



MARCOS YURI MESQUITA DO NASCIMENTO

**FUNÇÕES DE AFILAMENTO AJUSTADAS POR
REGRESSÃO E POR REDES NEURAIS ARTIFICIAIS PARA
ESPÉCIES MADEIREIRAS DA AMAZÔNIA**

**LAVRAS – MG
2020**

MARCOS YURI MESQUITA DO NASCIMENTO

**FUNÇÕES DE AFILAMENTO AJUSTADAS POR REGRESSÃO E POR REDES
NEURAS ARTIFICIAIS PARA ESPÉCIES MADEIREIRAS DA AMAZÔNIA**

Dissertação apresentada à Universidade Federal de Lavras, como parte das exigências do programa de pós-graduação em Engenharia Florestal, área de concentração em Manejo Florestal, para a obtenção do título de Mestre.

Prof. Dr. Natalino Calegario
Orientador

**LAVRAS – MG
2020**

**Ficha catalográfica elaborada pelo Sistema de Geração de Ficha Catalográfica da Biblioteca
Universitária da UFLA, com dados informados pelo(a) próprio(a) autor(a).**

Nascimento, Marcos Yuri Mesquita do.
Funções de Afilamento Ajustadas por Regressão e Por Redes
Neurais Artificiais para Espécies Madeireiras da Amazônia /
Marcos Yuri Mesquita do Nascimento. - 2020.
48 p.

Orientador(a): Natalino Calegario.

Dissertação (mestrado acadêmico) - Universidade Federal de
Lavras, 2020.
Bibliografia.

1. Perfil. 2. Inteligência artificial. 3. Espécies nativas. I.
Calegario, Natalino. II. Título.

MARCOS YURI MESQUITA DO NASCIMENTO

**FUNÇÕES DE AFILAMENTO AJUSTADAS POR REGRESSÃO E POR REDES
NEURAS ARTIFICIAIS PARA ESPÉCIES MADEIREIRAS DA AMAZÔNIA**

**TAPER FUNCTION ADJUSTED BY REGRESSION AND ARTIFICIAL NEURAL
NETWORKS FOR AMAZONIAN TIMBER SPECIES**

Dissertação apresentada à Universidade Federal de Lavras, como parte das exigências do programa de pós-graduação em Engenharia Florestal, área de concentração em Manejo Florestal, para a obtenção do título de Mestre.

APROVADA em 06 de março de 2020.

Dr. Lucas Gomide UFLA
Dr. José Antônio Aleixo da Silva UFRPE

Prof. Dr. Natalino Calegario
Orientador

**LAVRAS – MG
2020**

Aos meus pais pelo apoio e carinho em todas as etapas e por serem o meu maior exemplo de vida.

Ao meu filho por ser a minha motivação diária.

Dedico

AGRADECIMENTOS

À Universidade Federal de Lavras, especialmente ao Departamento de Ciências Florestais, pela oportunidade.

À CNPq, pela concessão da bolsa de mestrado.

À empresa Mil Madeiras Preciosas por disponibilizar os dados para esse estudo.

Ao professor Natalino Calegario, pela orientação, paciência e disposição para ajudar.

A todos os funcionários do DCF/UFLA.

A todos os amigos e colegas de laboratório, especialmente ao Filipe Campos pela parceria e ajuda para que os dados estudados fossem coletados.

Ao professor Paulo Celso de Azevedo da UFAM, pela parceria e ajuda na logística da coleta de dados.

A minha namorada Iêda Alana, pelo companheirismo, paciência, apoio e amor diário, sem ela teria sido muito mais difícil.

Aos meus amigos de Belém, que mesmo de longe sempre prestaram apoio e solidariedade.

Aos meus pais, Marcos Vinicius e Maria Celina por todo amor e apoio incondicional em todas as decisões da minha vida e ao meu irmão Marcos Igor.

Ao meu filho, Marcos Yago, pelo amor, carinho e motivação. Tudo isso é por ele.

MUITO OBRIGADO!

RESUMO

Neste estudo objetivou-se avaliar a eficiência de funções de afilamento ajustadas por regressão clássica, generalizada, de efeito misto e por rede neural em toras de 7 espécies de interesse comercial da Amazônia. Os dados foram coletados na área do projeto de manejo sustentável da empresa Mil Madeiras Preciosas, na cidade de Itacoatiara, no estado do Amazonas. Foram mensuradas 214 toras, sendo eles divididos em 10 *folds* iguais para validação cruzada das equações. Os dados foram coletados por cubagem rigorosa, mensurando os diâmetros de cada tora nas alturas (h) relativas à base da tora de 0,3m, 1,3m, 2,3m, e assim por diante, até a altura comercial (H). Oito modelos de afilamento tradicionais foram ajustados para as estimativas dos diâmetros à várias alturas, utilizando técnicas de regressão linear e não linear, além de 20 redes neurais artificiais. O modelo de melhor performance pelo critério de informação de Akaike, foi selecionado para o ajuste utilizando a técnica de efeito misto, onde o fator espécie foi introduzido como componente aleatório. Os volumes de cada tora foram calculados utilizando a fórmula de Smalian. Com o intuito de avaliar a precisão das estimativas do volume, foram treinadas duas redes neurais e o modelo de Schumacher-Hall foi ajustado. O volume também foi estimado pela integração da função de afilamento de melhor desempenho, utilizando suas estruturas fixa e mista. Por último, o volume foi estimado pelo modelo de Schumacher-Hall, em suas estruturas fixa e mista, incluindo o DAP e a Altura como variáveis fixas e a espécie como aleatória. As avaliações das acurácias das estimativas foram feitas com o uso do coeficiente de correlação, $R^2(\%)$ e com a raiz quadrada do erro médio, RMSE(%). Os resultados confirmam que as RNAs *MLB*, treinadas como função de afilamento, tiveram um melhor desempenho na estimativa do diâmetro, sendo que a arquitetura com 10 inputs, incluindo as espécies, e com 10 neurônios na camada intermediária (RNA 20) foi a de melhor performance, com $R^2(\%)$ de 96,07. Para as funções de afilamento ajustadas por regressão, o modelo proposto por Kozak (2004) foi o que obteve melhor desempenho, com valores $R^2(\%)$ de 95,65 e de 94,41 para os ajustes misto e fixo, respectivamente. Porém na validação o desempenho do modelo de Kozak foi melhor que o da RNA 20. Na avaliação das estimativas do volume, os resultados confirmaram a superioridade do modelo de Schumacher-Hall ajustado pela técnica *nlme*, com $R^2(\%)$ de 96,05, seguido da rede neural com $R^2(\%)$ de 95,37, ambos incluindo a espécie como variável independente. Porém, o modelo de Kozak (2004) integrado utilizando os parâmetros do ajuste misto obteve o melhor desempenho para dados desconhecidos, com $R^2\%$ de 95,31. Vale ressaltar que uma função de afilamento integrada tem a flexibilidade de estimativas de volumes parciais em qualquer posição do fuste.

Palavra-chave: Perfil. Regressão Não Linear. Inteligência Artificial. Espécies Nativas.

ABSTRACT

This study aimed to evaluate the taper functions efficiency adjusted by classical, generalized, mixed-effect regression and by neural network in stems of 7 species of commercial interest in the Amazon. The data were collected in the area of the sustainable management project of the company Mil Madeiras Preciosas, at Itacoatiara city, in the Amazonas state. 214 stems were measured, divided into 10 equal folds for cross validation of the equations. Data were collected by rigorous cubing, measuring the diameters of each stem at heights (h) relative to the stem base of 0.3m, 1.3m, 2.3m, and so on, up to commercial height (H). Eight traditional taper models were adjusted to estimate diameters at various heights, using linear and non-linear regression techniques, and 20 artificial neural networks. The best performance model using the Akaike information criterion was selected for the adjustment using the mixed effect technique, where the species factor was introduced as a random component. The best performance model by the Akaike information criterion (AIC) was selected for the adjustment using the mixed effect technique, where the species factor was introduced as a random component. The volumes of each stem were calculated using the Smalian formula. In order to assess the accuracy of volume estimates, two neural networks were trained and the Schumacher-Hall model was adjusted. The volume was also estimated by integrating the best performing taper function, using its fixed and mixed structures. Finally, the volume was estimated by the Schumacher-Hall model, in its fixed and mixed structures, including DBH and Height as fixed variables and the species as random. The evaluations of the accuracy of the estimates were made using the correlation coefficient, R^2 (%) and with the root mean square error, RMSE (%). The results confirm that MLB RNAs, trained as a taper function, had a better performance in estimating the diameter, and the architecture with 10 inputs, including species, and with 10 neurons in the intermediate layer (RNA 20) was the best performance, with R^2 (%) of 96.07. For the taper functions adjusted by regression, the model proposed by Kozak (2004) was the best performance, with R^2 (%) values of 95.65 and 94.41 for the mixed and fixed adjustments, respectively. However, in the validation the performance of the Kozak model was better than that of RNA 20. In the evaluation of the volume estimates, the results confirmed the superiority of the Schumacher-Hall model adjusted by the *nlme* technique, with R^2 (%) of 96.05, followed by the neural network with R^2 (%) of 95.37, both including the species as an independent variable. However, the integrated Kozak (2004) model using the parameters of the mixed adjustment obtained the best performance for unknown data, with R^2 of 95.31. It is worth mentioning that an integrated tapering function has the flexibility to estimate partial volumes in any position of the stem.

Key words: Taper. Nonlinear Regression. Artificial Intelligence. Native Species.

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	9
2	OBJETIVOS	11
2.1	Geral	11
2.2	Específicos	11
3	REFERENCIAL TEÓRICO	12
3.1	Produção de madeira Tropical na Região Amazônica e no Mundo	12
3.1.1	Principais Produtos e Subprodutos Madeireiros da Região Amazônica	13
3.1.2	Principais Espécies Comerciais da Região Amazônica	15
3.2	Manejo em Florestas Tropicais	16
3.3	Modelagem	18
3.3.1	Funções de Afilamento	18
3.3.2	Redes Neurais Artificiais	20
3.3.3	Modelagem de efeito misto aplicada em funções de afilamento	22
3.3.4	Modelagem do Volume	23
4	MATERIAL E MÉTODOS	24
4.1	Área de Estudo	24
4.2	Coleta de Dados	25
4.3	Análise dos Dados	26
4.4	Aplicação da Modelagem de Efeito Misto	28
4.5	Estimativas do Volume	29
4.6	Validação	29
4.7	Estatísticas de Avaliação dos Modelos Ajustados	30
5	RESULTADOS E DISCUSSÃO	32
5.1	Seleção do Modelo de Afilamento	33
5.2	Diagnósticos dos Modelos Ajustados	35
5.3	Ajuste e Avaliação da Modelagem Volumétrica	37
6	CONCLUSÕES	39
	REFERÊNCIAS	40

1 INTRODUÇÃO

A diversidade do bioma amazônico brasileiro abriga espécies florestais com grande potencialidade de produção madeireira. Quando explorada com a utilização de técnicas criteriosas de manejo florestal a sustentabilidade do bioma é mantida. Considerando a importância econômica e ecológica do bioma, torna-se imprescindível a utilização de tais técnicas para a predição do potencial produtivo. O estudo e aplicação de métodos quali-quantitativos são essenciais para elaborar criteriosamente planos de ação que tenham garantia sustentável para os recursos nos médio e longo prazos.

Com isso, o ajuste de equações hipsométricas, volumétricas e de afilamento de fuste com alta precisão se faz necessário. Em Florestas do bioma amazônico, a variabilidade na forma do fuste tem impacto significativo na determinação do potencial de produção, o que gera estimativas inadequadas do estoque madeireiro (CAMPOS e LEITE, 2013). Ainda nesse estudo, o autor diz que nessas florestas é comum os cálculos do volume serem feitos através de valores padronizados de fatores de forma, sem considerar as diferenças existentes entre as espécies. Isso ressalta a importância do uso de funções de afilamento, as quais permitem estimar a altura em que um determinado diâmetro ocorre, estimar o diâmetro em qualquer altura, assim como estimar o volume comercial ou total pela integração das áreas das seções do tronco. A principal aplicação desse tipo de técnica é obter o volume de diferentes classes de produtos, ou sortimentos, com e sem casca, com máxima precisão e exatidão possível, dentre diferentes limites de comercialização.

Muitos trabalhos que envolvem funções de afilamento já foram realizados em plantios florestais, principalmente com os gêneros *Eucalyptus* e *Pinus*. Alguns trabalhos que podem ser citados são: Ahrens e Holbert (1981) trabalharam com dados de *Pinus taeda*; Max e Burkhart (1976) estudaram funções de afilamento segmentadas e não segmentadas; Guimarães e Leite (1992) utilizaram para estudar o perfil de fustes de eucalipto; Lansanova et al. (2013) usaram dados coletados na floresta amazônica; Muller et al. (2014) utilizaram dados de acácia; e Caldeira et al. (2016) empregaram dados de floresta ombrófila aberta no estado do Paraná. No entanto, vários autores relatam problemas com essas funções. Campos e Leite (2013) afirmaram que funções que descrevem a forma do fuste satisfatoriamente podem estimar a altura e o volume com baixa exatidão. Martins et al. (2016) destacam a dificuldade de descrever precisamente toda a extensão do fuste devido às diferentes formas geométricas presentes em sua extensão. Uma nova técnica, ligada às funções de afilamento, está sendo bastante utilizada nos últimos anos. Trata-se da modelagem de regressão de efeitos mistos. Esse tipo de regressão obtém equação ajustada com valores médios e específicos por um determinado grupo, ou até

mesmo por árvore, e tem a capacidade de estimar o volume total e o volume relativo à um determinado produto de interesse comercial. Desde o início do século 20, vários estudos usando modelagem mista têm sido desenvolvidos. Garber e Maguire (2003) usaram a modelagem mista para ajuste de funções de afilamento de três espécies florestais no Oregon-EUA. Calegario et al. (2004) modelaram a altura dominante de plantações de eucaliptos no Brasil. Trincado e Burkhart (2006) e Yang et al. (2009) usaram modelos mistos para ajustar equações de afilamento em plantios florestais. Nos três trabalhos, a acurácia dos modelos melhorou quando o efeito aleatório foi adicionado. Gómez-García et al. (2013), em um estudo no noroeste da Espanha, também aplicaram a modelagem mista para uma espécie local, obtendo melhorias nas estimativas.

Além das técnicas de regressão clássicas utilizadas, técnicas de inteligência artificial estão ganhando destaque como alternativa para aumentar a precisão. Uma dessas técnicas é o ajuste de Rede Neural Artificial (RNA). RNA é um conjunto de técnicas não paramétricas, definidas como sistemas paralelos distribuídos, compostos por unidades de processamento matemático simples, chamados neurônios, e são dispostas em uma ou mais camadas interligadas por muitas conexões, em um arranjo semelhante aos das redes neurais biológicas (SCHIKOWSKI et al., 2015). As RNAs têm apresentado resultados promissores em relação aos métodos estatísticos convencionais, sendo possível o uso de mais variáveis explicativas no treinamento, sem prejuízo na exatidão dos valores estimado e com mais agilidade (MARTINS, 2017). Schikowski et al. (2015) e Mendonça et al. (2015) utilizaram esta técnica para estimar o afilamento de fuste em eucalipto.

Porém, quando falamos de florestas naturais, o número de trabalhos que envolvem essas técnicas é bem escasso. Ozçelik et al. (2013) aplicaram redes neurais para estimar a altura de árvores em uma floresta natural na Turquia, conseguindo excelentes resultados com valores de coeficiente de determinação maiores que 92% e erros (Syx%) menores que 1,5%. Outros dois trabalhos que obtiveram ótimos resultados são Reis et al. (2018), que usou as RNAs para prognose da distribuição diamétrica, e Ribeiro et al. (2016), que aplicou a técnica de inteligência artificial para a estimativa do volume de árvores. Ambos os trabalhos foram desenvolvidos na floresta nacional do tapajós.

Portanto, o principal objetivo deste trabalho é a comparação da precisão do ajuste de funções de afilamento utilizando método de regressão linear, não linear, linear mista e de redes neurais artificiais para espécies nativas de interesse comercial da floresta amazônica. Também objetivou-se a estimativa volumétrica dos fustes tomando como base as funções de afilamento ajustadas.

2 OBJETIVOS

2.1 Geral

Ajustar, por meio de análise de regressão e redes neurais artificiais, funções de afilamento do fuste de espécies madeireiras da floresta Amazônica, testando também o efeito da modelagem mista usando a espécie como variável aleatória, com o intuito de obter melhores estimativas volumétricas, contribuindo, assim, para melhoria do manejo de uma floresta nativa.

2.2 Específicos

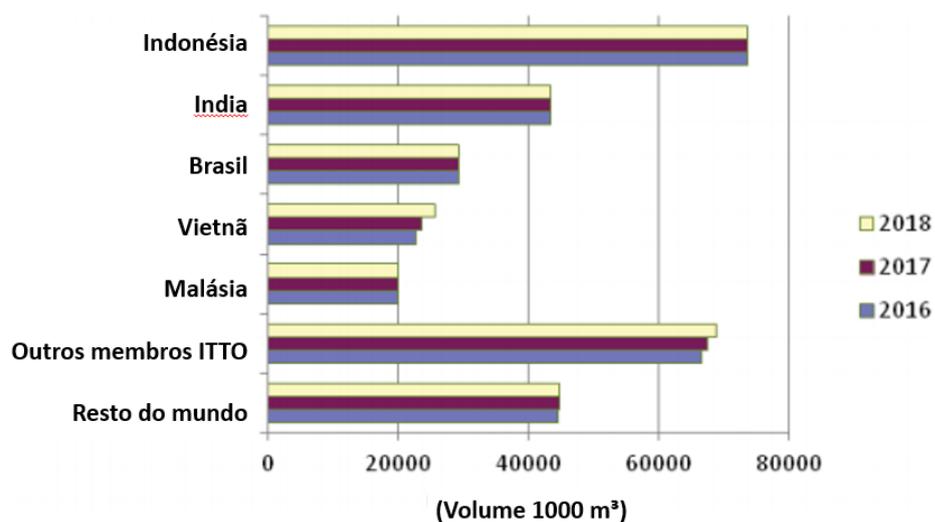
- Ajustar equações de afilamento do fuste por regressão linear e não linear.
- Ajustar modelos de redes neurais artificiais como função de afilamento.
- Comparar modelos de regressão com modelos de redes neurais.
- Avaliar o efeito da modelagem mista linear nas estimativas do diâmetro.
- Comparar a acurácia da estimativa do volume total usando a integração do modelo de afilamento (fixo e misto) com as redes neurais artificiais e com o modelo de Schumacher-Hall.

3 REFERENCIAL TEÓRICO

3.1 Produção de madeira Tropical na Região Amazônica e no Mundo

O Brasil tem aproximadamente 59% do seu território coberto por florestas, dos quais 57,31% são de florestais naturais – o que representa a segunda maior área de floresta do mundo, atrás somente da Rússia (SFB, 2019). Segundo a Organização Internacional de Madeira Tropical-ITTO (2018), o Brasil é o terceiro principal produtor mundial de madeira tropical, ficando atrás apenas da Indonésia e da Índia (FIGURA 1).

Figura 1 - Principais produtores de toras de madeira tropical.



Fonte: ITTO (2018).

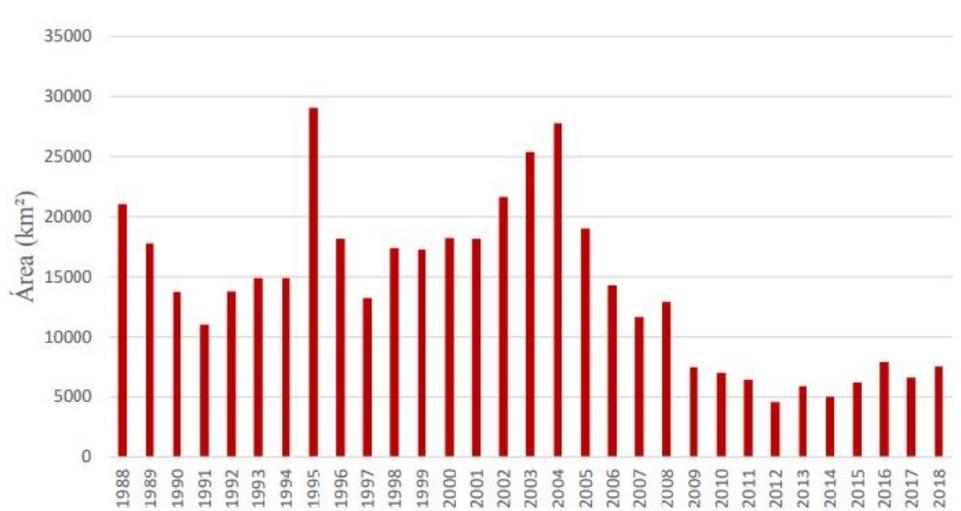
Entre os anos 2012 e 2014, o Brasil se destacou como principal consumidor e produtor de madeira tropical serrada, com consumo médio de 15,8 milhões de m³ (ITTO, 2015). Nesse mesmo período, os países associados a ITTO foram responsáveis por 90% da produção total dessa madeira. Mesmo com essa grande produção, o Brasil não tem muito destaque quando o assunto é exportação. De acordo com a FAO (2018), os principais países exportadores de madeira tropical em 2016 foram Tailândia, Malásia e Laos. Segundo a ABIMCI (2016), no Brasil, os estados com destaque na exportação são Pará (35%), Mato Grosso (22%) e Rondônia (20%).

Atualmente, mais de duas mil empresas madeireiras estão ativas na Amazônia legal. Em 2017, foram extraídos cerca de 14,2 milhões de metros cúbicos de madeira nativa, o que representa, aproximadamente, 3,5 milhões de árvores. O estado do Pará concentra quase metade dessa extração (47%), Mato Grosso extraiu cerca de 28% do total seguido do estado de Rondônia com 16%. A quantidade de tora extraída dos estados do Acre e Amazonas foi

correspondente a 3% cada um, enquanto Amapá, Maranhão e Roraima extraíram em torno de 1% cada (SFB, 2019).

Entretanto, mesmo com o aumento significativo das áreas de produção legalizadas, o consumo em toras caiu nos últimos anos. Alguns fatos que podem explicar isso são a redução do desmatamento ilegal (FIGURA 2), o aumento do preço da madeira serrada brasileira no comércio internacional e a substituição da madeira natural por similares sintéticos (INPE, 2018; ITTO, 2018). Hoje em dia, o Brasil possui 131 operações ativas e certificadas na modalidade manejo florestal, isso equivale a uma área de 7.097.157 hectares regularizados (FSC, 2018).

Figura 2 - Taxa anual de desmatamento da Amazônia Legal.

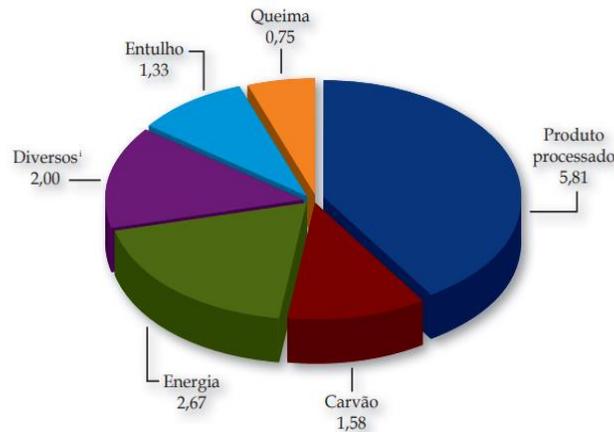


Fonte: INPE (2018).

3.1.1 Principais Produtos e Subprodutos Madeiros da Região Amazônica

Em 2010, existiam cerca de 71 polos madeiros na Amazônia, cerca de 2200 empresas ativas consumindo anualmente 14.148.000 m³ em toras, o que gerou uma receita bruta de 2,4 bilhões de dólares em 2009 (PEREIRA et al., 2010). A produção de 5.808.000 m³ de madeira processada foi o rendimento do consumo dessas toras, sendo 72% madeira serrada, 13% de painéis compensados e laminados e 15% de outros subprodutos como portas, janelas, pisos, etc. A Figura 3 mostra os variados usos da madeira nativa da Amazônia pelo setor madeiro em 2009 (Hummel et al., 2010). A indústria de móveis na Amazônia ainda é iniciante, enquanto as serrarias e setor de painéis já estão bem consolidados.

Figura 3 - Usos da madeira nativa amazônica pelo setor madeireiro em 2009 (em milhões de m³ de tora).



Fonte: Hummel (2010).

Durante o ano de 2015, os países membros da ITTO foram responsáveis pela produção de 248,2 milhões de metros cúbicos de madeira em tora, tendo o Brasil como terceiro colocado entre os maiores produtores (ITTO, 2018). De acordo com o IBGE (2017), a produção brasileira em 2016 foi de 11.450.693 metros cúbicos, 7% a menos que em 2015 (12.308.702 m³).

A Tabela 1 mostra os principais produtos florestais brasileiros exportados em 2018 de acordo com levantamento feito pelo Serviço Florestal Brasileiro. A celulose é o principal produto exportado em relação ao valor comercial com pouco mais de 1 bilhão de dólares, em seguida vem a madeira serrada (pouco mais de 158 milhões de dólares), cavacos e partículas (59,3 milhões de dólares) e madeira em tora (43,3 milhões de dólares).

Tabela 1 - Quantidade e valor de exportações de produtos florestais madeireiros em 2018.

Produto PFM	Unidade de Medida	Quantidade	Valor US\$
Cavacos e partículas	Metro Cúbico	2.601.868	59.365.228
Celulose	Tonelada	1.498.597	1.018.297.556
Madeira serrada	Metro Cúbico	347.978	158.343.446
Madeira em tora	Metro Cúbico	274.640	43.321,71
Produtos secundários - Madeira	Tonelada	141.935	229.251.940
Painéis - Compensados	Tonelada	20.963	21.442.108
Painéis - Laminados	Tonelada	3.515	5.624.957
Papel e papelão	Tonelada	799	641.422
Produtos secundários - Papel	Tonelada	223	603.568
Carvão vegetal	Tonelada	184	100.751
Painéis - Aglomerados	Tonelada	73	118.815
Papel reciclado	Tonelada	15	396
Resíduos de madeira	Metro Cúbico	13	1.704
Total Geral		4.890.802	1.537.113.602

Fonte: Serviço Florestal Brasileiro (2019).

Pereira et al. (2010) afirmaram que grande parte da madeira serrada originada na Amazônia tem como destino o mercado interno, principalmente o estado de São Paulo, e o principal destino são as indústrias de móveis e a construção civil (ARO e BATALHA, 2013). Então, investir na indústria de móveis buscando agregar valor à madeira serrada no Brasil é ponto que deve ser explorado. Segundo a SFB (2019), como a madeira serrada beneficiada é exportada, geralmente em forma de produtos com baixo valor agregado, o aumento nesse investimento interno ganha mais importância.

3.1.2 Principais Espécies Comerciais da Região Amazônica

Ângelo et al. (2001), em um estudo sobre as principais espécies tropicais brasileiras exportadas, mostraram que o mogno foi a principal espécie exportada pelo Brasil entre os anos de 1980 e 1998, com 20,22%, seguidos por jatobá (7,12%), virola (5,3%), cedro (3,58%), angelim (1,96%) e ipê (1,87%). No estado de São Paulo, as principais espécies consumidas foram a cupiúba, o cedrinho e a garabeira. Porém vale destacar a participação do jatobá com 4% de volume total comercializado e do angelim com 1% (IMAZON, 2001).

Segundo o relatório do ITTO (2018), entre 2015 e 2016, as principais espécies tropicais exportadas em forma de madeira serrada pelo Brasil foram o Ipê, com mais de 90% das exportações, seguido por mogno, cedro, virola e louro. Quando falamos de madeira em forma de chapa, as principais espécies exportadas são o cedro e o pau-marfim. Vale destacar que espécies como jatobá, cupiúba e angelim, aparecem com destaque nas exportações de outros países que compartilham do bioma amazônico, como a Guiana e o Suriname.

De acordo com Farani et al. (2019), entre os anos de 2012 e 2017, a produção madeireira de espécies nativas foi de 56.723.910 metros cúbicos, destes, 57,36% representa a produção acumulada das 20 principais espécies (TABELA 2) e 10,8% representa a produção acumulada de espécies ameaçadas de extinção.

Grande parte dessa produção foi consumida pelo mercado interno, cerca de 90,81% do total consumido. Apenas o Ipê (*Handroanthus serratifolius*) teve seus produtos predominantemente destinados à exportação (91,97%).

O Estados Unidos é o principal consumidor de madeira nativa brasileira, sendo a Muiracatiara, o jatobá e o ipê as principais espécies consumidas por eles.

Tabela 2 – Produção madeireira acumulada de 2012 a 2017 (m³ x 1000) das 20 espécies de maior produção madeireira nesse período.

Nome Científico	Nome Vulgar	Produção entre 2012 e 2017
<i>Manilkara huberi</i>	Maçaranduba	3674,86
<i>Goubia glabra</i>	Cupiúba	3058,09
<i>Erisma uncinatum</i>	Cedrinho	2929,3
<i>Araucaria angustifolia</i>	Pinheiro-do-Paraná	2222,71
<i>Dinizia excelsa</i>	Angelim Vermelho	1995,01
<i>Apuleia leiocarpa</i>	Garapeira	1631,98
<i>Couratari guianensis</i>	Tauari	1590,46
<i>Qualea paraensis</i>	Mandioqueira	1529,95
<i>Hymenaea courbaril</i>	Jatobá	1448,2
<i>Qualea albiflora</i>	Quaruba	1329,23
<i>Dipteryx odorata</i>	Cumarú	1214,65
<i>Hymenolobium petraeum</i>	Angelim-pedra	1154,46
<i>Mezilaurus itauba</i>	Itaúba	1119,7
<i>Handroanthus serratifolius</i>	Ipê	1075,08
<i>Cariniana micrantha</i>	Jequitibá Rosa	866,05
<i>Astronium lecointei</i>	Muiracatiara	832,2
<i>Cedrelinga cateniformis</i>	Cedrorana	699,98
<i>Trattinnickia burseraefolia</i>	Amescla	626,99
<i>Schizolobium parahyba</i>	Paricá	590,14
<i>Allantoma lineata</i>	Jequitibá	557,83

Fonte: FARANI (2019).

3.2 Manejo em Florestas Tropicais

As décadas de 80 e 90 foram marcadas por um crescimento expressivo da exploração madeireira. A diminuição das florestas no sul e sudeste, aliado à abundância de florestas e baixa restrição para extração na Amazônia, foram os principais motivos do *boom* madeireiro na região. Esse cenário permaneceu até o final dos anos 90, quando iniciou a exigência do manejo florestal no Brasil (VERÍSSIMO et al., 1992).

O manejo florestal tem o objetivo de reduzir os impactos ambientais resultantes da exploração florestal, ou seja, propõe um modelo mais racional para a exploração visando a sustentabilidade dos recursos florestais e contribuindo para a conservação da natureza e dos seus recursos (SABOGAL et al., 2006). Mesmo através dessas novas técnicas de exploração mais racionais, a seletividade na exploração da floresta causa alguns efeitos negativos ao ecossistema, o que pode afetar o ciclo do carbono, a ciclagem de nutrientes e o ciclo da água (CAZZOLLA GATTI et al., 2015; MORRIS, 2010).

Os países com florestas tropicais utilizam sistemas silviculturais, para manejo florestal, adaptados de modelos clássicos usados em florestas temperadas. Sistema silvicultural é o

processo de estabelecimento, tratamento, exploração de uma floresta ou plantio florestal, até a substituição por uma nova colheita, que resulta em produtos madeireiros diversos. Um tipo de sistema silvicultura utilizado na Malásia é o sistema monocíclico, que funciona retirando toda a madeira comercial, baseando a futura colheita no estoque de mudas existentes nesse primeiro corte. Este método está quase extinto pois o ciclo de corte é muito alto, em torno de 70 a 100 anos, o que não é viável economicamente e nem sustentavelmente. Outro sistema utilizado é o policíclico, que se caracteriza pelo corte de indivíduos que atingiram a meta de corte, com isso, os indivíduos remanescentes passam a ser o estoque do ciclo de corte futuro. Esse método é mais viável economicamente, e se encaixa melhor no perfil de sustentabilidade. A Indonésia, Gana e o Suriname são países que utilizam esse tipo de sistema.

No Brasil, a adoção do manejo florestal sustentável é a principal alternativa para mitigar a extração ilegal de madeira. Segundo o INPE (2017), houve um crescimento de 29% na extração de madeira ilegal na região amazônica, entre os anos 2000 e 2016. Rondônia tem papel principal nesses dados, com 35%. Outros dados que fortalecem esse argumento são os encontrados por Cordeiro de Santana et al. (2012), os quais indicam que em áreas manejadas do baixo amazonas o valor econômico da extração madeireira (R\$ 587,00/ha) é bem maior que o da agricultura de grãos e da pecuária extensiva (R\$420,00/ha e R\$180,00/ha, respectivamente), dois dos maiores vilões causadores do desmatamento. Porém, a aplicação desse manejo florestal sustentável encontrou barreiras, principalmente na pequena quantidade de áreas florestais regularizadas.

O sistema de manejo florestal utilizado na Amazônia é policíclico, baseado em ciclo de corte de 25-35 anos, para uma intensidade de corte máxima de 30 m³/ha, com a seleção de árvores baseada em critérios técnicos e ecológicos para promover a regeneração das espécies florestais manejadas. Na prática, apenas 4-6 árvores por hectare são derrubadas, por meio de técnicas de manejo florestal de impacto reduzido, visando à proteção do solo e à qualidade da floresta remanescente (SFB, 2019).

Para contornar essa barreira, foi criada uma política de concessão florestal em 2006 (Lei 11.284/2006), que permite o ganho em renda através da madeira em pé (*stumpage fee*). Essa medida teve o objetivo de fortalecer o manejo florestal, aumentar a fiscalização e o investimento no setor florestal. Entre 2006 e 2012, houve um aumento de 7 milhões para 12 milhões de hectares de áreas regularizadas, e desde 2014 o governo tenta aumentar o incentivo as concessões florestais, buscando regularizar os 27 milhões de hectares de áreas florestais necessárias para assegurar o manejo florestal (VERÍSSIMO e PEREIRA, 2014).

3.3 Modelagem

Modelo é uma formulação matemática/estatística baseada em hipóteses que tenta representar fenômenos físicos ou biológicos, com a finalidade de gerar uma equação que possa estimar quantitativamente tal(is) fenômeno(s) a um determinado nível de probabilidade (SILVA, 2015).

No meio científico, a modelagem matemática é muito importante e usa uma ferramenta especial: as equações (SPATHELF; NUTTO, 2000). Um modelo é composto por variáveis dependentes e independentes, parâmetros e um erro associado, em sua forma analítica, por exemplo:

$$H_i = \beta_0 + \beta_1 DAP_i + \varepsilon_i$$

Em que:

H_i = Altura da árvore i ; DAP_i = Diâmetro à altura do peito da árvore i ; β_0 e β_1 = parâmetros do modelo; e ε_i = erro aleatório.

A equação já é a representação numérica do modelo, isto é, o resultado final do ajuste do modelo ao conjunto de dados. É, portanto, a estimativa do modelo e é composta de coeficientes e sem a estrutura de erro, pois em sua dedução se assume que a somatória dos erros é igual zero (SILVA, 2015).

Esses modelos podem ser classificados em: Lineares simples, lineares múltiplos, não lineares simples e não lineares múltiplos. Os modelos simples são aqueles que usam apenas uma variável independente para explicar a variável dependente, enquanto os múltiplos podem possuir mais de uma. Modelos lineares são aqueles que não apresentam os parâmetros de forma não linear, já as não lineares possuem parâmetros em suas diversas formas não lineares.

Na área florestal, a modelagem matemática é usada para diversas finalidades, as principais são: modelagem hipsométrica (para a estimativa da altura de árvores), a modelagem do afilamento e a modelagem volumétrica.

3.3.1 Funções de Afilamento

As funções de afilamento, também conhecida como funções de *taper*, são expressões matemática/estatísticas que, após ajustadas representam o afilamento natural do fuste de uma árvore, são usadas frequentemente para quantificar o volume dos sortimentos dos povoamentos florestais. Tais funções estimam o número de toras e seus volumes, a partir das especificações das dimensões do produto desejado, possibilitando a simulação de diferentes cenários que auxiliam as tomadas de decisões (COSTA et al., 2016). As principais características que uma função de afilamento precisa ter são: a possibilidade de estimar o diâmetro na ponta de cada tora, a possibilidade de estimar diretamente a altura para qualquer diâmetro do fuste (útil para

a determinação da altura comercial de um determinado diâmetro), e que a função de forma possa ser integrada, obtendo-se assim uma função compatível de volume (MORA, 2015).

O afilamento do fuste pode ser modelado empregando equações de regressão (BRUCE et al., 1968; MONSERUD, 1981) ou redes neurais artificiais (RNA) (SCHIKOWSKI et al., 2015). Em ambos os casos, não é necessária grande quantidade de dados de árvores-amostra, bastando que haja representatividade dos diferentes portes de árvores existentes. Esse tipo de característica é importante para o caso de pequenos lotes, nos quais nem sempre é possível realizar o abate de muitas árvores no campo para obtenção de dados de cubagem rigorosa. Com poucas e representativas árvores-amostra, é possível obter equações ou redes neurais artificiais que resultam em estimativas da forma do fuste com grande exatidão (MENDONÇA et al., 2015).

Na literatura, encontramos modelos dos tipos segmentados e não segmentados. Os modelos não segmentados são aqueles que uma única equação descreve o fuste por completo. Os modelos segmentados são formados por uma ou mais funções justapostas para caracterizar o perfil da árvore. Essas funções podem ser lineares e não-lineares, sendo as lineares mais fáceis de ajustar por expressarem relações polinomiais. Os modelos mais encontrados na literatura são: Modelo de Kozak (1969) (polinômio do segundo grau), modelo Demaerschalk (1972) e o modelo de Schöpfer (1966) (polinômio do quinto grau), sendo esses encontrados em cerca de 80% dos trabalhos no Brasil (ANDRADE e SCHIMITT, 2017). Desses, Kozak e Schöpfer são modelos lineares, enquanto Demaerschalk é não linear. A maioria dos trabalhos usam modelos lineares polinomiais para descrever o afilamento, porém alguns autores, como Pires e Calegario (2007), Mendonça et al. (2007) e Horle et al. (2010) comprovaram que os modelos não lineares são superiores na modelagem do perfil de árvores.

A estimativa dos parâmetros das funções de afilamento pode ser feita por regressão linear, usando o método dos mínimos quadrados, que consiste na minimização da soma dos quadrados dos desvios. Ou por regressão não linear, utilizando o método de Gauss-Newton, do método *Steepest-Descent* ou do método de Marquardt, que é a interpolação entre os dois métodos supracitados.

Na revisão de trabalhos sobre modelos de *taper* utilizados em mata nativa e em diferentes espécies florestais plantadas no Brasil, excluindo eucalipto e pinus, cabe citar os trabalhos de Friedl (1989), Chichorro et al. (2003), Figueiredo et al. (2006), Leite et al. (2006), Queiroz et al. (2006), Leite et al. (2011), Soares et al. (2011a), Favalessa et al. (2012), Lansanova et al. (2013), Muller et al. (2014) e Figueiredo Filho et al. (2015). Desses trabalhos, apenas Friedl (1989) e Chichorro et al. (2003) não avaliaram diferentes modelos de *taper*, os

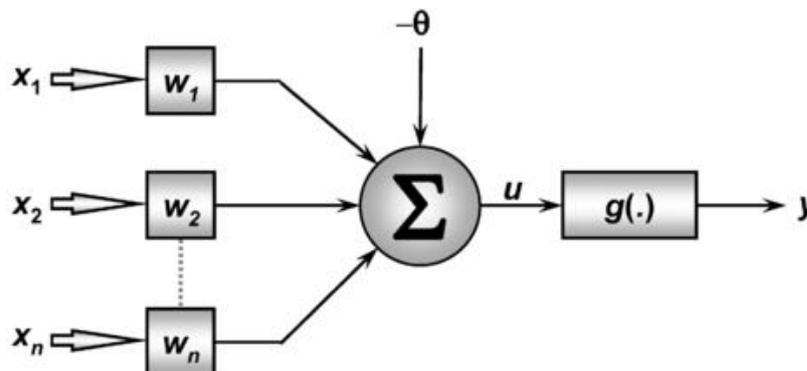
quais, respectivamente, utilizaram diretamente os modelos de Kozak et al. (1969) e de Demaerschalk (1972).

3.3.2 Redes Neurais Artificiais

Modelos de redes neurais artificiais (RNAs) têm sido aplicados com sucesso no campo da modelagem florestal (ÖZÇELIK et al., 2013; GORGENS et al., 2014) como alternativa aos métodos de regressão habituais (CASTRO et al., 2013). RNA é um conjunto de técnicas não paramétricas, definidas como sistemas paralelos distribuídos, compostos por unidades de processamento matemático simples, os neurônios. Estas unidades são dispostas em uma ou mais camadas interligadas por um grande número de conexões, em um arranjo semelhante aos das redes neurais biológicas (FIGURA 4).

Dado um conjunto de dados, as RNAs têm a capacidade de aprendizado de informações obtidas pelo conjunto visando à generalização do conhecimento assimilado para um conjunto de dados desconhecidos. Outra característica é a capacidade de extrair informações não explícitas de um conjunto de dados que lhes são fornecidas (GORGENS et al., 2009; SILVA et al., 2009; BINOTI et al., 2014a; VIEIRA et al., 2018). Segundo Martins (2016), redes neurais artificiais (RNA) são redes de neurônios artificiais, semelhantes aos neurônios encontrados no cérebro biológico. Esses neurônios são unidades de processamento simples conectados entre si de uma maneira específica para executar uma determinada tarefa (MASHALY et al., 2015).

Figura 4 - Estrutura de um neurônio artificial.



Fonte: Bishop (1995).

Cada neurônio possui um conjunto de entradas. A finalidade da camada de entrada é repassar os valores recebidos para os neurônios da camada oculta. Os neurônios das camadas ocultas possuem a quantidade de entradas igual ao número de saídas da camada anterior. O número de neurônios de saída da rede é a quantidade de parâmetros que a RNA irá estimar.

O valor de saída de cada neurônio é calculado conforme a equação abaixo:

$$a_j = w_0 + \sum_{i=1}^n x_i w_1$$

onde a_j é a saída do neurônio j , n é a quantidade de entradas, x_i e w_1 são o valor e o peso da entrada i e w_0 é o viés do neurônio.

Diversas funções de ativação podem ser utilizadas nas redes. Neste trabalho, a função de ativação utilizada nos neurônios das camadas oculta e de saída foi a logística. A Equação abaixo mostra o cálculo dessa função.

$$\varphi_j(a_j) = \frac{1}{1 + e^{-a_j}}$$

onde a_j é o valor de saída do neurônio j .

O treinamento de uma RNA tem início com a definição das variáveis de entrada e saída e a escolha de uma arquitetura, dependendo do software disponível. A partir daí pesos aleatórios são definidos para as variáveis de entrada e os valores de saída são usados para comparação com os valores reais observados (SILVA et al., 2009; VENDRUSCOLO et al., 2015). Essa comparação gera um erro que calibra os pesos, reiniciando o ciclo, diminuindo o erro e buscando aproximar o valor calculado do valor real (SOARES et al., 2011b; TICKNOR, 2013). Por isso o treinamento da rede neural deve ser supervisionado, impedindo um baixo ciclo, que resultaria num baixo aprendizado, e impedindo, também, um alto ciclo de treinamento que faria com que o erro mínimo fosse ultrapassado e os algoritmos não convergissem (BINOTI et al., 2014b).

Segundo Vats e Negi (2013), esse método estatístico tem sido muito utilizado ao longo dos anos no meio florestal, sendo uma ótima ferramenta para análise de potencial florestal, pois, em relação a outros métodos estatísticos, tem-se reduzido o número de amostras necessárias para estimação de variáveis dendrométricas. No Brasil, estudos desse tipo são recentes e quase exclusivos a estudos sobre reflorestamento, como trabalhos para estimativa do volume individual (BINOTI et al., 2014a; PELLI et al., 2014; SILVA et al., 2014), altura (FREITAS et al., 2014; BINOTI et al., 2013), da forma e do diâmetro relativo (SOARES et al., 2011; LEITE et al., 2011).

De forma geral, observa-se que as equações de afilamento para espécies exóticas de rápido crescimento obtiveram mais ênfase na literatura, dada a importância econômica dessas espécies. Contudo, florestas tropicais apresentam muitas espécies de alto valor comercial, de tal forma que estudos desta natureza devem ser desenvolvidos para aprimorar as técnicas e os métodos de mensuração (SOARES et al., 2011).

3.3.3 Modelagem de efeito misto aplicada em funções de afilamento

Essa técnica começou a ser empregada recentemente na área florestal, tendo sua primeira aplicação para Lappi (1986), e de acordo com Carvalho (2013) é uma das técnicas mais sofisticadas de regressão. Os modelos de efeitos mistos são capazes de generalizar estruturas espaço-temporais de correlação e de famílias de distribuições de probabilidade, além de variâncias não constantes.

A aplicação da modelagem mista apresenta várias vantagens em relação a modelagem fixa, ela tem a capacidade de calibrar o modelo levando em conta uma determinada característica (parcela, plantio, sitio específico, espécie ou até mesmo por árvore) e ela considera a correlação devido à estrutura dos dados agrupados, tornando a inferência imparcial, além disso, essa técnica tem potencial pra obter melhor desempenho comparada às redes neurais artificiais, principalmente para dados oriundos de florestais naturais (PINHEIRO e BATES, 2002).

O modelo não linear misto contém parâmetros de efeitos fixos comuns a todas as árvores e parâmetros de efeito aleatórios específicos para cada uma das características desejadas, como no caso desse estudo em que o efeito aleatório foi aplicado por espécie. Essa abordagem é possível da seguinte forma:

$$d_i = f(x_i, \varphi_i) + \varepsilon_i, \varepsilon_i \sim N(0, R_i)$$

Em que: $d_i = (n_i \times 1)$ vetor dos diâmetros relativos observados na árvore i ; $f(.)$ função não linear; $x_i = (n_i \times s_1)$ matriz das covariáveis conhecidas; $\varphi_i = (s_1 \times 1)$ vetor dos coeficientes; $\varepsilon_i = (n_i \times 1)$ vetor de erros; $0 =$ vetor nulo; $R_i = (n_i \times n_i)$ matriz de variância e covariância positiva e definida para os erros.

Assim. Os parâmetros do vetor φ_i podem ser expressos por:

$$\varphi_i = A_i\beta + B_iu_i, \quad u_i \sim N(0, D)$$

Em que: β é $(S_1 \times 1)$ vetor dos coeficientes com efeitos fixos comuns a todas as árvores; u_i é $(S_2 \times 1)$ vetor dos parâmetros com efeito aleatório associado a espécie, assumindo um distribuição normal multivariada com vetor de médias de zero e matriz variância e covariância D ; A_i e B_i são formas da matriz para os efeitos fixos e aleatórios, respectivamente (PINHEIRO e BATES, 2002; LITTELL et al., 2006)

Alguns trabalhos utilizando a modelagem mista encontrados no Brasil podem ser citados, como: Calegario et al. (2005) utilizaram a modelagem de efeito misto estimar o volume e constatou que as estimativas dos parâmetros foram melhoradas significativamente com a

técnica. Carvalho et al. (2014) aplicaram essa técnica para estimar a altura ao longo do fuste em função do diâmetro, como resultado verificaram que o erro padrão reduziu em 40%, a precisão aumentou em 1,3% e a distribuição dos resíduos graficamente obteve melhoras significativas. Mora (2015) estudou os efeitos dessa técnica em *Pinus taeda* e *Eucalyptus saligna* no Paraná, e constatou que a modelagem não linear mista melhora as estimativas das variáveis preditas.

O uso dessa técnica precisa ser mais estudado no Brasil, principalmente a sua aplicação em florestas nativas, pois a maioria dos estudos utilizam esse tipo de modelagem para plantios dos gêneros *Pinus* e *Eucalyptus*.

3.3.4 Modelagem do Volume

A mensuração da variável volume é uma atividade extremamente onerosa, e isso se torna ainda mais grave quando falamos de florestas nativas, pois para o desenvolvimento de uma equação volumétrica se necessita de árvores caídas e isso não é um trabalho fácil para florestas naturais. Santos (2010) disse que a necessidade de dispor de uma ferramenta simplificada que permita a obtenção de valores mais precisos do volume de toras de uma espécie é vital para a planificação da gestão das massas florestais e para a sustentabilidade.

Ainda é comum encontrarmos áreas de florestas nativas da Amazônia que utilizam um fator de forma para estimar o volume de toras, e essa metodologia gera erros severos nessas estimativas, sendo, assim, recomendado o uso de funções específicas a nível de sítio ou espécie (CYSNEIROS et al, 2017).

Na tentativa de diminuir esses erros e melhorar o manejo para florestas nativas, vários estudos foram desenvolvidos com o objetivo de ajustar equações volumétricas para florestas nativas, tais como: Figueiredo Filho (1983); Higuchi e Ramm (1985); Rolim et al. (2006); Leite e Resende (2010); Lima et al. (2014); Gimenez et al. (2015).

Segundo Andrade et al. (2019), cerca de 58% dos trabalhos envolvendo modelos volumétricos foram publicados nos últimos 10 anos, sendo 37,5% deles aplicados em florestas nativas, 12,5% em plantios de espécies nativas e exóticas e 50% em plantios de eucalipto e pinus. Ainda nesse estudo, os autores constatam que a maioria dos trabalhos estão concentrados na região sul e sudeste (32,5%), em segundo lugar vem a região norte com 22,5%, e os estados com mais trabalhos são Minas Gerais e o Pará (17,5% e 12,5%, respectivamente).

Porém, ainda são necessários estudos que apliquem novas técnicas de modelagem para florestas nativas em busca de melhores resultados, maximizando a produção e a rentabilidade, e, principalmente, diminuir o desperdício de madeira na exploração desse tipo de florestas

(THAINES et al., 2010). Como, por exemplo, a modelagem de funções de afilamento integradas.

As equações de volume geralmente são ajustadas com o objetivo principal de estimar o volume total ou comercial, porém quando o objetivo é dar usos mais nobre a floresta, torna-se necessário o uso das funções de afilamento que podem estimar o volume de acordo com as especificações dos produtos desejados (CARVALHO et al., 2014).

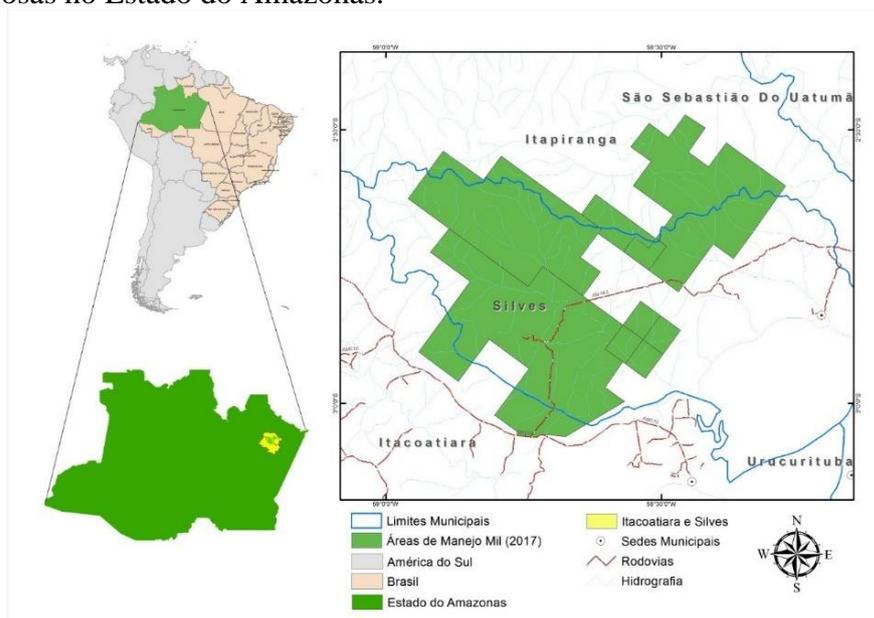
Em Geral, os estudos publicados sobre equações de volumes na região amazônica são restritos à determinadas áreas ou espécies. Assim, a aplicação de técnicas variadas para a estimativa do volume, se tornam uma ferramenta importante para predição da produção volumétrica tanto em toras quanto em madeira serrada.

4 MATERIAL E MÉTODOS

4.1 Área de Estudo

A área onde o estudo foi desenvolvido pertence os projetos de manejo florestal sustentável da empresa Mil Madeiras Preciosas, localizada entre os municípios de Itacoatiara e Silves, no estado do Amazonas (FIGURA 5). Segundo a classificação de Köppen, o clima da área estudada é classificado como Am. A letra “A” simboliza um clima do tipo tropical chuvoso, enquanto a letra “m” simboliza uma subclassificação do tipo monçônico (KOTTEK et al. 2006). Este clima apresenta altas precipitações ao longo de quase todo o ano, sendo que durante os meses de março, abril e maio a chuva tem um aumento significativo (Peel et al., 2007).

Figura 5 – Mapa de Localização da Área de Manejo Sustentável da Empresa Mil Madeiras Preciosas no Estado do Amazonas.



Fonte: Vinhote (2019).

Segundo a EMBRAPA (2006), os solos da área de estudo estão classificados como Latossolos Amarelos Distróficos. Esses solos têm a característica de serem pouco férteis naturalmente, apresentam alta toxidez de alumínio e alta percentagem de argila (MENDONÇA, 2003).

A região estudada apresenta relevo caracterizado como planalto dissecado, com presença de platôs levemente inclinados e algumas encostas íngreme (IBGE, 2017). A declividade varia entre 10° e 40°. O ponto mais alto da propriedade está a 128 metros acima do nível do mar e o mais baixo está a 40 metros. (PMFS/MIL MADEIRAS, 2013).

De acordo com o MMA (2017), as espécies estudadas foram coletadas de uma área de floresta ombrófila densa, onde pode ser encontradas formações vegetais do tipo campinarana e igapó. A floresta ombrófila densa apresenta como características indivíduos de grande porte, com lianas lenhosas e epífitas abundantes, e está associada aos fatores de clima tropicais de temperaturas elevadas e alta pluviosidade durante todo o ano, sem período de seca.

A região é banhada pelos rios Anebá e Carú, com fluxo em direção sudeste e desagua no rio Urubu e, posteriormente, no rio Amazonas. O rio Carú, apesar de ser ligeiramente mais estreito que o rio Anebá, é maior dentro da área de manejo. O rio Anebá apresenta largura de até 10 metros, o que permite a navegação de pequenas embarcações (PMFS/MIL MADEIRAS, 2013).

4.2 Coleta de Dados

Os dados foram coletados no pátio da empresa. Foram cubadas 214 toras de 7 espécies diferentes. As espécies foram escolhidas pelo critério de maior interesse comercial e disponibilidade no pátio da empresa (TABELA 3).

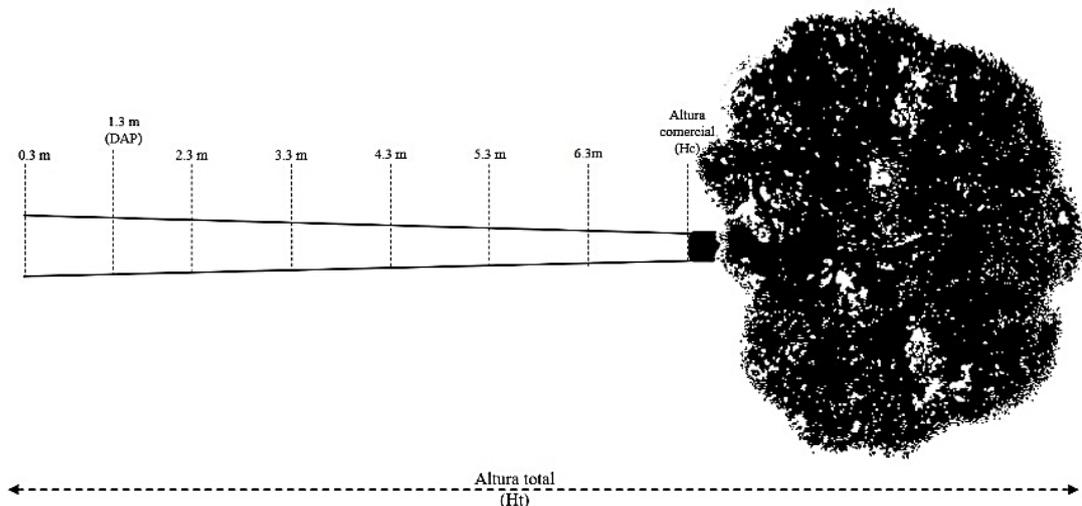
Tabela 3 - Lista de espécies estudadas.

Família	Nome Científico	Nome Vulgar
Leguminosae	<i>Dinizia excelsa</i> Ducke	Angelim-vermelho
Burseraceae	<i>Protium paniculatum</i>	Breu-branco
Bombacaceae	<i>Erisma uncinatum</i>	Cedrinho
Moraceae	<i>Clarisia racemosa</i>	Guariúba
Leguminosae	<i>Hymenaea courbaril</i>	Jatobá
Lauraceae	<i>Ocotea rubra</i>	Louro-gamela
Anacardiaceae	<i>Astronium lecointei</i>	Muiracatiara

Fonte: Do Autor (2020).

Os diâmetros sem casca foram medidos a partir da base da tora, equivalente à altura de 0,3 metros (altura padrão usada pela empresa para derrubar as árvores), e a cada 1 metro até a base da copa (FIGURA 6). Posteriormente foi medida a altura comercial, ou seja, a distância entre a base da tora e a base da copa. Estes valores foram usados para calcular o volume comercial através do método de Smalian. Andrade et al. (2019), em um levantamento sobre modelos volumétricos, encontraram que a fórmula de Smalian é a mais utilizada para realização da cubagem rigorosa, sendo encontrada em cerca de 86,5% dos trabalhos.

Figura 6 – Ilustração do procedimento de cubagem.



Fonte: Do Autor (2020).

4.3 Análise dos Dados

Os dados coletados foram utilizados para ajuste de 4 modelos de afilamento mais encontrados na literatura, 2 modelos mais recentes que apresentaram bons resultados em estudos atuais, segundo Andrade e Schmitt (2017) e dois modelos segmentados. Também foram treinadas Redes Neurais Artificiais (RNA) com várias arquiteturas. Os modelos utilizados estão descritos na Tabela 4.

Tabela 4 - Funções de afilamento testadas.

Kozak et al. (1969)	$\frac{d_{ij}^2}{D_j^2} = \beta_0 + \beta_1 T_{ij} + \beta_2 T_{ij}^2 + \varepsilon_{ij}$
Schöpfer (1966) – Polinômio do 5º Grau	$\frac{d_{ij}}{D_j} = \beta_0 + \beta_1 T_{ij} + \beta_2 T_{ij}^2 + \beta_3 T_{ij}^3 + \beta_4 T_{ij}^4 + \beta_5 T_{ij}^5 + \varepsilon_{ij}$
Demaerschalk (1972)	$\left(\frac{d_{ij}}{D_j}\right)^2 = 10^{2\beta_0} D_j^{2\beta_1-2} (H_j - h_{ij})^{2\beta_2} H_j^{2\beta_3} + \varepsilon_{ij}$
Ormerod (1973)	$\frac{d_{ij}}{D_j} = \left(\frac{H_j - h_{ij}}{H_j - 1,3}\right)^{\beta_1} + \varepsilon_{ij}$
Sharma e Oderwald (2001)	$\left(\frac{d_{ij}}{D_j}\right)^2 = \left(\frac{h_{ij}}{1,3}\right)^{2-\beta_1} X_{ij} + \varepsilon_{ij}$
Benbrahim e Gavaland (2003)	$d_{ij} = db_j - db_j \left[\frac{\ln\left(1 - \frac{h_{ij}}{\beta_1 H_j}\right)}{-\beta_2}\right]^{\frac{1}{\beta_3}} + \varepsilon_{ij}$
Kozak (2004)	$d_{ij} = \beta_0 D_j^{\beta_1} H_j^{\beta_2} (w)^{\left[\beta_3 T_{ij}^4 + \beta_4 \left(\frac{1}{e^{D_j/H_j}}\right) + \beta_5 (w)^{0,1} + \beta_6 \left(\frac{1}{D_j}\right) + \beta_7 H_j^{1-T_{ij}^3} + \beta_8 w\right]} + \varepsilon_{ij}$
Muhairwe (1999)	$d_{ij} = \beta_0 D_j^{\beta_1} \beta_2^{H_j} \left(1 - \sqrt{T_{ij}}\right)^{\left[\beta_3 T_{ij}^2 + \frac{\beta_4}{T_{ij}} + \beta_5 D_j + \beta_6 H_j + \beta_7 \left(\frac{D_j}{H_j}\right)\right]} + \varepsilon_{ij}$

Fonte: Do Autor (2020).

Para os modelos citados, foram usadas as seguintes notações: D_j = diâmetro à 1,3 metros de altura sem casca (cm) medido em cada fuste j ; H_j = altura comercial (m) em cada fuste j ; h_{ij} = altura (m) da base até o ponto onde se alcança o diâmetro d_{ij} em cada fuste j ; d_{ij} = diâmetro (cm) sem casca a uma altura h_{ij} em cada fuste j ; db_j = diâmetro na base (cm) em cada fuste j .

Nesse estudo foi considerado: $X_{ij} = [(H_j - h_{ij}) / (H_j - 1,30)]$; $T_{ij} = h_{ij} / H_j$; $w = \frac{1 - T_{ij}^{\frac{1}{3}}}{1 - p_{ij}^{\frac{1}{3}}}$, β_i = parâmetros

médios a serem estimados no ajuste do conjunto de dados; e ε_{ij} = erro aleatório.

Para realizar o ajuste, foi utilizado o software R, por meio da função de ajuste não linear (*nls*), por processo iterativo padrão na base do próprio software, sendo que esta função utiliza o algoritmo de Gauss-Newton. Para todos os modelos, foi utilizado o valor de 0,1 como parâmetro inicial. Caso a convergência não tenha acontecido, foram utilizados parâmetros obtidos através de ajuste linear (função *lm*) ou foram utilizados os coeficientes obtidos em outros trabalhos encontrados na literatura.

No treinamento das RNAs foi usado o pacote NeuralNet, do software R, utilizando as configurações de redes do tipo *Multilayer Perceptron* (MLP). Segundo Hornik et al. (1989), esse tipo de configuração possui capacidade universal de aproximação de funções. A arquitetura dessa rede apresenta uma camada de entrada, uma camada intermediária e uma camada de saída. A variação na arquitetura das redes se deu variando o número de neurônios da camada de entrada e da camada intermediária. Dois cenários foram gerados. O primeiro com 3 neurônios na camada de entrada, usando as variáveis diâmetro na altura do peito (D), altura relativa (h) e altura comercial (H). No segundo cenário, foi adicionado as espécies como variáveis categóricas, totalizando 10 neurônios na camada de entrada. A adição das espécies como variáveis categóricas gera um efeito similar ao resultado da modelagem mista usando a espécie como efeito aleatório. Para a camada intermediária, o número de neurônios variou entre 1 e 10 para cada cenário. E na camada de saída foi usada a variável diâmetro relativo (d).

O algoritmo usado para treinamento foi do tipo *backpropagation*, a função de ativação foi a função Logística e os critérios de parada utilizados foram erro médio mínimo de 0,0001 ou 1000 ciclos de treinamento. Esta formatação é padrão da biblioteca e a mais utilizada na literatura.

4.4 Aplicação da Modelagem de Efeito Misto

A modelagem de efeito misto foi aplicada no modelo com melhor desempenho segundo as estatísticas de avaliação e a análise de resíduos e foi usada a função de ajuste não linear (*nlme*) da biblioteca *NLME*, do software R.

Este ponto do estudo tem o objetivo de avaliar a influência da variação dentro e entre as espécies estudadas no ajuste de funções de afilamento pela técnica não linear. Esse tipo de ajuste torna possível a avaliação da influência de cada variável e cada coeficiente na melhoria das estimativas das variáveis desejadas.

A aplicação do efeito aleatório foi feita em todas as combinações possíveis para o melhor modelo. Primeiro foi aplicado em todas as combinações desmembrando um coeficiente em efeito aleatório e fixo e os outros permanecendo fixos. Em seguida utilizou-se todas as combinações possíveis com dois parâmetros desmembrados em componentes aleatório e fixo. E, por último, desmembrando os 3 parâmetros. Esta sistemática foi usada até que todos os cenários combinatórios possíveis tenham sido testados. A variável espécie foi utilizada como efeito aleatório.

A função *nlme*, do software R, foi usado para o ajuste do modelo com melhor desempenho no ajuste não linear. Essa função permite fazer a estimativa dos parâmetros de efeito fixo e dos parâmetros de covariância associados aos efeitos aleatórios. O processo de

ajuste dessa técnica é através de ajustes sucessivos, com os procedimentos de estimativa da *lme* (modelagem mista linear) em função de aproximação linear com base na expansão da série de Taylor até a convergência, utilizando a metodologia de expansão em torno de zero.

4.5 Estimativas do Volume

As estimativas do volume foram realizadas pela integração do modelo de afileamento que obteve o melhor desempenho, tanto na forma fixa quanto na forma mista. As redes neurais artificiais também foram usadas para estimar o volume comercial, seguindo o mesmo padrão usado para a estimativa do afileamento, com a diferença que no primeiro cenário apenas dois neurônios foram utilizados para as variáveis D e H e, no segundo cenário, foram utilizados 9 neurônios com a adição das espécies. A variável de saída utilizada foi o Volume comercial (*Vol*).

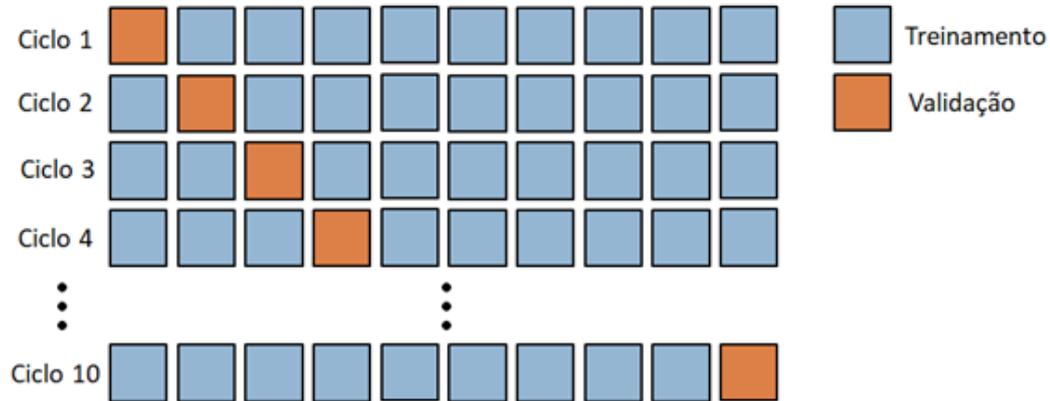
Além disso, para gerar mais credibilidade aos resultados, a equação de Schumacher e Hall (1933) (EQUAÇÃO 1) também foi ajustada pelas técnicas não linear e não linear mista. Esta equação é a mais utilizada na literatura, aparecendo em 75% das publicações, e o modelo que consegue o melhor desempenho ao estimar o volume total ou comercial na grande maioria dos trabalhos em que é utilizado (40% deles) (ANDRADE et al., 2019). Por este motivo ela foi a escolhida para esse estudo.

$$Vol = \beta_0 D^{\beta_1} H^{\beta_2} + \varepsilon \quad (1)$$

4.6 Validação

O processo de validação foi feito através do método *K-fold* com $k=10$, ou seja, os dados foram divididos em 10 partes, tomando o cuidado para que o número de árvores por espécie fosse similar em cada *fold*. O parâmetro $k=10$ foi escolhido porque segundo Witten et al. (2005), testes extensivos em vários conjuntos de dados, com diferentes técnicas de aprendizagem, mostraram que 10 é o número certo para obter a melhor estimativa de erro. Com isso, a validação cruzada é feita em 10 ciclos, cada ciclo utiliza 9 subconjuntos para ajuste e o subconjunto restante é utilizado para avaliar o modelo, cada ciclo é uma combinação diferente (FIGURA 7).

Figura 7 – Exemplificação da validação Cruzada com K=10.



Fonte: Monteiro e Chaves (2018).

4.7 Estatísticas de Avaliação dos Modelos Ajustados

Primeiramente foi selecionado o melhor modelo de afilamento através do critério de informação de Akaike (AIC). Este critério é baseado na minimização da distância de Kullback-Liebler, ou seja, ele serve para selecionar os modelos com as estimativas mais próximas aos valores observados. A distância Kullback-Liebler é uma medida da distância entre o modelo verdadeiro e o modelo candidato. Por conseguinte, essa informação não diz se o modelo é bom, ela apenas diz se um modelo tem melhor desempenho que outro, por isso é necessário a comparação de vários modelos ao usar o AIC. Akaike (1973), usou essa distância baseada na função de log-verossimilhança em seu ponto máximo, acrescida do número de parâmetros do modelo como penalidade (EQUAÇÃO 2). O AIC é recomendado para selecionar modelos quando o número de observações é, pelo menos, 40 vezes maior que o número de parâmetros e quanto menor o seu valor, melhor é o modelo.

$$AIC = -2 \log(MV) + 2p \quad (2)$$

Onde MV é o estimador da máxima verossimilhança do modelo.

a) Coeficiente de Correlação ao Quadrado (R^2)

No ajuste de modelos linearizados, o coeficiente de determinação costuma ser utilizado para avaliação. Porém, quando se trata de modelos não-linearizados, o coeficiente de determinação costuma se aproximar de 100%, mesmo com grande variação entre os valores observados e os estimados. Com isso adotou-se o coeficiente de correlação ao quadrado (EQUAÇÃO 3), pois os modelos foram ajustados através da técnica não-linear.

$$R^2\% = \frac{[\sum_{i=1}^n y_i \hat{y}_i - \frac{(\sum_{i=1}^n y_i)(\sum_{i=1}^n \hat{y}_i)}{n}]}{\left[\sum_{i=1}^n y_i^2 - \frac{(\sum_{i=1}^n y_i)^2}{n} \right] \left[\sum_{i=1}^n \hat{y}_i^2 - \frac{(\sum_{i=1}^n \hat{y}_i)^2}{n} \right]} 100 \quad (3)$$

b) Raiz Quadrada do Erro Médio em porcentagem (RMSE%)

A Raiz Quadrada do Erro Médio em porcentagem é uma das estatísticas mais usadas na literatura para avaliação do ajuste de modelos. Essa estatística mostra a distância média dos valores observados em relação a linha de regressão. Ou seja, quanto menor é o seu valor, melhor a performance do modelo. Segue abaixo a Equação 4 para o cálculo do erro padrão da estimativa.

$$RMSE(\%) = \frac{\sum \sqrt{(y_i - \hat{y}_i)^2}}{n} 100 \quad (4)$$

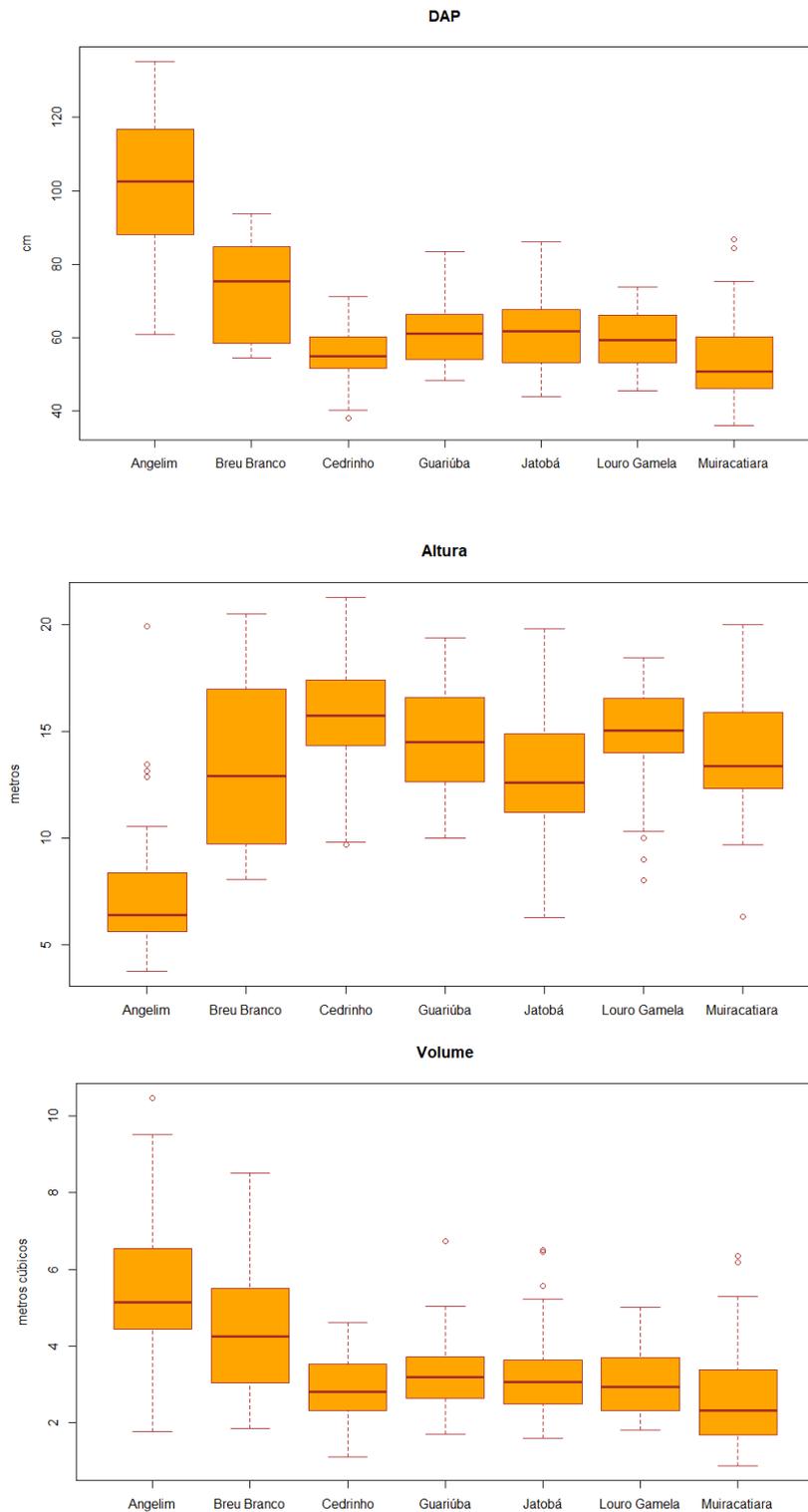
Em que y_i é o valor observado, \hat{y}_i é o valor estimado, \bar{y}_i é o valor da média das variáveis dependentes e n é o número de observações.

Andrade et al. (2019) encontraram que os coeficientes de determinação e de correlação são usados em cerca de 80% dos trabalhos publicados, a raiz quadrada do erro médio é a segunda estatística mais utilizada, com 58% , e o critério de informação de Akaike aparece em apenas 3,3% das publicações, sendo a grande maioria na última década.

5 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Na Figura 8 estão apresentadas as estatísticas descritivas dos indivíduos amostrados por espécie, com seus valores de DAP, altura e volume médios, assim como os desvio padrão e intervalo de confiança.

Figura 8 - Estatísticas descritivas da base de dados.



Fonte: Do Autor (2020)

5.1 Seleção do Modelo de Afilamento

Na Tabela 5 são apresentados os valores do critério de informação de Akaike. A Equação segmentada de Kozak (2004) obteve o melhor desempenho com o menor AIC, com isso ela foi selecionada para a aplicação da modelagem mista e para a sequência do estudo.

Tabela 5 – Valores do Critério de Informação de Akaike para os modelos de afilamento ajustados.

Modelo	AIC
Schöpfer (1966)	12752.7
Kozak et al. (1969)	12668.65
Demaerschalk (1972)	12698.8
Ormerod (1973)	13323.71
Sharma e Oderwald (2001)	17100.03
Benbrahim e Gavaland (2003)	14024.96
Kozak (2004)	11900.39
Muhairwe (1999)	11925.42

Fonte: Do Autor (2020).

Na Tabela 6 podemos ver os parâmetros ajustados para a equação selecionada, assim como os devidos testes de significância.

Tabela 6 – Parâmetros estimados para o modelo de Kozak (2004).

	Coefficientes	Erro Padrão	t	P(> t)
β_0	1.945115	0.097549	19.94	< 2e-16**
β_1	0.916908	0.009239	99.241	< 2e-16**
β_2	-0.131384	0.006044	-21.739	< 2e-16**
β_3	-0.079288	0.005172	-15.33	< 2e-16**
β_4	0.344633	0.088182	3.908	< 9,59e-5**
β_5	0.077376	0.008583	9.015	< 2e-16**
β_6	2.572243	0.466576	5.513	< 3,96e-8**
β_7	0.019116	0.001907	10.027	< 2e-16**
β_8	-0.133539	0.013852	-9.64	< 2e-16**

Fonte: Do Autor (2020).

Na aplicação na modelagem de efeito misto não houve convergência para os cenários com 4 ou mais parâmetros de efeito aleatório. Com isso, o cenário com melhor desempenho foi quando o efeito aleatório foi aplicado nos parâmetros β_2 , β_3 e β_5 . A Tabela 7 apresenta os coeficientes fixos e os coeficientes aleatórios, por espécie, ajustados para o cenário com melhor desempenho.

Tabela 7 – Coeficientes ajustados pela modelagem mista para o modelo de Kozak (2004) usando a espécie como efeito aleatório.

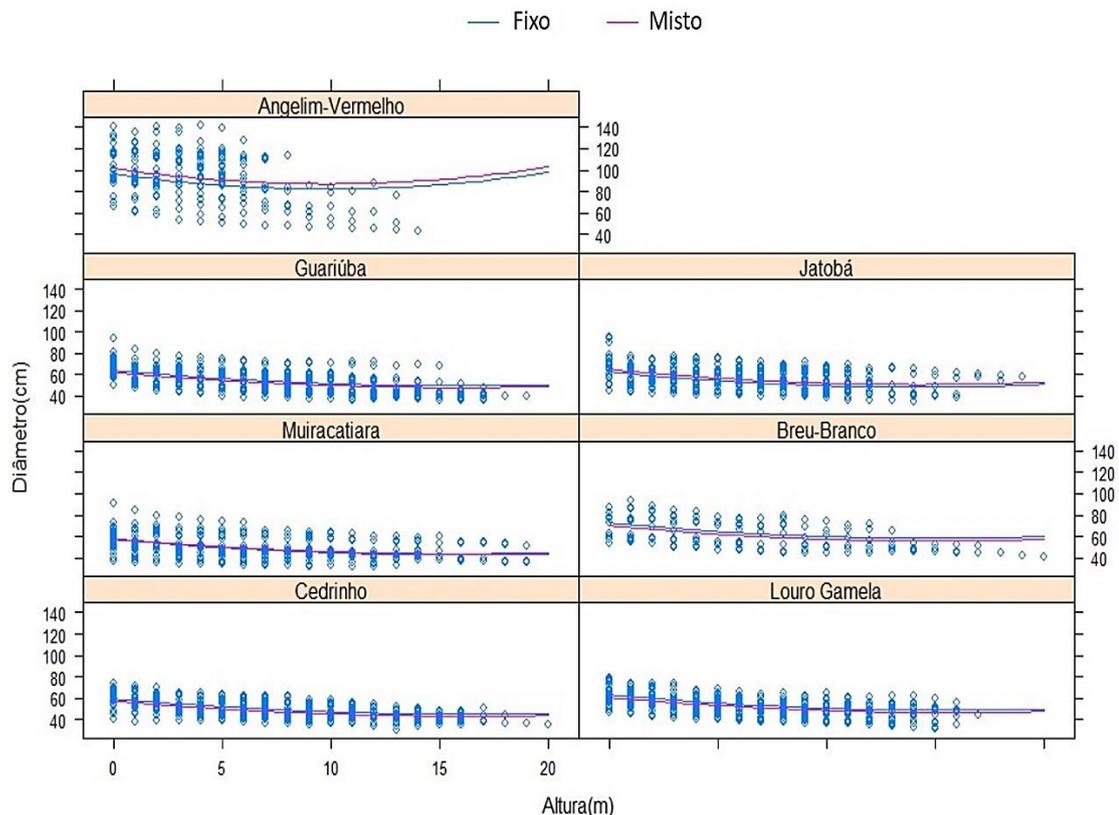
	Erro			
	Fixo	Padrão	t	p > t
β_0	1.3504837	0,0571	23,63	0e+00
β_1	0.9660224	0,0083	116,309	0e+00
β_2	-0.0660274	0,0054	-12,127	0e+00
β_3	-0.0447508	0,0061	-7,267	0e+00
β_4	0.5579160	0,0680	8,198	0e+00
β_5	0.1453285	0,0156	9,273	0e+00
β_6	-1.5643228	0,4526	-3,456	6e-04
β_7	0.0059743	0,0015	3,802	1e-04
β_8	-0.0434597	0,0113	-3,833	1e-04

	Efeito Aleatório						
	Angelim Vermelho	Breu Branco	Cedrinho	Guariúba	Jatobá	Louro Gamela	Muiracatiara
b2	-0,0367	-0,0114	-0,0066	0,0086	0,0371	0,0147	-0,0055
b3	0,5351	-0,1725	-0,1521	-0,1727	0,0882	-0,2852	0,1591
b5	-0,3257	0,1111	0,0551	0,1249	-0,0328	0,1993	-0,1319

Fonte: Do Autor (2020)

A Figura 9 mostra os gráficos dos afilamentos das espécies estudadas, estimados pela modelagem clássica e pela modelagem mista.

Figura 9 – Perfil estimado por espécie pela modelagem fixa e mista.



Fonte: Do Autor (2020).

5.2 Diagnósticos dos Modelos Ajustados

A processo de validação foi feito para a equação de Kozak (2004) ajustada pela técnica *nls* e *nlme*, e para as Redes Neurais. Os valores das estatísticas de avaliação dos modelos de afilamento e das 4 melhores redes para de cada cenário estão descritos na Tabela 8.

As redes neurais que obtiveram melhor desempenho foram as redes com 6 e 9 neurônios na camada intermediária (RNA 6 e RNA 9, respectivamente) para o primeiro cenário com 3 *inputs*, e para o segundo cenário com 10 *inputs*, foram as redes com 6 e 10 neurônios na camada intermediária (RNA 16 e RNA 20, respectivamente).

Tabela 8 – Estatísticas de treino e validação.

Modelo	RMSE%		R ² %	
	Treino	Validação	Treino	Validação
Kozak (2004)	7,07	7,04	94,41	93,88
Kozak (2004) Misto	6,23	6,41	95,65	94,97
RNA 6	7,17	7,49	94,04	92,98
RNA 9	7,15	7,57	94,52	92,87
RNA 16	6,18	7,19	95,90	94,22
RNA 20	6,05	7,15	96,07	94,33

Fonte: Do Autor (2020).

Analisando o RMSE%, observamos valores entre 6,41% e 7,57% na validação, com o modelo de Kozak (2004) ajustado com efeito aleatório tendo o melhor desempenho. Também é possível perceber que as Redes neurais tiveram maior variação no RMSE% entre os dados de treinamento e de validação.

Mora (2015) encontrou valores semelhantes em média em um estudo que testou vários modelos de afilamento para plantio de *Pinus taeda* e *Eucalyptus saligna*, sendo que o menor valor encontrado para o RMSE% foi de 7,6% para a equação de Demaerschalk. Outro estudo com pinus e eucalipto, o qual encontrou valores semelhantes, foi o de Figueiredo Filho et al. (1996), o qual obteve os melhores valores para o modelo de Schöepfer(5,1% para os dados de treinamento e 4,5% para validação).

Nos resultados da estatística R²(%), foi obtido valores entre 92,87% e 94,97% na validação, sendo que apesar da RNA 20 ter tido o melhor desempenho para os dados de treinamento, o modelo de Kozak (2004) misto foi o que obteve melhor desempenho na validação. E novamente as RNAs tiveram a maior variação entre os dados de treinamento e de validação.

Em estudo semelhante feito em uma floresta natural no sudoeste da Turquia, Özçelik et al. (2013) encontraram coeficientes de correlação abaixo de 90% para o modelo de melhor

desempenho (87,68%). Araújo (2015), estudando afilamento de *Calycophyllum spruceanum* Benth. no Amazonas, obteve R²% entre 94% e 97%, para um povoamento controlado.

Mora (2015) conseguiu valores de até 98,7% para o R²% e erro de 4,5% ao aplicar a modelagem mista na equação de Demaerschalk (1972), em um plantio de Pinus, em um cenário com efeito aleatório em 3 dos 4 parâmetros. Isso pode mostrar uma tendência de melhor desempenho quando se aplica o efeito aleatório na maioria dos parâmetros. Além disso, esses resultados ressaltam a qualidade do desempenho desse estudo, visto que os resultados para floresta nativa não foram muito diferentes dos encontrados para um plantio controlado.

Nunes e Gorgens (2016), compararam RNA com modelos de afilamento e observaram resultados semelhantes, com o modelo de afilamento (R²% treino= 94%, R²% validação= 91%) tendo melhor desempenho comparados as redes (R²% treino= 93%, R²% validação= 83%). Além disso, nesse mesmo estudo, os autores também destacam o baixo desempenho das redes neurais na validação.

A equação para a estimativa do diâmetro à várias alturas para a rede 9 está apresentada na expressão (5). Foi apresentada a equação dessa rede pois a diferença entre o desempenho das redes foi pequena e as redes com menos variáveis são menos complexas para demonstração da função gerada pela rede neural, vale ressaltar que nenhum trabalho na literatura apresentou a função gerada pela rede neural.

$$\hat{d}_{ij} = \frac{1}{1 + e^{-(-0,788622Di - 0,271756hij - 1,415131Hi - 1,823512)}} (-2,206954) + \left. \begin{aligned} & \frac{1}{1 + e^{-(-0,491551Di + 0,208043hij + 2,149988Hi + 0,424154)}} (-1,495878) + \\ & \frac{1}{1 + e^{-(-2,817677Di + 0,356898hij + 3,157494Hi - 0,03309)}} (-0,4506983) + \\ & \frac{1}{1 + e^{-(-0,2299828Di + 0,8687073hij - 0,7988744Hi - 0,2520172)}} (-0,6080758) + \\ & \frac{1}{1 + e^{-(-0,005604Di - 2,743205hij - 3,141559Hi - 1,560448)}} (-2,29016) + \\ & \frac{1}{1 + e^{-(-3,307144Di + 0,336894hij + 0,9227152Hi - 1,066791)}} (0,4294956) + \\ & \frac{1}{1 + e^{-(-1,403056Di - 0,2897135hij + 0,0154332Hi - 0,9444486)}} (0,6962184) + \\ & \frac{1}{1 + e^{-(-2,750535Di - 0,112969hij - 0,967714Hi - 0,5301291)}} (0,2404157) + \\ & \frac{1}{1 + e^{-(-1,738157Di + 0,2433202hij - 0,8184338Hi + 0,1924971)}} (-0,133324) \\ & + 1,799237 \end{aligned} \right\} (5)$$

Onde: \hat{d}_{ij} é o diâmetro estimado; D_i é o diâmetro na altura do peito; h_{ij} é a altura relativa e H_i é a altura comercial.

Fato comum encontrarmos na literatura trabalhos que aplicaram as RNAs e conseguiram resultados melhores que a modelagem tradicional. Schikowski et al. (2015), estudando o afilamento de árvores de eucalipto usando RNA, obtiveram valores de até 99% para o coeficiente de correlação e erro padrão de 5,3%. Para um estudo feito em floresta nativa, chegar em resultados próximos a esse confirma o bom desempenho dos modelos utilizados.

5.3 Ajuste e Avaliação da Modelagem Volumétrica

Os volumes foram estimados de 6 formas diferentes. Primeiro foram estimados os valores dos volumes a partir da integração da equação de Kozak (2004), utilizando os coeficientes ajustados tanto na forma fixa quanto na forma mista. Em seguida, foram treinadas as duas redes neurais, tendo o volume como variável de saída. A primeira com 2 variáveis de entrada: DAP e H. A segunda com 9 variáveis: DAP, H e as sete espécies como entrada. Por último, foi ajustado o modelo de Schumacher e Hall (1933) com as técnicas *nls* e *nlme*, sendo que, no ajuste misto, foram incluídas as espécies como componente aleatório. A equação 6 mostra como é definido o processo de integração:

$$Vol = \int_{li}^{ls} \frac{\pi}{40000} f(h, H, D)^2 dh \quad (6)$$

em que: *Vol* = volume total ou parcial estimado; *li* = limite inferior da altura da tora no processo de integração; *ls* = limite superior; *f(h, H)* = modelo de afilamento que estima o diâmetro (*d*) nas diferentes alturas (*h*), para tora com diâmetro à altura do peito (*D*) e altura total (*H*).

Para a obtenção da expressão do volume, basta substituir a função de Kozak na equação 6 que retrata a integral como:

$$Vol = \frac{\pi}{40000} \int_{h1}^{h2} D^2 (\beta_0 D_j^{\beta_1} H_j^{\beta_2} (w)^{[\beta_3 T_{ij}^4 + \beta_4 \left(\frac{1}{e^{D_j/H_j}} \right) + \beta_5 (w)^{0,1} + \beta_6 \left(\frac{1}{D_j} \right) + \beta_7 H_j^{1-T^{\frac{1}{3}}} + \beta_8 w]}) \delta h$$

Os resultados das estatísticas de treino e validação estão descritos na Tabela 9. Os volumes foram estimados para os modelos de afilamento integrados usando os coeficientes ajustados anteriormente, por isso não houve divisão de treino e validação para eles.

O modelo de integrado de Kozak (2004) que utilizou os parâmetros ajustados pela modelagem mista obteve 95,31% de R²% e 8,12% de RMSE%, sendo o de melhor desempenho para a estimativa do volume total, o que pode significar boa acurácia para a estimativa de volume parciais, já que esse tipo de modelo tem essa característica diferencial.

Tabela 9 – Estatísticas das estimativas do volume.

Modelo	R ² %		RMSE%	
	Treino	Validação	Treino	Validação
Kozak (2004) Integrada	-	90,87	-	11,66
Kozak (2004) Integrada Mista	-	95,31	-	8,12
Rede 9	93,71	75,32	11,2	19,1
Rede 20	95,37	81,65	9,07	14,23
Schumacher	94,15	92,27	10,8	10,02
Schumacher (<i>nlme</i>)	96,05	94,65	8,87	8,33

Fonte: Do Autor (2020).

Andrade et al. (2019) constataram na literatura que R²% entre 67,5% e 99%, com uma média de 92,6%, e RMSE% entre 1% e 35%, com média de 18,18%, são considerados bons para áreas de florestas nativas, esses resultados ressaltam a qualidade do ajuste do modelo de Kozak integrado misto.

Cardoso-Silva et al. (2019) encontraram R²% máximo igual a 92%, para um estudo de espécies nativas em Portel-PA, e RMSE% de 4,1% para o modelo de Schumacher-Hall. Nesse mesmo estudo, foi encontrado valores de 96% de R²% e RMSE% de 2% para redes neurais artificiais com 9 e 10 neurônios na camada intermediária. Resultados semelhantes aos encontrados nesse estudo, onde o modelo de Schumacher-Hall ajustado pela modelagem mista obteve o melhor desempenho para os dados de treinamento e o segundo melhor para os dados de validação. o cenário com melhor desempenho para modelagem mista do modelo de Schumacher-Hall foi quando o efeito aleatório foi aplicado nos parâmetros β_0 e β_2 (TABELA 10).

Tabela 10 – Coeficientes ajustados pela modelagem mista para o modelo de Kozak (2004) usando a espécie como efeito aleatório.

	Fixo	Erro Padrão	t	p > t			
β_0	0,0001	0,00001	12,51	0e+00			
β_1	1,9651	0,01126	174,44	0e+00			
β_2	0,7637	0,04057	18,82	0e+00			
Efeito Aleatório							
	Angelim vermelho	Breu Branco	Cedrinho	Guariúba	Jatobá	Louro Gamela	Muiracatiara
b0	-0,0014	0,0019	0,0022	0,0015	-0,0051	0,0023	-0,0013
b2	0,0571	-0,0731	-0,0858	-0,0580	0,1942	-0,0877	0,0534

Fonte: Do Autor (2020)

As RNAs novamente apresentaram queda significativa para os dados de validação. Castaño-Santamaría et al. (2013) disseram que a alta variabilidade na forma do fuste de espécies de florestas nativas podem dificultar o aprendizado das RNAs, devido cada classe de diâmetro

que pode estar associada a classes de alturas maiores, gerando erros retropropagados maiores. Segundo Nunes e Gorgens (2016), as redes neurais costumam ter melhor desempenho que a modelagem tradicional devido a sua característica de trabalhar bem com dados não lineares, porém é importante mencionar algumas limitações, como o fato de que os sistemas de apoio a decisão na silvicultura não são capazes de lidar com inteligências artificiais e o processo de estabelecer casualidade entre entrada e saída não é muito claro, implicando dificuldades de interpretação.

6 CONCLUSÕES

O modelo de Kozak (2004) foi o modelo com melhor desempenho no ajuste usando a modelagem linear para espécies de interesse comercial da Amazônia.

A aplicação da modelagem de efeito misto usando a espécie como variável aleatória, promoveu melhorias significativas na acurácia do modelo testado.

Assim como na regressão linear mista, as redes neurais também apresentaram melhoria quando a espécie foi adicionada como variável de entrada.

Na modelagem do volume, o modelo de Kozak (2004) integrado, que utilizou os parâmetros ajustados pela modelagem não linear mista, foi o que obteve o melhor desempenho. Sendo, portanto, o mais recomendado para estimativa do volume total de espécies de interesse comercial da Amazônia.

A RNA é uma ótima técnica e não deve ser descartada, além disso deve ser mais estudada e aplicada para dados oriundos de florestas nativas devido a capacidade de trabalhar bem com problemas maiores e mais complexos.

Com isso, concluímos que a modelagem mista linear e não linear é uma excelente técnica e pode ser utilizada para obter melhorias significativas nos resultados para o manejo de florestas nativas.

REFERÊNCIAS

- AHRENS, S.; HOLBERT, D. Uma função para forma de tronco e volume de *Pinus taeda* L. **Boletim de Pesquisa Florestal**, Colombo, n. 3, p. 37–68, 1981.
- AKAIKE, H. A new look at the statistical model identification. **IEEE Transactions on Automatic Control**, Boston, v. 19, n. 6, p. 716-723, 1974.
- ANDRADE, V. C. L.; SCHIMITT, T. Modelos de taper empregados em florestas brasileiras nativas e em plantações florestais sem eucalipto e pinus. **Advances in Forestry Science**. Cuiabá. v. 4, n. 1, p. 89-92, 2017.
- ANDRADE, V. C. L.; GAMA, R. C.; TERRA, D. L. C.V. Revisão sobre modelos volumétricos empregados em povoamentos florestais brasileiros. **Advances in Forestry Science**. Cuiabá. v. 6, n. 1, p. 561-566, 2019.
- ANGELO, H.; BRASIL, A.A.; SANTOS, J. dos. Madeiras tropicais: Análise econômica das principais espécies florestais exportadas. **Acta Amazonica**. v. 31, n. 2, p. 237-248, 2001.
- ARAÚJO, B. H. P. **Modelagem de altura, volume e afilamento de fuste de *Calycophyllum spruceanum* Benth. empregando regressão e redes neurais artificiais**. Dissertação (mestrado em Ciências de Florestas Tropicais). Instituto Nacional de Pesquisas da Amazônia – INPA, Manaus, AM, p. 53, 2015.
- ARO, E. R. de; BATALHA, M. O. Competitividade da madeira serrada do estado de Mato Grosso – Brasil. **Gestão & Regionalidade**, v. 29, n. 87, p. 81–94, 2013.
- ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DA INDÚSTRIA DE MADEIRA PROCESSADA MECANICAMENTE - ABIMCI. **Estudo Setorial da ABIMCI 2016**. Ano base 2015/ABIMCI- Curitiba, p. 127, 2016.
- BINOTI, D. H. B.; BINOTI, M. L. M. S.; LEITE, H. G. Configuração de Redes Neurais Artificiais Para Estimção do Volume de Árvores. **Ciência da Madeira**, v. 05, n. 01, p. 58–67, 2014b.
- BINOTI, M. L. M. S.; BINOTI, D. H. B.; LEITE, H. G. Aplicação de redes neurais artificiais para estimção da altura de povoamentos equiâneos de eucalipto. **Revista Árvore**, v. 37, n. 4, p. 639-645. 2013.
- BINOTI, M. L. M. S. et al. Redes neurais artificiais para estimção do volume de árvores. **Revista Árvore**, v. 38, n. 2, p. 283-288, 2014a.
- BISHOP, Christopher M. et al. **Neural networks for pattern recognition**. Oxford university press, 1995.
- BRUCE, D.; CURTIS, R. O.; VANCOEVERING, C. Development of a system of taper and volume tables for Red Alder. **Forest Science**, Washington, v.14, n.3, p.339-350, 1968.
- CALDEIRA, G. V. et al. Modelagem tradicional e de efeitos mistos na estimção do volume para espécies naturais da Floresta Ombrófila. In: **Encontro Brasileiro de Mensuração Florestal**, 3., 2016, Piracicaba. Anais... Piracicaba: ESALQ/LCF, p. 288-292, 2016.

CALEGARIO, N.; DANIELS, Richard F ; Maestri, R. ; NEIVA, R. . Modeling dominant height growth based on nonlinear mixed-effects model: a clonal eucalyptus plantation case study. **Forest Ecology and Management**, netherland, v. 204, n.1, p. 11-21, 2004.

CALEGARIO, N. et al. Estimativa do crescimento de povoamentos de Eucalyptus baseada na teoria dos modelos não lineares em multinível de efeito misto. **Ciência Florestal**, Santa Maria, v.15, n.3, p.285-292, 2005.

CAMPOS, J.C.C.; LEITE, H.G. **Mensuração florestal: perguntas e respostas**. 4ª ed, UFV, p. 605, 2013.

CARDOSO-SILVA, M. V. et al. Uso de redes neurais artificiais e modelos de regressão para estimar o volume de espécies nativas em Portel, Pará – Brasil. **Revista Florestal Mesoamericana Kurú**. v. 40, n. 17, p. 2-10, 2019.

CARVALHO, S. P. C. **Estimativa volumétrica por modelo misto e tecnologia laser aerotransportado em plantios clonais de Eucalyptus sp.**104f. Tese (Doutorado em Recursos Florestais) - Universidade de São Paulo, Piracicaba, 2013.

CARVALHO, S.P.C. et al. Modelagem não linear mista para descrever o afilamento de árvores clonais de Eucalyptus sp. **Scientia Forestalis**, v. 42, p. 100, 2014

CASTAÑO-SANTAMARÍA J. et al. Tree height prediction approaches for uneven-aged beech forests in northwestern Spain. **Forest Ecology and Management**, v. 307, p. 63–73, 2013.

CASTRO, R. V. O. et al. Crescimento e produção de plantios comerciais de eucalipto estimados por duas categorias de modelos. **Pesquisa Agropecuaria Brasileira**, v. 48, n. 3, p. 287–295, 2013.

CAZZOLLA GATTI, R. et al., The impact of selective logging and clearcutting on forest structure, tree diversity and above-ground biomass of African tropical forests. **Ecological research**, v. 30, n. 1, p. 119-132, 2015.

CHICHORRO, F.; RESENDE, J. L. P.; LEITE, H. G. Equações de volume e de taper para quantificar multiprodutos da madeira em Floresta Atlântica. **Revista Árvore**, v. 27, n. 6, p. 799-809, 2003.

CORDEIRO de SANTANA, A. et al . O valor econômico da extração manejada de madeira no baixo Amazonas, estado do Pará. **Revista Árvore**, Viçosa , v. 36, n. 3, p. 527-536, 2012

COSTA, E. A. et al. Função de afilamento e sortimentos de madeira para *Araucaria angustifolia*. **Ciência Florestal**, Santa Maria, v. 26, n. 2, p. 523-533, 2016.

CYSNEIROS, V. C. et al. Modelos genéricos e específicos para estimativa do volume comercial em uma floresta sob concessão na Amazônia. **Scientia Forestalis**, Piracicaba, SP, v. 45, n. 114, p. 295-304, 2017.

EMPRESA BRASILEIRA DE PESQUISA AGROPECUÁRIA. **Centro Nacional de Pesquisa de Solos: sistema brasileiro de classificação de solos**. 2. Ed. Rio de Janeiro, RJ: EMBRAPA; SPI, p. 306, 2006.

FAO - FOOD AND AGRICULTURE ORGANIZATION OF THE UNITED NATIONS. **FAOSTAT - Forestry Production and Trade**. Disponível em: <<http://www.fao.org/faostat/en/#data/FO/visualize>>. Acesso em: 14 ago. 2019.

FARANI, T. L. et al. **Produção madeira de espécies nativas brasileiras (2012 a 2017)**. Brasília: IBAMA, p. 378, 2019.

FAVALESSA, C. M. et al. Equações de sortimentos para *Tectona grandis* na região centro-sul de Mato Grosso. *Pesquisa Florestal Brasileira*, v. 32, n. 7, p. 389-399, 2012.

FIGUEIREDO, E. O.; SCOLFORO, J. R. S.; OLIVEIRA, A. D. Seleção de modelos polinomiais para representar o perfil e volume do fuste de *Tectona grandis* L. f. *Acta Amazonica*, v. 36, n. 4 p. 465-482, 2006.

FIGUEIREDO FILHO, A. **Estudos de modelos para estimar o volume por unidade de área em uma floresta tropical úmida na Amazônia brasileira**. 1983. 176 f. Dissertação (mestrado em ciências) – Universidade do Paraná, Curitiba. 1983.

FIGUEIREDO FILHO, A.; BORDERS, B. E.; HITCH, K. L. Taper equations for *Pinus taeda* in Southern Brazil. *Forest Ecology and Management*, Amsterdã, v. 83, n. 1, p. 39-46, 1996.

FIGUEIREDO FILHO, A. et al. Efeito da idade no afilamento e sortimento em povoamentos de *Araucaria angustifolia*. *Floresta*, v. 22, n. 1, p. 50-59, 2015.

FOREST STEWARDSHIP COUNCIL (FSC BRASIL). **Fatos e Números no Brasil e no Mundo**. 2018. Disponível em: <http://br.fsc.org/pt-br/fsc-brasil/fatos-e-nmeros>. Acesso em: 25 nov. 2019.

FREITAS, G. C.; SOUZA, E. G.; NOGUEIRA, G. S.; OLIVEIRA, M. L. R.; ALVES, P. H. BARBOSA, G. P. Estimativa hipsométrica de *Tectona grandis* no município de Morro da Garça – MG, utilizando modelos e redes neurais artificiais. In: CORTE, A. P. D.; SANQUETTA, C. R.; RODRIGUES, A. L.; MACHADO, S. A.; PÉLLICO NETTO, S.; FIGUEIREDO FILHO, A.; NOGUEIRA, G. S. (Org.). **Atualidades em mensuração florestal**. Curitiba: Multigraphics, v. 1, p. 344-348, 2014.

FRIEDL, R. A. **Dinâmica e prognose da forma dos fustes em povoamentos plantados de *Araucaria angustifolia* (Bert.) O. Ktze**. Dissertação, Universidade Federal do Paraná, f. 167, 1989.

GARBER, S. M.; MAGUIRE, D. A. Modeling stem taper of three central Oregon species using nonlinear mixed effects models and autoregressive error structures. *Forest Ecology and Management*, v. 179, p. 507-522, 2003.

GIMENEZ, B. O. et al. Equações volumétricas para espécies comerciais madeiras do sul do estado de Roraima. *Scientia Forestalis*, Piracicaba, SP, v. 43, n. 106, p. 291-301, 2015.

GÓMEZ-GARCÍA, E.; CRECENTE-CAMPO, F.; DIÉGUEZ-ARANDA, U. Selection of mixed-effects parameters in a variable–exponent taper equation for birch trees in northwestern Spain. *Annals of Forest Science*, v. 70, p. 707–715, 2013. doi:10.1007/s13595-013-0313-9.

GORGENS, E. B. et al. Estimación do volume de árvores utilizando redes neurais artificiais. *Revista Árvore*, v. 33, n. 6, p. 1141- 1147, 2009.

GORGENS, E. B. et al. Influência da arquitetura na estimativa de volume de árvores individuais por meio de redes neurais artificiais. **Revista Árvore**, v. 38, n. 2, p. 289–295, 2014.

GUIMARÃES, D. P.; LEITE, H. G. Um novo modelo para descrever o perfil de tronco. **Revista Árvore**, v.16, n. 2, p. 170-180, 1992.

HIGUCHI, N.; RAMM, W. Developing bole wood volume equations for a group of tree species of central amazon (Brazil). **Commonwealth Forestry Review**, London. v. 64, n. 1, p. 33-41, 1985.

HORLE, D. C.; MENDONÇA, A. R.; CARVALHO, S. P. C.; CALEGARIO, N. Modelagem não-linear do perfil longitudinal de fustes de *Pinus oocarpa*. **Cerne**, Lavras, v. 16, n. 2, p.177-184, 2010.

HORNIK, K.; STINCHCOMBE, M.; WHITE, H. Multilayer feed forward network are universal approximators. **Neural Networks**, Bandera, v. 2, n. 5, p. 359-366, 1989.

HUMMEL, A. C. et al. **A atividade madeireira na Amazônia brasileira: produção, receita e mercados**. Belém: Imazon, 2010.

IMAZON. **Relatório anual de atividades 1999-2000**. Belém, 2001.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA – IBGE. **Manual técnico de vegetação brasileira**. 2. Ed. Rio de Janeiro, RJ: IBGE, 2017.

INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS - INPE. Projeto PRODES: **Monitoramento da Floresta Amazônica Brasileira**. São José dos Campos, SP: INPE, 2017. Disponível em: <http://www.obt.inpe.br/prodes/>. Acesso em: 03 dez. 2019.

INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS - INPE. **Metodologia para o Cálculo da Taxa Anual de Desmatamento na Amazônia Legal**. São José dos Campos, SP: INPE, 2018. Disponível em: http://www.obt.inpe.br/prodes/metodologia_TaxaProdes.pdf. Acesso em: 25 nov. 2018.

INTERNATIONAL TROPICAL TIMBER ORGANIZATION - ITTO. **Biennial review and assessment of the world timber situation 2013-2014**. . Yokohama, Japão. ITTO. p. 223. 2015.

INTERNATIONAL TROPICAL TIMBER ORGANIZATION – ITTO. **Biennial review and assessment of the world timber situation 2017-2018**. Yokohama, Japão. ITTO, p. 211, 2018.

KOTTEK, M., J. GRIESER, C. BECK, B. RUDOLF, F. **WorldMap of Köppen-Geiger Climate Classification updated**: Meteorol. Z., n. 15, p. 259-263, 2006.

LANSSANOVA, L. R. et al. Avaliação de funções de afilamento para a estimativa de diâmetro de espécies florestais comerciais do bioma amazônico mato-grossense. **Floresta**, v. 43, n. 2, p. 205–214, 2013.

LAPPI, J. Mixed linear models for analyzing and predicting stem form variation of Scots pine. **Communicationes Instituti Forestalis Fenniae**, v.134, p.1-69, 1986.

- LEITE, F. S.; RESENDE, A. V. Estimativa do volume de madeira partindo do diâmetro da cepa em uma área explorada de floresta amazônica de terra firme. **Ciência Florestal**, Santa Maria, RS, v. 20, n. 1, p. 69-79, 2010.
- LEITE, H. G. Função de taper para *Virola surinamensis* (Roll.) Warb. **Revista Árvore**, v. 30, n. 1 p. 99-106, 2006.
- LEITE, H. G. et al. Estimation of inside-bark diameter and heartwood diameter for *Tectona grandis* Linn. trees using artificial neural networks. **European Journal of Forest Research**, v. 130, n. 2, p. 263-269, 2011.
- LIMA, R. B. et al. Volumetria e classificação da capacidade produtiva para *Mora paraensis* (Ducke) no estuário amapaense. **Scientia Florestalis**, v. 42, n. 101, p. 141-154, 2014.
- LITTELL, R. C. et al. **SAS System for mixed models**. 2^o ed. North Carolina: SAS Institute, Cary, p. 814, 2006.
- MARTINS, A. P. M. et al. Estimativa do afilamento do fuste de araucária utilizando técnicas de inteligência artificial. **Floresta e Ambiente**, v. 24, p. 1-10, 2017.
- MARTINS, E. R. et al. Configuração de redes neurais artificiais para estimação de afilamento do fuste de árvores de eucalipto. **Revista Brasileira de Ciências Agrárias**, v. 11, n. 1, p. 33-38, 2016.
- MASHALY, A. F. et al. Predictive model for assessing and optimizing solar still performance using artificial neural network under hyper arid environment. **Solar Energy**, v. 118, p. 41-58, 2015.
- MAX, T. A.; BURKHART, H. E. Segmented polynomial regression applied to taper equations. **Forest Science**, Washington, v.22, n.3, p.283-289, 1976.
- MENDONÇA, A.C.A. **Caracterização e simulação dos processos dinâmicos de uma área de floresta tropical de terra firme utilizando matrizes de transição**. Dissertação de mestrado – Universidade Federal do Paraná, PR. 2003.
- MENDONÇA, A. R. et al. Avaliação de funções de afilamento visando a otimização de fustes de *Eucalyptus* sp. para multiprodutos. **Cerne**, Lavras, v. 13, n. 1, p. 71-82, 2007.
- MENDONÇA, N. P. et al. Previsão de diâmetros ao longo do fuste de eucalipto via redes neurais artificiais. **Enciclopédia Biosfera**, v. 11, n. 22, p. 2419-2429, 2015.
- MINISTÉRIO DO MEIO AMBIENTE – MMA. **Mapa de Florestas do Bioma Amazônia**, 2017.
- MONSERUD, R. A. Estimating truncated tree volumes with the Behre hyperboloid and existing total volume equations. **Forest Science**, Washington, v.27.n.2, p.253-265, 1981.
- MORA, R. **Funções de afilamento de forma variável e modelagem de efeitos mistos em fustes de *Pinus taeda* e *Eucalyptus saligna***. 277f. Dissertação (doutorado em Engenharia Florestal) – universidade Federal do Paraná, Curitiba, 2015.

- MORRIS, R. J. Anthropogenic impacts on tropical forest biodiversity: a network structure and ecosystem functioning perspective. **Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences**, v. 365, n. 1558, p. 3709-3718, 2010.
- MULLER, M. D. et al. Equações de altura, volume e afilamento para eucalipto e acácia estabelecidos em sistema silvipastoril. **Floresta**, v. 44, n. 3, p. 473-484, 2014.
- NUNES, M. H.; GORGENS, E. B. Artificial Intelligence procedures for tree taper estimation within a complex vegetation mosaic in Brazil. **PLOS ONE**, v. 11, n. 5, 2016.
- ÖZÇELIK, R. et al. Estimating Crimean juniper tree height using nonlinear regression and artificial neural network models. **Forest Ecology and Management**, v. 306, p. 52–60, 2013.
- PEEL, M. C.; FINLAYSON, B. L.; MCMAHON, T. A. Updated world map of the Köppen-Geiger climate classification. **Hydrol. Earth Syst. Sci.**, n. 11, p. 1633-1644, 2007.
- PELLI, E. et al. Estimativa de volume de árvores utilizando redes neurais artificiais. **Atualidades em mensuração florestal**. Curitiba: Multigraphics, v. 1. p. 336-339, 2014.
- PEREIRA, D. et al. Fatos Florestais da Amazônia 2010. **Imazon**, v. 0, p. 19–126, 2010.
- PINHEIRO, J. C.; BATES, D. M. **Mixed-effects models in S and S-PLUS**. Springer, New York, p. 537, 2002.
- PIRES, L. M.; CALEGARIO, N. Ajuste de modelos estocásticos lineares e não lineares para a descrição do perfil longitudinal de árvores. **Revista Árvore**, Viçosa, v. 31, n. 5, p. 845-852, 2007.
- QUEIROZ, D. Avaliação e validação de funções de afilamento para *Mimosa scabrella* Benth em povoamentos da Região Metropolitana de Curitiba/PR. **Floresta**, v. 36, n. 2, p. 183-199, 2006.
- R Core Team. R: A language and environment for statistical computing 1.2.5019. Vienna: Core Team, 2019. Disponível em: < <http://www.R-project.org> >. Acesso em: 01 mar. 2019
- REIS, L. P. et al. Prognose Da Distribuição Diamétrica Na Amazônia Utilizando Redes Neurais Artificiais E Autômatos Celulares. **Floresta**, v. 48, n. 1, p. 93 - 102, 2018. doi:<http://dx.doi.org/10.5380/rf.v48i1.52748>.
- RESUMO PÚBLICO - Mil Madeiras Preciosas, edição 2013. Disponível em: <http://goo.gl/avNGFL>. Acesso em: 05 de outubro de 2019.
- RIBEIRO, R. B. S. et al. Métodos Para Estimar o Volume de Fustes e Galhos da Floresta Nacional do Tapajós. **Revista Árvore**. v. 40, n. 1, p. 81-88, 2016.
- ROLIM, S. G. et al. Modelos volumétricos para a floresta nacional do Taipé-Aquirí, Serra dos Carajás. **Acta Amazonica**, Manaus, AM. v. 36, n. 1, p. 106-114, 2006.
- SABOGAL, C. et al., Manejo florestal empresarial na Amazônia Brasileira. Cifor, 2006.

SANTOS, F. R. **Caracterização dendrométrica e avaliação econômica de povoamentos de eucalipto para multiprodutos**. 144f. Dissertação (Mestrado em Ciências Florestais) – Universidade Federal do Espírito Santo, Jerônimo Monteiro, 2010.

SCHIKOWSKI, A. B.; CORTE, A. P. D.; SANQUETTA, C. R. Estudo da forma do fuste utilizando redes neurais artificiais e funções de afilamento. **Pesquisa Florestal Brasileira**, v. 35, n. 82, p. 119-127, 2015.

SERVIÇO FLORESTAL BRASILEIRO - SFB. **Florestas do Brasil em Resumo Digital**, 2019. Brasília, p. 207, 2019. Disponível em: <http://www.florestal.gov.br/documentos/publicacoes/4261-florestas-do-brasil-em-resumo-digital/file>. Acesso em: 25 nov. 2019.

SILVA, J. A. A. Conceitos e princípios básicos de modelagem matemática em ciências florestais. **Anais da Academia Pernambucana de Ciência Agrônômica**, Recife, vols. 11/12, p.195-215, 2014/2015.

SILVA, M. L. M. et al. Ajuste do modelo de Schumacher e Hall e aplicação de Redes Neurais Artificiais para estimar volume de árvores de eucalipto. **Revista Árvore**, v. 33, n. 6, p. 1133–1139, 2009.

SILVA, P. V. et al. Estimação do volume de árvores de eucalipto utilizando redes neurais artificiais. **Atualidades em mensuração florestal**. Curitiba: Multigraphics, v. 1. p. 84-87, 2014.

SOARES, C.P.B. et al. Equações hipsométricas, volumétricas e de taper para onze espécies nativas. **Revista Árvore**, v. 35, n. 5, p. 1039-1051, 2011a.

SOARES, F. A. A. M. N. et al. Predição recursiva de diâmetros utilizando perceptron de múltiplas camadas para o cálculo de volume comercial de clones de eucalipto. Congresso de Métodos Numéricos em Engenharia. Coimbra, Portugal, 2011b.

SPATHELF, P.; NUTTO, L. **Modelagem aplicada ao crescimento e produção florestal**. Santa Maria: UFSM, 2000.

THAINES, F. et al. Equações para a estimativa de volume de madeira para a região da bacia do rio Ituxi, Lábrea, AM. **Pesquisa Florestal Brasileira**, Colombo, PR, v. 30, n. 64, p. 283-289, 2010.

TICKNOR, J. L. A Bayesian regularized artificial neural network for stock market forecasting. **Expert Systems with Applications**, v. 40, n. 14, p. 5501–5506, 2013.

TRINCADO, G.; BURKHART, H. A. A Generalized Approach for Modeling and Localizing Stem Profile Curves. **Forest Science**, V. 52, n. 6, P. 670–682, 2006. <https://doi.org/10.1093/forestscience/52.6.670>.

VATS, S.; NEGI, S. Use of artificial neural network (ANN) for the development of bioprocess using *Pinus roxburghii* fallen foliages for the release of polyphenols and reducing sugars. **Bioresource Technology**, v. 140, p. 392–398, 1 jul. 2013.

VENDRUSCOLO, D. G. S. et al. Estimativa da altura de eucalipto por meio de regressão não linear e redes neurais artificiais. **Revista Brasileira de Biometria**, v. 33, n. 4, p. 556–569, 2015.

VERÍSSIMO, A. et al. Logging impacts and prospects for sustainable forest management in an old Amazon frontier: the case of Paragominas. **Forest Ecology and Management**, v. 55, p. 169-199. 1992.

VERÍSSIMO, A.; PEREIRA, D. Produção na Amazônia Florestal: características, desafios e oportunidades. **Parcerias Estratégicas**. Brasília. v. 19, n. 38, p. 13-44, 2014.

VIEIRA, G. C. et al. Prognoses of diameter and height of trees of eucalyptus using artificial intelligence. **Science of the Total Environment**, v. 619–620, p. 1473–1481, 1 abr. 2018.

WITTEN, I. H. et al. Kea: Practical automatic keyphrase extraction. In Y.-L. Theng and S. Foo, editors, *Design and Usability of Digital Libraries: Case Studies in the Asia Pacific*. **Information Science Publishing**, p. 129-152, 2005.

YANG, Y.; HUANG, S.; MENG, S. X. Development of a tree-specific stem profile model for White Spruce: a nonlinear mixed model approach with a generalized covariance structure. **Forestry**, v.82, n.5, p.541–555, 2009.