas à rede, camadas intermediárias ou ocultas, onde é feito o processamento, e a camada de saída, onde o resultado é apresentado (FERNANDES et al., 2019). O método estatístico utilizado nas RNA (redes neurais artificiais), fornece estimativas precisas, além de tornar a obtenção dos resultados relacionados à biometria florestal mais rápida, menos onerosa e dispendiosa economicamente, além de ser menos laboriosa (FERREIRA et al., 2014).

O objetivo do presente trabalho foi treinar e validar RNA com diferentes configurações para estimar altura de árvores individuais de plantios florestais de eucalipto de duas mesorregiões do estado do Rio Grande do Sul.

MATERIAIS E MÉTODOS

Caracterização e localização da área de estudo

Foram utilizados dados de povoamentos referentes a espécie *Eucalyptus grandis* W. Hill, todos localizados no estado do Rio Grande do Sul, nas mesorregiões Centro Oriental Rio-grandense (pertencente as microrregiões Santa Cruz do Sul, Lajeado, Estrela e Cachoeira do Sul) e Metropolitana de Porto Alegre (pertencente as microrregiões Lagoa dos Patos, Montenegro, Gramado, Canela, Porto Alegre, Osório e Camaquã).

O clima das regiões estudadas segundo a classificação climática de Köppen é do tipo Cfa, com temperatura anual média de 17,9 °C e a precipitação média anual de 1826,0 mm (ALVARES et al., 2014). Os solos pertencem à unidade de mapeamento Rio Pardo, que são profundos, de coloração avermelhada em toda a extensão do perfil, argilosos, bem drenados e derivados de siltitos finos.

Amostragem dos dados

O banco de dados do presente estudo deriva de parcelas permanentes de 30 x 20m e da cubagem de árvores de diâmetro a altura do peito médio (DAP), localizadas em povoamentos implantados com espaçamentos iniciais de: 1,0m x 1,5m; 3,0m x 1,7m; 2,3m x 2,3m; 2,0m x 2,0m, dentre outros, em sua maioria considerados reduzidos com uma abrangência de idade entre quatro e 27 anos. Para a configuração dos algoritmos referente a descrição das relações hipsométricas foram utilizadas 714 pares de observações de dados de altura e diâmetro de árvores individuais medidas no inventário florestal.

Análise dos dados

O software utilizado foi o Weka version 3.8.3 de código aberto e desenvolvido pela Universidade de Waikato, Hamilton, Nova Zelândia. Foram utilizadas redes do tipo *perceptron* de múltiplas camadas, conhecidas como MLP (*Multilayer Perceptron*). As RNA do tipo MLP são comumente utilizadas para aproximação de função (FERNANDES et al., 2019). O algoritmo utilizado foi o *error backpropagation*, com ele foram treinadas 1 RNA para cada tratamento, com variação na quantidade de neurônios na camada oculta (1, 2, 3 e 4 neurônios), diferentes quantidades de sementes (0 e 1) e diferentes taxas de aprendizado (0,3 e 0,001).

As sementes, são usadas para inicializar o gerador de números aleatórios. Os números aleatórios são usados para definir os pesos iniciais das conexões entre os nós e também para embaralhar os dados de treinamento. A taxa de aprendizado realiza a atualização de pesos.

Para evitar possíveis problemas de sobreajuste pode ser feita uma divisão do conjunto de dados iniciais, em conjunto de dados para treino e outro para a validação da RNA, com esse conjunto de validação é possível verificar a real eficiência dos resultados estimados. Como uma alternativa para conjuntos de dados menores pode ser utilizada a função *cross-validation*, ou seja, validação cruzada (SANTOS et al., 2005). Foi realizada validação cruzada com separação em 5 grupos, ou seja, 5 repetições, onde 4 são utilizados para treino e 1 para validação.

Os 714 pares de dados foram separados em diferentes tratamentos: T1 - com 100% dos dados; T2 - 80% do conjunto de dados iniciais para treino e 20% do conjunto de dados iniciais para validação cruzada e; T3 - 50% do conjunto de dados iniciais para treino e 50% do conjunto de dados iniciais para validação cruzada.

Para comparação das estimativas obtidas pelas diferentes configurações de RNA, padronizaram-se os critérios estatísticos avaliados, que foram o coeficiente de correlação ($r_{Y\hat{Y}}$), raiz quadrada do quadrado médio do erro (RQME) e análise gráfica dos resíduos em percentagem (E%), representados pelas seguintes fórmulas:

$$r_{Y\hat{Y}} = \frac{\text{Cov}(Y, \hat{Y})}{\sqrt{s^2(Y)s^2(\hat{Y})}} \quad (1)$$

$$\text{RQME} = \sqrt{n^{-1} \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y})^2} \quad (2)$$

$$E\% = \frac{(Y - \hat{Y})}{Y} \cdot 100 \quad (3)$$

Em que: Y - altura observada; $\hat{Y}$ - altura estimada; S^2 - variância; Cov. - covariância; n - número de observações.

Para verificar a eficiência das estimativas de altura das diferentes configurações de RNA, foi seguido o critério proposto por Thiersch (1997), onde se atribui pesos aos resultados estatísticos [$r_{Y\hat{Y}}$ e RQME], sendo a designação do melhor modelo feita pela somatória dos escores, valores de 1 a n, onde a menor soma dos escores indica a seleção da equação.

RESULTADOS

Na Tabela 1 são apresentados os resultados de estatística descritiva dos 714 pares de dados dos plantios florestais de *Eucalyptus grandis* nas duas mesorregiões da área de estudo no estado do Rio Grande do Sul.

TABELA 1. Valores mínimos, média, mediana, máximo e desvio padrão para as variáveis DAP em centímetros (cm) e altura (m) das árvores de *Eucalyptus grandis* nas duas mesorregiões da área de estudo no estado do Rio Grande do Sul.

Variável	Mínimo	Média	Mediana	Máximo	Desvio Padrão
DAP (cm)	7,6	16,5	16,6	23,5	2,4
Altura (m)	10,5	23,4	24,1	34,1	3,7

Fonte: Autores (2019).

Com o treinamento das RNA com diferentes configurações para os diferentes tratamentos, foram obtidos os resultados estatísticos de interesse para a avaliação da eficiência do resultado estimado pela rede. Foram encontrados resultados bem semelhantes para $r_{Y\hat{Y}}$, RQME e E% tanto para treino como para validação da RNA. Os resultados obtidos com o treino das RNA são apresentados na Tabela 2.

Para o tratamento T1 composto pelo conjunto inteiro dos dados, ou seja, as 714 observações foi realizado apenas o treinamento da RNA. Com a configuração de 4 neurônios na camada oculta, 1 semente e taxa de aprendizado de 0,01, foram

obtidos os melhores resultados estatísticos para esse tratamento, onde o RQME foi de $\pm 1,3239$ m e r_{YY} de 0,9343.

Nos tratamentos T2 e T3 foi realizado primeiramente o treino da RNA, com 80% do conjunto de dados iniciais e 50% do conjunto de dados iniciais, respectivamente. Para o tratamento T2 a configuração com 4 neurônios na camada oculta, 0 sementes e taxa de aprendizado de 0,3 foi a mais eficiente, gerando RQME de $\pm 1,3032$ m e r_{YY} de 0,9332. A configuração com 3 neurônios na camada oculta, 1 semente e 0,01 de taxa de aprendizado foi a mais eficiente para o tratamento T3, obtendo RQME de $\pm 1,2568$ m e r_{YY} de 0,9329. Com esses resultados foi possível dizer que a separação dos dados iniciais em 50% para treino seria a melhor maneira de gerar resultados mais eficientes. Além disso o uso de 3 neurônios na camada oculta já é suficiente para estimar a altura em função do diâmetro a altura do peito, comprovando que é visto na literatura onde é recomendado o uso de 3 a 4 neurônios na camada oculta para estimativas desse tipo, pois maiores quantidades de neurônios superestimam os resultados.

TABELA 2. Critérios estatísticos obtidos com o treino das diferentes configurações de RNA na estimativa das árvores de *Eucalyptus grandis* nas duas mesorregiões da área de estudo no estado do Rio Grande do Sul.

Tratamentos	Neurônios na camada oculta	Sementes (valores de pesos iniciais)	Taxas de aprendizado	r_{YY}	RQME
T1	1	0	0,3	0,9326	1,7711
T1	2	0	0,3	0,9364	1,3993
T1	3	0	0,3	0,9370	1,6544
T1	4	0	0,3	0,9370	1,6564
T1	1	1	0,01	0,9336	1,3303
T1	2	1	0,01	0,9342	1,3245
T1	3	1	0,01	0,9342	1,3236
T1	4	1	0,01	0,9343	1,3229
T2	1	0	0,3	0,9289	1,4232
T2	2	0	0,3	0,9326	1,3584
T2	3	0	0,3	0,9326	1,3578
T2	4	0	0,3	0,9332	1,3032
T2	1	1	0,01	0,9299	1,3131
T2	2	1	0,01	0,9307	1,3056
T2	3	1	0,01	0,9307	1,3054
T2	4	1	0,01	0,9308	1,3043
T3	1	0	0,3	0,9216	1,4268
T3	2	0	0,3	0,9233	1,3964
T3	3	0	0,3	0,9234	1,3965
T3	4	0	0,3	0,9234	1,3965
T3	1	1	0,01	0,9223	1,2590
T3	2	1	0,01	0,9229	1,2561
T3	3	1	0,01	0,9329	1,2568
T3	4	1	0,01	0,9229	1,2609

Fonte: Autores (2019).

Na Figura 1 são apresentados os resultados de alturas estimadas representados por uma linha de pontos sobre a nuvem de pontos de alturas observadas em função do diâmetro a altura do peito (A1, B1 e C1) e também a distribuição residual em porcentagem em função do diâmetro a altura do peito (A2, B2 e C2) para as melhores configurações de RNA nos diferentes tratamentos.

FIGURA 1. Conjunto de dados observados *versus* estimados pelas melhores configurações de RNA e suas respectivas distribuições de valores residuais em porcentagem (E%) pelo diâmetro altura do peito (DAP) observado para a espécie *Eucalyptus grandis* em duas mesorregiões no estado do Rio Grande do Sul. Fonte: Autores (2019).

As Figuras 1-A1 e 1-A2 representam o melhor resultado obtido no tratamento 1, as Figuras 1-B1 e 1-B2 representam o melhor resultado obtido no tratamento 2 e as Figuras 1-C1 e 1-C2 representam o melhor resultado obtido no tratamento 3. Os resultados foram semelhantes para os três tratamentos, porém é observado que a rede treinada no tratamento 3 cobriu melhor a nuvem de pontos observados e teve menor amplitude residual, variando de -18,58% a 11,39%, portanto resultados mais acurados. As melhores redes treinadas nos tratamentos T1 e T2 apresentaram recobrimento da nuvem de pontos observados bem semelhante, porém houve variação na amplitude residual, sendo que para T1 a variação foi de -24,78% a 11,94 % e T2 variou de -25,14% a 10,90%.

Na Tabela 3 estão apresentados os resultados dos critérios estatísticos obtidos com a validação cruzada das RNA com diferentes configurações para estimar altura de árvores de *Eucalyptus grandis* nas duas mesorregiões da área de estudo no estado do Rio Grande do Sul.

Para o tratamento T2, o melhor resultado obtido foi com a configuração de rede com quatro neurônios na camada oculta, 0 sementes e taxa de aprendizado de 0,3, obtendo RQME de $\pm 1,5833$ e r_{YY} de 0,9405. Essa rede foi a mesma que gerou o melhor resultado no treino, com aumento de $\pm 0,2801$ m na RQME e aumento de 0,0073 na r_{YY} .

O tratamento T3, teve como melhor resultado com a configuração de rede com três neurônios na camada oculta, 1 semente e 0,001 de taxa de aprendizado, gerando RQME de $\pm 1,3938$ m e r_{YY} de 0,9606. Com essa rede foi obtido um aumento de $\pm 0,1370$ m na RQME e aumento de 0,0277 na r_{YY} .

Comparando os critérios estatísticos obtidos nas melhores configurações de rede para os diferentes tratamentos no ajuste e na validação foi verificada menor variação de RQME e maior r_{YY} no tratamento T3 já para o tratamento T2 ocorreu o contrário.

TABELA 3. Critérios estatísticos obtidos com a validação das diferentes configurações de RNA na estimativa das árvores de *Eucalyptus grandis* nas duas mesorregiões da área de estudo no estado do Rio Grande do Sul.

Tratamentos	Neurônios na camada oculta	Sementes (valores de pesos iniciais)	Taxas de aprendizado	r_{YY}	RQME
T2	1	0	0,3	0,9391	1,5353
T2	2	0	0,3	0,9390	1,5774
T2	3	0	0,3	0,9403	1,5810
T2	4	0	0,3	0,9405	1,5833
T2	1	1	0,01	0,9409	1,4226
T2	2	1	0,01	0,9410	1,4214
T2	3	1	0,01	0,9420	1,4101
T2	4	1	0,01	0,9423	1,4057
T3	1	0	0,3	0,8934	1,9769
T3	2	0	0,3	0,9233	1,6646
T3	3	0	0,3	0,9297	1,5644
T3	4	0	0,3	0,9296	1,5659
T3	1	1	0,01	0,9394	1,4078
T3	2	1	0,01	0,9394	1,4078
T3	3	1	0,01	0,9606	1,3938
T3	4	1	0,01	0,9408	1,3916

Fonte: Autores (2019).

Na Figura 2 são apresentados os resultados dos somatórios dos escores dos critérios estatísticos para treino e validação das RNA com diferentes configurações nos diferentes tratamentos para estimar altura de árvore de *Eucalyptus grandis* nas duas mesorregiões de estudo no estado do Rio Grande do Sul. Na legenda do gráfico são mostrados os conjuntos de dados, separados em treino e validação para

os diferentes tratamentos. No eixo horizontal as letras representam as configurações de RNA utilizadas: A – 1 neurônio na camada oculta, com 0 sementes e taxa de aprendizado de 0,3; B – 2 neurônios na camada oculta, com 0 sementes e taxa de aprendizado de 0,3; C – 3 neurônios na camada oculta, com 0 sementes e taxa de aprendizado de 0,3; D – 4 neurônios na camada oculta, com 0 sementes e taxa de aprendizado de 0,3; E – 1 neurônio na camada oculta, com 1 semente e taxa de aprendizado de 0,01; F – 2 neurônios na camada oculta, com 1 semente e taxa de aprendizado de 0,01; G – 3 neurônios na camada oculta, com 1 semente e taxa de aprendizado de 0,01 e; H – 4 neurônios na camada oculta, com 1 semente e taxa de aprendizado de 0,01.

FIGURA 2. Somatório dos escores obtidos pelas diferentes configurações de RNA no treino e validação para estimar a altura de árvores de *Eucalyptus grandis* em duas mesorregiões no estado do Rio Grande do Sul. Fonte: Autores (2019).

Foi verificado com a soma dos escores aplicados nos critérios estatísticos avaliados que os piores resultados foram obtidos com o uso de apenas 1 neurônio na camada oculta, com 0 sementes e 0,3 de taxa aprendizagem. Sendo o escore mais alto obtido pelo treino do tratamento T3 que alcançou 45 pontos, o treino desse tratamento com 4 neurônios, 0 sementes e taxa de aprendizagem de 0,3 foi o segundo pior resultado, assim como para o treino de T2 com 1 neurônio na camada oculta, com 0 sementes e 0,3 de taxa aprendizagem. A menor soma de escores para no treino de RNA foi obtido com o tratamento T2 com 4 neurônios na camada oculta, com 1 semente e 0,01 de taxa de aprendizado, supõe-se que foi obtido resultado eficiente com essa maior quantidade de neurônios devido ter mais dados para a RNA ser treinada e assim obter uma estimativa mais precisa. Diferente do que

acontece com o treino do tratamento T3 que apresenta menor quantidade de dados para serem treinados, portanto com 4 neurônios ocorre problema de *overfitting*, ou seja, os resultados gerados são superestimados.

Na validação o pior resultado obtido foi com o tratamento T3 com configuração de rede com 1 neurônio na camada oculta, 0 sementes e 0,3 de taxa de aprendizagem, que apresentou 32 pontos no somatório de escore. O menor somatório de pontos obteve-se com o tratamento T3 com a configuração de RNA com 3 neurônios na camada oculta, com 1 semente e 0,01 de taxa de aprendizagem, que apresentou 3 pontos no somatório de escores. Isso demonstra que mesmo com uma taxa de aprendizagem menor se aplicando pesos (sementes) ao processo, obtém-se resultados eficientes.

Foi observado com tratamento T3 que um conjunto de dados pode apresentar diferentes resultados de acordo com a configuração da RNA, sendo que com este tratamento foram obtidos os piores resultados, mas também o melhor resultado, portanto devem ser feitas diversas configurações de redes verificando qual é a melhor para o conjunto de dados desejado e assim obter resultados eficientes.

Na Figura 3 é ilustrada a arquitetura da melhor configuração de RNA obtida para estimar a altura de *Eucalyptus grandis* em duas mesorregiões no estado do Rio Grande do Sul.

FIGURA 3. Arquitetura da melhor RNA obtida para estimar a altura de árvores de *Eucalyptus grandis* em duas mesorregiões no estado do Rio Grande do Sul. Fonte: Autores (2019).

Conforme a Figura 3 é possível verificar a estrutura da rede, onde a letra A representa a variável de entrada, no caso, o diâmetro a altura do peito, a letra B representa a quantidade de neurônios utilizados na camada oculta (3 neurônios) e a letra C representa a variável de saída, ou seja, altura.

DISCUSSÃO

Segundo Alcântara (2015), ferramentas utilizando inteligência artificial, como as redes neurais artificiais (RNA), vêm sendo utilizadas no setor florestal, em substituição aos modelos de regressão, apresentando superioridade de precisão das estimativas.

Vendruscolo et al. (2015) realizaram um estudo com objetivo de avaliar a modelagem por regressão não linear e por redes neurais artificiais para a predição da altura de árvores de eucaliptos em povoamentos situados na região sudeste de Mato Grosso medidos aos quatro anos de idade, estes autores encontraram resultados estatísticos levemente superiores aos encontrados à modelagem por regressão. Os mesmos autores afirmam que é comum a utilização de 3 a 4 neurônios na camada oculta de RNA aplicadas a inventário e biometria, visto que um excesso pode acarretar um maior erro, como erros de superestimativas e também afirmam que as RNA apresentam alto potencial para tal utilização, e uma de suas vantagens é a inserção de variáveis categóricas no treino, além de que se pode reduzir os custos no inventário florestal com a sua utilização

Binoti et al. (2013), realizaram um estudo com objetivo de propor, construir e validar um modelo através de Redes Neurais Artificiais para estimar a altura de povoamentos equiâneos de eucalipto na região sul da Bahia, visando a redução dos altos custos de inventário florestal. Os autores concluíram com o estudo que uso das RNA para estimar a altura de povoamentos é eficiente e permite reduzir o número de medições em altura sem perda de precisão e consequentemente se tem redução no custo do inventário.

Araújo (2015) realizou um estudo com o objetivo de ajustar, por meio de análise de regressão e redes neurais artificiais, equações hipsométricas, volumétricas e de afilamento para *Calycophyllum spruceanum*, espécie abundante em florestas secundárias no estuário amazônico. O autor treinou 100 RNA para estimar altura, volume e afilamento de fuste por meio do algoritmo *Resilient Propagation* utilizando oito neurônios na camada oculta, e obteve estimativas tão precisas quanto os modelos tradicionais de regressão para as três variáveis analisadas e além disso o autor concluiu que as RNA têm como vantagem a flexibilidade de inserção de mais variáveis explicativas simultaneamente, como a idade do povoamento.

Almeida (2015) trabalhando com *Araucaria angustifolia* (Bertol.) O. Kuntze teve como objetivo comparar estimativas de altura total das árvores e volume através do uso de RNA e por regressão tradicional em plantios na região oeste do estado do Paraná. O autor realizou as estimativas com 100%, 50% e 25% do conjunto de dados, concluindo que obteve resultados satisfatórios, sendo que os resultados obtidos com as RNA foram ligeiramente superiores no uso de 100% da base de dados quanto na diminuição do tamanho da amostra em até 50%, com 25% do conjunto de dados o modelo de regressão utilizado foi mais eficiente.

Vendruscolo et al. (2017) estimando altura de *Tectona grandis* com regressão convencional e com redes neurais artificiais, afirmam que ambas as técnicas são eficientes, porém as RNA proporcionam a obtenção de melhores estimativas que as obtidas por regressão, com erro inferior a 10%.

Campos et al. (2017) utilizando diferentes modelos de regressão convencional e RNA com diferentes quantidades de neurônios na camada oculta estimou a altura de plantios de pinus e eucalipto em diferentes idades, ciclos e espaçamentos de plantio. O autores obtiveram resultados satisfatórios com 3 e 4 neurônios na camada oculta, confirmando o que é visto na literatura, de que não é necessário redes complexas para estimativas de altura, chegando à conclusão de que a estimativa da altura de árvores de diferentes espécies, em distintas condições de crescimento e locais, pode ser realizada utilizando uma única rede neural, com a mesma eficiência e exatidão obtida quando se utiliza as equações de regressão.

Na literatura são encontrados diversos trabalhos no meio florestal utilizando RNA não só para estimativas de altura, como, Binoti et al. (2014) que realizaram um trabalho estimando volume de eucalipto por meio de regressão convencional e RNA, obtendo pouca variação nas estimativas realizadas pelas diferentes técnicas, porém salientam a vantagem de poder incluir variáveis categóricas nas redes e concluem que redes configuradas com apenas 1 neurônio na camada oculta são eficientes para estimar volume de árvores. Os autores afirmaram que utilizando o algoritmo *error backpropagation* com taxas de aprendizado elevadas, acima de 0,1, os resultados não foram satisfatórios, pois o algoritmo se mostrou instável, com taxas de aprendizado menores que 0,01 foram obtidos melhores resultados. Cordeiro et al. (2015) estimaram o volume de árvores da espécie *Acacia mangium* por meio de regressão com modelos volumétricos convencionais e RNA, onde as redes geraram resultados mais acurados comparados aos modelos.

CONCLUSÕES

Foi verificado que para estimar a altura das árvores de *Eucalyptus grandis* nas duas mesorregiões da área de estudo no estado do Rio Grande do Sul utilizando 50% do conjunto de dados iniciais para treino das RNA e 50% para validação cruzada com a configuração de 3 neurônios na camada oculta, 1 semente e taxa de aprendizagem de 0,01 gerou os resultados mais eficientes.

LITERATURA CITADA

ALCÂNTARA, A. E. M. **Redes neurais artificiais para prognose do crescimento e da produção de povoamentos de eucalipto em Minas Gerais**. 2015. 43f. Tese (Doutorado em Ciência Florestal) - Universidade Federal de Viçosa, Viçosa. 2015. Disponível em: <http://www.locus.ufv.br/handle/123456789/6780>.

ALMEIDA, T. G. **Comparação entre redes neurais artificiais e modelos tradicionais de regressão para estimar altura e volume em povoamentos de *Araucaria angustifolia* (Bertol.) O. Kuntze**. 2015. 56f. Monografia (graduação) - Universidade Federal do Paraná, Setor de Ciências Agrárias, Curso de Engenharia Florestal, Curitiba. 2015. Disponível em: <https://acervodigital.ufpr.br/handle/1884/44896>.

ALVARES, C. A.; STAPE, J. L.; SENTELHAS, P. C.; GONÇALVES, J. L. M.; SPAROVEK, G. Köppen's climate classification map for Brazil. **Meteorologische Zeitschrift**, V. 22, n. 6, p. 711–728, 2014.

ARAÚJO, B. H. P. **Modelagem da altura, volume e afilamento do fuste de *Calycophyllum spruceanum* Benth. empregando regressão e redes neurais artificiais**. 2015. 53f. Dissertação (Mestrado) - Instituto Nacional de Pesquisas da Amazônia, Manaus, 2015. Disponível em: <https://bdtd.inpa.gov.br/handle/tede/1885#preview-link0>.

BINOTI, D. H. B.; BINOTI, M. L. M. S.; LEITE, H. G. Configuração de redes neurais artificiais para estimação do volume de árvores. **Ciência da Madeira**, v. 5, n. 1, p. 58-67, 2014. Disponível em: https://www.researchgate.net/publication/314827229_Configuracao_de_Redes_Neuralis_Artificiais_para_Estimacao_do_Volume_de_Arvores.

BINOTI, D. H. B.; BINOTI, M. L. M. S.; LEITE, H. G. Redução dos custos em inventário de povoamentos equiâneos. **Revista Brasileira de Ciências Agrárias**, v. 8, n. 1, 2013. Disponível em: http://www.agraria.pro.br/ojs-2.4.6/index.php?journal=agraria&page=article&op=view&path%5B%5D=agraria_v8i1a2209. DOI: 10.5039/agraria.v8i1a2209. BULLINARIA, J. A. 2014. **Introduction to Neural Computation**. Disponível em: <http://www.cs.bham.ac.uk/~jxb/inc.html>.

CAMPOS, B. P. F.; SILVA, G. F.; BINOTI, D. H. B.; MENDONÇA, A. R.; LEITE, H. G. Descrição do perfil do tronco de árvores em plantios de diferentes espécies por meio de redes neurais artificiais. **Pesquisa Florestal Brasileira**, v. 37, n. 90, p. 99-107, 2017. Disponível em: <https://pfb.cnpf.embrapa.br/pfb/index.php/pfb/article/view/1181>. DOI: <https://doi.org/10.4336/2017.pfb.37.90.1181>.

CORDEIRO, M. A.; PEREIRA, N. N. J.; BINOTI, D. H. B.; BINOTI, M. L. M. S.; LEITE, H. G. Estimativa do volume de *Acacia mangium* utilizando técnicas de redes neurais artificiais e máquinas vetor de suporte. **Pesquisa Florestal Brasileira**, v. 35, n. 83, p. 255-261, 2015. Disponível em: <https://pfb.cnpf.embrapa.br/pfb/index.php/pfb/article/view/596>. DOI: <https://doi.org/10.4336/2015.pfb.35.83.596>.

FERNANDES, M. M., SOUSA, F. L., SILVA, J. P. M., ARAÚJO, E. F., FERNANDES, M. R. M. et al. Redes Neurais Artificiais na estimação de variáveis biométricas de mudas de espécies florestais produzidas em diferentes substratos. **Revista Ciências Agroveterinárias**, v. 18, n. 1, p. 47-58, 2019. Disponível em: <http://revistas.udesc.br/index.php/agroveterinaria/article/view/11414>. DOI: <http://dx.doi.org/10.5380/revsbau.v9i1.66600>.

FERREIRA, J.C.B; LAFETÁ, B.O.; PENIDO, T. M. A.; CAMPOS, P. M.; CASTRO, P. M. Altura de mudas da *Tibouchina granulosa* COGN. (Melastomaceae) estimada por redes neurais artificiais. **Revista da Sociedade Brasileira de Arborização Urbana**, v. 9, n. 1, p. 151-160, 2014. Disponível em: <https://revistas.ufpr.br/revsbau/article/view/66600>. DOI: <http://dx.doi.org/10.5380/revsbau.v9i1.66600>.

MARTINS, E. R.; BINOTI, M. L. M. da S.; LEITE, H. G.; BINOTI, D. H. B.; DUTRA, G. C. Configuração de redes neurais artificiais para estimação da altura total de árvores de eucalipto. **Revista Brasileira de Ciências Agrárias**, v. 11, n. 2, p. 117-123, 2016. Disponível em: http://www.agraria.pro.br/ojs-2.4.6/index.php?journal=agraria&page=article&op=view&path%5B%5D=agraria_v11i2a5373. DOI: 10.5039/agraria.v11i2a5373.

SANTOS, A. M.; SEIXAS, J. M.; PEREIRA, B. B.; MEDRONHO, R. A. Usando redes neurais artificiais e regressão logística na predição da Hepatite A. **Revista Brasileira de Epidemiologia**, v.8, n.2, p.117-126, 2005.. Disponível em: <https://www.scielo.org/pdf/rbepid/2005.v8n2/117-126>.

THIERSCH, A. **A eficiência das distribuições diamétricas para prognose da produção de *Eucalyptus camaldulensis***. 1997. 155f. Dissertação (Mestrado em

Engenharia Florestal) - Universidade Federal de Lavras, Lavras, 1997. Disponível em: <http://repositorio.ufla.br/handle/1/11770>.

VENDRUSCOLO, D. G. S.; CHAVES, A. G. S.; MEDEIROS, R. A.; SILVA, R. S.; SOUZA, H. S.; DRESCHER, R.; LEITE, H. G. Estimativa da altura de árvores de *Tectona grandis* L.f. utilizando regressão e redes neurais artificiais. **Nativa**, v.5, n.1, p.52-58, 2017. Disponível em: <http://periodicoscientificos.ufmt.br/ojs/index.php/nativa/article/view/3738>. DOI: <http://dx.doi.org/10.5935/2318-7670.v05n01a09>.

VENDRUSCOLO, D. G. S.; DRESCHER, R.; SOUZA, H. S.; MOURA, J. P. V. M.; MAMORÉ, F. M. D. et al. Estimativa da altura de eucalipto por meio de regressão não linear e redes neurais artificiais. **Revista Brasileira Biometria**, v.33, n.4, p.556-569, 2015. Disponível em: http://jaguar.fcav.unesp.br/RME/fasciculos/v33/v33_n4/A9_DiogoRonaldo.pdf.