

Fontes de Biomassa e Potenciais de Uso

Mônica Jasper
(Organizadora)



Atena
Editora
Ano 2019

Mônica Jasper
(Organizadora)

Fontes de Biomassa e Potenciais de Uso

Atena Editora
2019

2019 by Atena Editora
Copyright © Atena Editora
Copyright do Texto © 2019 Os Autores
Copyright da Edição © 2019 Atena Editora
Editora Chefe: Profª Drª Antonella Carvalho de Oliveira
Diagramação: Rafael Sandrini Filho
Edição de Arte: Lorena Prestes
Revisão: Os Autores



Todo o conteúdo deste livro está licenciado sob uma Licença de Atribuição Creative Commons. Atribuição 4.0 Internacional (CC BY 4.0).

O conteúdo dos artigos e seus dados em sua forma, correção e confiabilidade são de responsabilidade exclusiva dos autores. Permitido o download da obra e o compartilhamento desde que sejam atribuídos créditos aos autores, mas sem a possibilidade de alterá-la de nenhuma forma ou utilizá-la para fins comerciais.

Conselho Editorial

Ciências Humanas e Sociais Aplicadas

Profª Drª Adriana Demite Stephani – Universidade Federal do Tocantins
Prof. Dr. Álvaro Augusto de Borba Barreto – Universidade Federal de Pelotas
Prof. Dr. Alexandre Jose Schumacher – Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de Mato Grosso
Prof. Dr. Antonio Carlos Frasson – Universidade Tecnológica Federal do Paraná
Prof. Dr. Antonio Isidro-Filho – Universidade de Brasília
Prof. Dr. Constantino Ribeiro de Oliveira Junior – Universidade Estadual de Ponta Grossa
Profª Drª Cristina Gaio – Universidade de Lisboa
Prof. Dr. Deyvison de Lima Oliveira – Universidade Federal de Rondônia
Prof. Dr. Edvaldo Antunes de Faria – Universidade Estácio de Sá
Prof. Dr. Eloi Martins Senhora – Universidade Federal de Roraima
Prof. Dr. Fabiano Tadeu Grazioli – Universidade Regional Integrada do Alto Uruguai e das Missões
Prof. Dr. Gilmei Fleck – Universidade Estadual do Oeste do Paraná
Profª Drª Ivone Goulart Lopes – Istituto Internazionele delle Figlie di Maria Ausiliatrice
Prof. Dr. Julio Candido de Meirelles Junior – Universidade Federal Fluminense
Profª Drª Keyla Christina Almeida Portela – Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de Mato Grosso
Profª Drª Lina Maria Gonçalves – Universidade Federal do Tocantins
Profª Drª Natiéli Piovesan – Instituto Federal do Rio Grande do Norte
Prof. Dr. Marcelo Pereira da Silva – Universidade Federal do Maranhão
Profª Drª Miranilde Oliveira Neves – Instituto de Educação, Ciência e Tecnologia do Pará
Profª Drª Paola Andressa Scortegagna – Universidade Estadual de Ponta Grossa
Profª Drª Rita de Cássia da Silva Oliveira – Universidade Estadual de Ponta Grossa
Profª Drª Sandra Regina Gardacho Pietrobon – Universidade Estadual do Centro-Oeste
Profª Drª Sheila Marta Carregosa Rocha – Universidade do Estado da Bahia
Prof. Dr. Rui Maia Diamantino – Universidade Salvador
Prof. Dr. Urandi João Rodrigues Junior – Universidade Federal do Oeste do Pará
Profª Drª Vanessa Bordin Viera – Universidade Federal de Campina Grande
Prof. Dr. Willian Douglas Guilherme – Universidade Federal do Tocantins

Ciências Agrárias e Multidisciplinar

Prof. Dr. Alan Mario Zuffo – Universidade Federal de Mato Grosso do Sul
Prof. Dr. Alexandre Igor Azevedo Pereira – Instituto Federal Goiano
Profª Drª Daiane Garabeli Trojan – Universidade Norte do Paraná
Prof. Dr. Darllan Collins da Cunha e Silva – Universidade Estadual Paulista
Profª Drª Diocléa Almeida Seabra Silva – Universidade Federal Rural da Amazônia
Prof. Dr. Fábio Steiner – Universidade Estadual de Mato Grosso do Sul
Profª Drª Girlene Santos de Souza – Universidade Federal do Recôncavo da Bahia
Prof. Dr. Jorge González Aguilera – Universidade Federal de Mato Grosso do Sul
Prof. Dr. Júlio César Ribeiro – Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro
Profª Drª Raissa Rachel Salustriano da Silva Matos – Universidade Federal do Maranhão
Prof. Dr. Ronilson Freitas de Souza – Universidade do Estado do Pará
Prof. Dr. Valdemar Antonio Paffaro Junior – Universidade Federal de Alfenas

Ciências Biológicas e da Saúde

Prof. Dr. Benedito Rodrigues da Silva Neto – Universidade Federal de Goiás
Prof. Dr. Edson da Silva – Universidade Federal dos Vales do Jequitinhonha e Mucuri
Profª Drª Elane Schwinden Prudêncio – Universidade Federal de Santa Catarina
Prof. Dr. Gianfábio Pimentel Franco – Universidade Federal de Santa Maria
Prof. Dr. José Max Barbosa de Oliveira Junior – Universidade Federal do Oeste do Pará
Profª Drª Magnólia de Araújo Campos – Universidade Federal de Campina Grande
Profª Drª Natiéli Piovesan – Instituto Federaci do Rio Grande do Norte
Profª Drª Vanessa Lima Gonçalves – Universidade Estadual de Ponta Grossa
Profª Drª Vanessa Bordin Viera – Universidade Federal de Campina Grande

Ciências Exatas e da Terra e Engenharias

Prof. Dr. Adélio Alcino Sampaio Castro Machado – Universidade do Porto
Prof. Dr. Alexandre Leite dos Santos Silva – Universidade Federal do Piauí
Profª Drª Carmen Lúcia Voigt – Universidade Norte do Paraná
Prof. Dr. Eloi Rufato Junior – Universidade Tecnológica Federal do Paraná
Prof. Dr. Fabrício Menezes Ramos – Instituto Federal do Pará
Prof. Dr. Juliano Carlo Rufino de Freitas – Universidade Federal de Campina Grande
Profª Drª Neiva Maria de Almeida – Universidade Federal da Paraíba
Profª Drª Natiéli Piovesan – Instituto Federal do Rio Grande do Norte
Prof. Dr. Takeshy Tachizawa – Faculdade de Campo Limpo Paulista

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP) (eDOC BRASIL, Belo Horizonte/MG)	
F683	Fontes de biomassa e potenciais de uso [recurso eletrônico] / Organizadora Mônica Jasper. – Ponta Grossa, PR: Atena Editora, 2019. Formato: PDF Requisitos de sistema: Adobe Acrobat Reader. Modo de acesso: World Wide Web. Inclui bibliografia ISBN 978-85-7247-629-4 DOI 10.22533/at.ed.294191609 1. Biocombustíveis. 2. Biomassa – Pesquisa – Brasil. I. Jasper, Mônica. CDD 333.9539
Elaborado por Maurício Amormino Júnior – CRB6/2422	

Atena Editora
Ponta Grossa – Paraná - Brasil
www.atenaeditora.com.br
contato@atenaeditora.com.br

APRESENTAÇÃO

Estamos apresentando “Fonte de Biomassa e Potenciais de Uso”. São dezesseis capítulos que abordam trabalhos, pesquisas e revisões de forma ampla acerca deste conhecimento. A obra reúne trabalhos de diferentes regiões do país, analisando a área da Produção de biomassa sob diferentes abordagens. É necessário conhecer esses temas sob diversas visões de pesquisadores, a fim de aprimorar conhecimentos, relações interespecíficas e desenvolver estratégias para a utilização das fontes de biomassa. O esforço contínuo de pesquisadores e instituições de pesquisa tem permitido grandes avanços nessa área. Assim, apresentamos neste trabalho uma importante compilação de esforços de pesquisadores, acadêmicos, professores e também da Atena Editora para produzir e disponibilizar conhecimento neste vasto contexto.

Mônica Jasper

SUMÁRIO

CAPÍTULO 1	1
CONVERSÃO DOS ÁCIDOS GRAXOS LIVRES DE ÓLEO DE GIRASSOL EM BIODIESEL UTILIZANDO CATALISADORES ÁCIDOS	
Paulo Roberto de Oliveira Patrick Rodrigues Batista Marjorie Emanoeli Lopes Vieira Palimécio Gimenes Guerrero Júnior	
DOI 10.22533/at.ed.2941916091	
CAPÍTULO 2	12
EFEITO DA APLICAÇÃO DE EXTRATO DE ALECRIM (<i>ROSMARINUS OFFICINALIS L.</i>) SOBRE A OXIDAÇÃO DO BIODIESEL DE SOJA DURANTE O ARMAZENAMENTO	
Noellen Caroline Cavalcanti de Araujo Silmara Bispo dos Santos Henrique de Matos Teixeira	
DOI 10.22533/at.ed.2941916092	
CAPÍTULO 3	19
EFFECT OF THERMOCHEMICAL PRETREATMENT AS A STRATEGY TO ENHANCE BIODEGRADABILITY OF LIGNOCELLULOSIC BIOMASS	
Thiago Edwiges Jhenifer Aline Bastos João Henrique Lima Alino Laércio Mantovani Frare	
DOI 10.22533/at.ed.2941916093	
CAPÍTULO 4	24
ESTIMATIVA DO ESTOQUE DE CARBONO EM FLORESTA SEMIDECIDUAL: UMA COMPARAÇÃO ENTRE REGRESSÃO E REDES NEURAIS ARTIFICIAIS	
Marcela de Castro Nunes Santos Terra Daniel Dantas Luiz Otávio Rodrigues Pinto Natalino Calegario Sabrina Mandarano Maciel	
DOI 10.22533/at.ed.2941916094	
CAPÍTULO 5	36
EXTRAÇÃO DE LIPÍDEOS DA MICROALGA <i>Nannochloropsis oculata</i> CULTIVADA COM VARIAÇÃO DE NITRATO DE SÓDIO NO MEIO DE CULTURA	
José William Alves da Silva Susana Felix Moura dos Santos Illana Beatriz Rocha de Oliveira Ana Claudia Teixeira Silva Glacio Souza Araujo Emanuel Soares dos Santos Renato Teixeira Moreira Dilliani Naiane Mascena Lopes	
DOI 10.22533/at.ed.2941916095	

CAPÍTULO 6 41

GERAÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA ATRAVÉS DE RESÍDUOS DA PRODUÇÃO DE PROTEÍNA ANIMAL NA ZONA DA MATA E CAMPO DAS VERTENTES DE MINAS GERAIS

Michael de Oliveira Resende
Giovana Franco Valadão
Elias Gabriel Magalhães Silva
Helen Ribeiro Rodrigues
Márcio do Carmo Barbosa Poncilio Rodrigues
Augusto Cesar Laviola de Oliveira

DOI 10.22533/at.ed.2941916096

CAPÍTULO 7 50

POLPA CELULÓSICA COMO ALTERNATIVA PARA PRODUÇÃO DE BIOCOMBUSTÍVEL VIA HIDRÓLISE ENZIMÁTICA

Dile Pontarolo Stremel
Alexandre Vidal Bento
Mayara Elita Braz Carneiro
Roberto Pontarolo

DOI 10.22533/at.ed.2941916097

CAPÍTULO 8 59

PRODUÇÃO DE CÉLULA SOLAR COM CORANTE DA *Beta vulgaris*

Julianno Pizzano Ayoub
Gideã Taques Tractz
Marcel Ricardo Nogueira de Oliveira
Cynthia Beatriz Furstenberger
Everson do Prado Banczek
Paulo Rogerio Pinto Rodrigues

DOI 10.22533/at.ed.2941916098

CAPÍTULO 9 67

PRODUÇÃO DE ETANOL DE BATATA REFUGO VIA PROCESSO FERMENTATIVO: UMA PROPOSTA PARA A DESTINAÇÃO ADEQUADA DE RESÍDUOS ORGÂNICOS DE AMILÁCEAS

Taís Adeil Muller
Wilma Aparecida Spinosa
Juliano Tadeu Vilela Resende
Leonel Vinicius Constantino
Edson Perez Guerra
Leonardo de Lima Wrobel
Wallace Lima Paulo
Ana Elisa Barbosa Siqueira
Claudia Jeorgete dos Santos Burko

DOI 10.22533/at.ed.2941916099

CAPÍTULO 10 74

QUALIDADE DO CARVÃO DE *Eucalyptus urophylla* x *Eucalyptus tereticornis* PLANTADOS EM DIFERENTES ESPAÇAMENTOS

Matheus Redel Finger
Rosimeire Cavalcante dos Santos
Elias Costa de Souza
Gabriel Raamon Santana Nunes
Izabelle Rodrigues Ferreira Gomes
Renato Vinicius Oliveira Castro
Stephanie Hellen Barbosa Gomes
Cynthia Patricia de Sousa Santos

Sarah Esther de Lima Costa
Gualter Guenter Costa da Silva
DOI 10.22533/at.ed.29419160910

CAPÍTULO 11 81

RENDIMENTO GRAVIMÉTRICO EM CARVÃO DE *Eucalyptus urophylla* x *Eucalyptus tereticornis* SOB DIFERENTES ESPAÇAMENTOS

Matheus Redel Finger
Rosimeire Cavalcante dos Santos
Elias Costa de Souza
Gabriel Raamon Santana Nunes
Izabelle Rodrigues Ferreira Gomes
Renato Vinícius Oliveira Castro
Stephanie Hellen Barbosa Gomes
Cynthia Patricia de Sousa Santos
Sarah Esther de Lima Costa
Gualter Guenter Costa da Silva

DOI 10.22533/at.ed.29419160911

CAPÍTULO 12 87

UMA PROPOSTA PARA O APROVEITAMENTO DA *ACROCOMIA ACULEATA* COMO FONTE DE ENERGIA LIMPA

Cássio Furtado Lima
Fernanda de Oliveira Araujo
Leonne Bruno Domingues Alves
Angleson Figueira Marinho
Érica Bandeira Maués de Azevedo
Michel Keisuke Sato
Victor da Cruz Peres
Juliana Souza da Silva
Luiz Fernando Reinoso
Edinelson Luis de Sousa Junior
Maykon Sullivan de Jesus da Costa
Francisco Robson Alves da Silva

DOI 10.22533/at.ed.29419160912

CAPÍTULO 13 103

VARIAÇÃO ESPAÇO-TEMPORAL DO ESTOQUE DE CARBONO EM FRAGMENTOS DE CERRADO EM MINAS GERAIS

Natielle Gomes Cordeiro
Kelly Marianne Guimarães Pereira
Luiz Otávio Rodrigues Pinto
Marcela de Castro Nunes Santos Terra
José Márcio de Mello

DOI 10.22533/at.ed.29419160913

CAPÍTULO 14 117

BIODIGESTOR CONTROLADO POR INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL

Marcos Baroncini Proença
Simone Ribeiro Morrone
Dimas Agostinho da Silva
Herdney Souza dos Santos
Leila Fabiola Ferreira
Luiz Roberto Baracho Rocha
Cristoffer Lincon

Abel José Vilseke

DOI 10.22533/at.ed.29419160914

CAPÍTULO 15 121

PREPARATION AND CHARACTERIZATION OF ADSORBENT OBTAINED FROM AGROINDUSTRIAL WASTE BIOMASS

Arthur Hoffmann dos Santos

Diana Fernanda Caicedo

Joana de Souza Mücke

Aline Krum Ferreira

Luiz Antonio Mazzini Fontoura

Samuel José Santos

Irineu Antonio Schadach de Brum

DOI 10.22533/at.ed.29419160915

CAPÍTULO 16 125

BIODIESEL PRODUCTION FROM WASTE COOKING OIL WITH CHARCOAL PYROLIGNEOUS LIQUOR

Marcos Baroncini Proença

Simone Ribeiro Morrone

Dimas Agostinho da Silva

DOI 10.22533/at.ed.29419160916

SOBRE A ORGANIZADORA 131

ÍNDICE REMISSIVO 132

ESTIMATIVA DO ESTOQUE DE CARBONO EM FLORESTA SEMIDECIDUAL: UMA COMPARAÇÃO ENTRE REGRESSÃO E REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

Marcela de Castro Nunes Santos Terra

Universidade Federal de Lavras, Departamento de Ciências Florestais, Lavras - MG

Daniel Dantas

Universidade Federal de Lavras, Departamento de Ciências Florestais, Lavras - MG

Luiz Otávio Rodrigues Pinto

Universidade Federal de Lavras, Departamento de Ciências Florestais, Lavras - MG

Natalino Calegario

Universidade Federal de Lavras, Departamento de Ciências Florestais, Lavras - MG

Sabrina Mandarano Maciel

Universidade Federal de Lavras, Departamento de Ciências Florestais, Lavras - MG.

RESUMO: A crescente preocupação em relação às mudanças climáticas globais tem chamado a atenção para o papel das florestas como mitigadoras desse processo, uma vez que elas atuam como sumidouro de carbono da atmosfera. Compreender o processo de estocagem de carbono em florestas e seus determinantes bem como apresentar modelos consistentes para sua estimativa é uma demanda atual. Nesse sentido, o objetivo deste estudo foi gerar um modelo para estimativa de carbono acima do solo para uma floresta estacional semidecidual secundária em Lavras, MG, com potencial de aplicação em

florestas do mesmo tipo na região. Foram testados duas abordagens de modelagem: (1) regressão linear múltipla com seleção de variáveis independentes por *stepwise* e transformação de Box-Cox e (2) redes neurais artificiais utilizando como variáveis de entrada as variáveis selecionadas pelo *stepwise* na regressão múltipla. Os métodos foram comparados principalmente pelo valor da raiz do erro quadrado médio (REQM). O modelo de regressão selecionou como variáveis explicativas: DAP (diâmetro altura do peito – 1,3 m) mínimo, DAP máximo, DAP médio, Altura total média e Número de árvores, todas por parcela. Ambas as abordagens apresentam excelente desempenho em explicar a variação do estoque de carbono na área de estudos. O desempenho das redes neurais foi superior, uma vez que apresentou REQM de 5,99% inferior ao apresentado pela regressão linear múltipla (14,67%). Espera-se com este estudo fornecer dados para estudos em largas escalas e aumentar o entendimento acerca do serviço de estocagem de carbono em florestas.

PALAVRAS-CHAVE: Mudanças climáticas. Sequestro de carbono. Biomassa florestal. Regressão múltipla. Aprendizagem de máquinas.

CARBON STOCK ESTIMATE IN SEMIDECIDUAL FORESTS: A COMPARISON BETWEEN REGRESSION AND ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS

ABSTRACT: Growing concern about global climate change has called attention to the role of forests in the mitigation of this process as they act as a carbon sink for the atmosphere. Understanding the carbon stocking process in forests and its drivers as well as presenting consistent models for carbon stock estimation is a current demand. In this context, the main goal of this study was to generate a model for estimation of above-ground carbon for a secondary semidecidual forest in Lavras, MG, with potential application to forests of the same type in the study region. Two modeling approaches were tested: (1) multiple linear regression with selection of independent variables by stepwise and Box-Cox transformation and (2) artificial neural networks using as inputs the variables selected by stepwise in the multiple regression. The methods were compared primarily by the root mean square error (RMSE) value. The regression model selected as explanatory variables: minimum DBH (diameter at breast height - 1.3 m), maximum DBH, mean DBH, mean total height and number of trees, all variables obtained per sample plot. Both approaches present excellent performance in explaining the variation of the carbon stock in the study area. The performance of neural networks was superior, since it presented RMSE of 5.99%, which was lower than the RMSE presented by multiple linear regression (14.67%). This study provides data for studies at wider scales and increases understanding about the service of carbon storage in forests.

PALAVRAS-CHAVE: Climate change. Carbon sink. Forest biomass. Multiple regression. Machine learning.

1 | INTRODUÇÃO

O crescente aumento de CO₂ na atmosfera tem acelerado mudanças climáticas globais (SCHEFFER et al., 2006). Diante disso, cientistas cada vez mais se engajam na investigação de possibilidades de mitigação dos efeitos de tais mudanças. Florestas, em especial as florestas jovens, são sumidouros naturais de CO₂, uma vez que as plantas realizam a biossíntese de carbono no processo de fotossíntese (PUGH et al., 2019). Assim, estudar como as florestas funcionam, os fatores e mecanismos envolvidos no sequestro de carbono e sua capacidade de estocagem de carbono, é crucial para entender esse importante serviço ambiental prestado pelas florestas.

Muitos estudos têm focado na geração de resultados e produtos em larga escala, com mapas de distribuição de biomassa/carbono na vegetação para grandes regiões (e.g. SCOLFORO et al., 2015), utilizando bancos de dados extensos e, muitas vezes, recursos de sensoriamento remoto e métodos sofisticados de espacialização (e.g. SILVEIRA et al., 2019a). Outros trabalhos têm focado em investigar os determinantes ambientais e ecológicos de biomassa em diferentes florestas (e.g. SORIANO-LUNA et al., 2018) ou as ameaças que a atividade antrópica representa para a biomassa vegetal

(SILVEIRA et al., 2019b). Porém, diante de tantos produtos e generalizações, cresce a demanda por estudos locais, que investiguem variações pontuais de biomassa e estoque de carbono em florestas e ofereçam insights e refinamentos para concepção de padrões gerais e, ao mesmo tempo, dados para validação de produtos em larga escala (DUNCANSON et al., 2019).

Portanto, estudos locais que investigam os determinantes da biomassa em florestas são essenciais. Porém, os métodos utilizados nessas investigações devem ser apropriados, modernos e robustos, para que as inferências sejam válidas e representem de fato ganhos científicos. Na modelagem florestal, historicamente, as abordagens fundamentadas em modelos estatísticos predominaram (e.g. MELO et al., 2017). Recentemente, porém, observa-se que abordagens computacionais de inteligência artificial/aprendizagem de máquinas têm ganhado espaço como ferramenta de análise de dados florestais (SILVEIRA et al., 2019a). Essas ferramentas têm proporcionado ganhos na qualidade das estimativas e predições (VENDRUSCOLO et al., 2015; MARTINS et al., 2016).

Assim, o presente estudo visa empregar um algoritmo de aprendizagem de máquinas na modelagem da biomassa (estoque de carbono) acima do solo em uma Floresta Estacional Semidecidual secundária e comparar seu desempenho com a modelagem clássica (regressão múltipla). Espera-se com este trabalho entender as variáveis locais determinantes do estoque de carbono e gerar modelos para estimativa do estoque na floresta em questão, com potencial de aplicação em florestas do mesmo tipo na região de estudo.

2 | MATERIAL E MÉTODOS

Área de estudos e coleta de dados

A área de estudos corresponde a uma Floresta Estacional Semidecidual secundária localizada em Lavras, MG, nas coordenadas 21° 14'S e 45° 00'W, com altitude média de 900 m (FIGURA 1). O clima é classificado como Cwb de Köppen, com invernos secos e verões amenos (ALVARES et al., 2013). A precipitação média anual é 1511 mm e a temperatura média anual é 19.4 °C (MARQUES et al., 2019). A floresta é heterogênea e apresenta dominância de espécies arbóreas do gênero *Anadenanthera*, popularmente conhecidas como “angico”. Os dados são provenientes de 105 parcelas amostrais (10x10 m) lançadas na área. Em cada parcela foram medidas todas as árvores com diâmetro à altura do peito (DAP – 1,3 m do solo) maior ou igual a 5 cm e suas respectivas alturas.

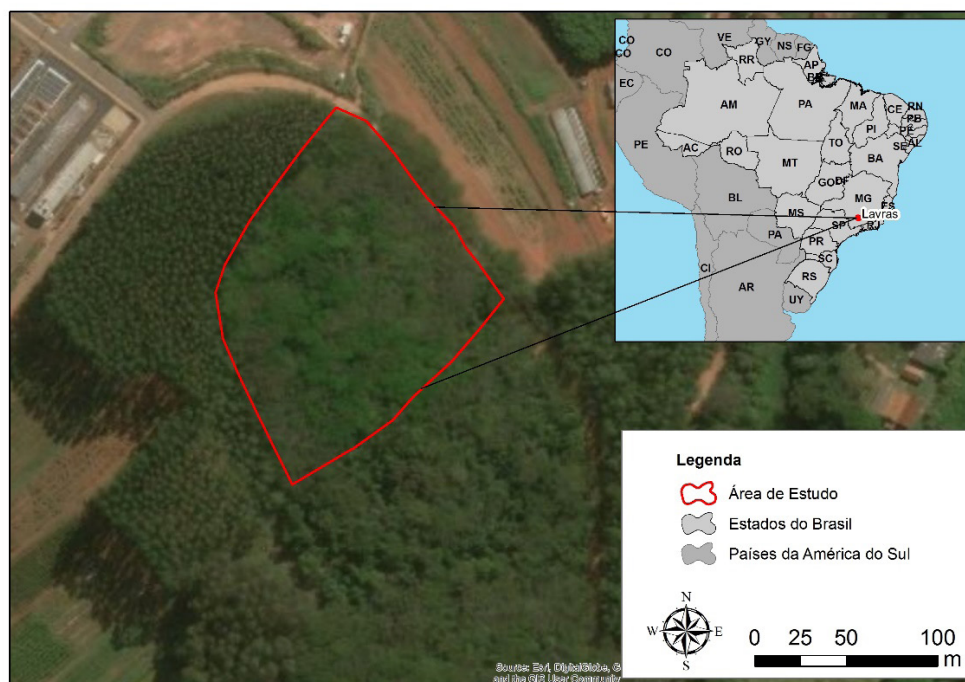


FIGURA 1. Área de estudos. Floresta Estacional Semidecidual secundária em Lavras, MG.

Análise de dados

A partir dos dados coletados em campo, foram obtidos por parcela: DAP mínimo (DAPmin), DAP médio (DAPmed), DAP máximo (DAPmax), Altural total mínima (Hmin), Altura total média (Hmed), Altura total máxima (Hmax), Diâmetro Médio Quadrático (Dq) e Número de árvores (N).

Estimou-se a biomassa acima do solo (Above Ground Biomass - AGB) por indivíduo arbóreo de acordo com a equação proposta por Chave et al. (2014), utilizando dados do inventário florestal, DAP e altura total das árvores e uma densidade básica média da madeira de $0,620 \text{ g.cm}^3$. A estimativa foi realizada no *software* R (R CORE TEAM, 2018), utilizando o pacote BIOMASS (RÉJOU-MÉCHAIN et al., 2017). A estimativa de AGB foi convertida para estoque de carbono em Mg.ha^{-1} de acordo com o trabalho proposto por Thomas e Martin (2012), multiplicando a AGB por 0,471, que segundo os autores corresponde a concentração de carbono nos tecidos das angiospermas das florestas tropicais.

Primeiramente foi conduzida a modelagem da biomassa por meio de regressão linear múltipla, com o estoque de carbono como variável resposta e as demais variáveis como variáveis independentes. Foi efetuada uma seleção de variáveis independentes pelo método *stepwise*, com base no Critério de Informação de Akaike (AIC). Assim, o modelo que apresenta a combinação de variáveis com menor AIC é considerado o modelo final. Tal modelo foi submetido à análise do gráfico do perfil de Box-Cox (BOX; COX, 1964) para verificação de necessidade de transformação da variável resposta e, posteriormente, à análise de resíduos.

Para a abordagem de aprendizagem de máquinas foram utilizadas redes neurais artificiais. As redes neurais artificiais foram treinadas considerando-se as variáveis selecionadas no melhor modelo na abordagem anterior como variáveis de entrada. O treinamento foi realizado no *software* R, versão 3.4.1, por meio do pacote *neuralnet* (FRITSCH; GÜNTHER, 2010). As RNA treinadas foram do tipo *Multilayer Perceptron* (MLP), compostas por uma camada de entrada, uma camada intermediária e uma camada de saída. O número de neurônios foi definido de forma automatizada pelo pacote, em que foram testados de 1 a 10 neurônios. A taxa de aprendizagem também foi definida de forma automatizada, sendo testados valores entre 0,01 e 1,12. A função de ativação foi a logística, ou sigmoide, com um alcance de 0 a 1 e, por isso, foi feita a normalização dos dados, ou seja, os dados foram transformados para valores compreendidos entre 0 e 1. O algoritmo utilizado foi o *resilient backpropagation*.

Os dados foram divididos em dois grupos, sendo 70% para treinamento e 30% para generalização. Dentre os dados destinados ao treinamento da RNA, 70% foram utilizados na fase de treino e 30% na fase de teste. A partir da rede neural artificial foi extraído uma equação não-linear para predição da biomassa de árvores. Para isso, gerou-se um sistema de equações com coeficientes resultantes dos pesos gerados pelos neurônios da rede neural. Este sistema foi utilizado para predição da biomassa das árvores que compunham o banco de dados destinado à generalização.

Para fins de comparação, o modelo linear obtido por meio de regressão clássica também foi utilizado para predição do carbono no conjunto de dados destinados à generalização, ou seja, dados que não haviam sido utilizados no ajuste do modelo. A análise da qualidade das predições do modelo obtido por meio da regressão linear múltipla e do modelo extraído da rede neural artificial foi feita com base na Raiz do Erro Quadrático Médio (REQM), coeficientes de correlação entre valores estimados e observados, gráficos de dispersão de resíduos e gráficos de valores estimados versus observados.

3 | RESULTADOS E DISCUSSÃO

As estatísticas descritivas das variáveis utilizadas são apresentadas na Tabela 1.

	C	DAPmin	DAPmax	DAPmed	HTmin	HTmax	HTmed	N	Dq
Média	94,25	5,84	29,61	12,72	6,65	22	13,18	14,25	14,59
CV(%)	71,14	15,34	29,96	20,27	21,12	11,05	13,38	34,9	22,74

TABELA 1. Estatísticas descritivas das variáveis utilizadas na modelagem. C – estoque de carbono ($\text{Mg}\cdot\text{ha}^{-1}$); DAPmin = diâmetro altura do peito (DAP) mínimo da parcela amostral (cm); DAPmax = DAP máximo da parcela amostral (cm); DAPmed = DAP médio da parcela amostral (cm); HTmin = altura total mínima da parcela da amostral (m); HTmax = altura total máxima da parcela amostral (m); HTmed = altura total média da parcela amostral (m); N = número de árvores da parcela amostral; Dq = diâmetro quadrático médio da parcela amostral (cm).

Ainda na análise exploratória foi possível detectar, por meio de *boxplot* e pelo teste de Bonferroni, um valor discrepante de estoque de carbono (519.83 Mg.ha⁻¹), o qual foi removido da base para as etapas posteriores. A média do carbono (Mg.ha⁻¹) das parcelas foi superior à média encontrada para a região de estudos – floresta Atlântica na região central-sul do estado de Minas Gerais (55 Mg.ha⁻¹) – por Scolforo et al. (2015). Tal superioridade se deve provavelmente ao fato de, embora tratar-se de uma floresta secundária, a mesma não sofrer intervenções antrópicas e estar ladeada por outros tipos de floresta (plantio de *Eucalyptus* sp. e Floresta Estacional Semidecidual em fase inicial de sucessão), que suavizam o efeito-borda (NASCIMENTO et al., 2010).

Embora a média de estoque de carbono tenha apresentado valor elevado, sua variação (CV%) também foi expressiva. Isto se deve principalmente ao fato da variável estoque de carbono refletir as variações das demais variáveis dendrométricas. Ademais, em florestas naturais, inequiduais, com alta complexidade ecológica, variações espaciais na estrutura e composição de espécies, a presença de clareiras e outros fatores podem acarretar grande variabilidade nos valores de biomassa/estoque de carbono (SORIANO-LUNA et al., 2018) entre as parcelas amostrais.

Na modelagem clássica, as variáveis selecionadas para comporem o modelo final pelo método de *stepwise*, com base no critério de informação de Akaike, foram DAP mínimo, DAP máximo, DAP médio, HT média e N. Estas variáveis têm influência direta na variabilidade verificada no estoque de carbono: o DAPmed e HTmed representam as tendências centrais de crescimento dos indivíduos em cada parcela; DAPmin e DAPmax, os limites inferior e superior do crescimento em diâmetro, respectivamente; e N representa a densidade de indivíduos em cada parcela.

O modelo ajustado com as variáveis selecionadas foi, então, submetido à análise de Box-Cox e observou-se a necessidade de transformação da variável resposta, uma vez que o intervalo de confiança não compreendeu o valor de lambda igual a 1 (FIGURA 2a). Procedeu-se então à transformação de Box-Cox na variável resposta (Equação 1), utilizando o valor de lambda igual a 0,32, que corrigiu o problema de normalidade da variável resposta (FIGURA 2b).

$$C_{\text{trans}} = \frac{C^\lambda - 1}{\lambda} \quad (1)$$

Em que: C_{trans} = estoque de carbono em Mg.ha⁻¹ após a transformação de Box-Cox; C = estoque de carbono em Mg.ha⁻¹ original; λ = parâmetro da transformação de Box-Cox.

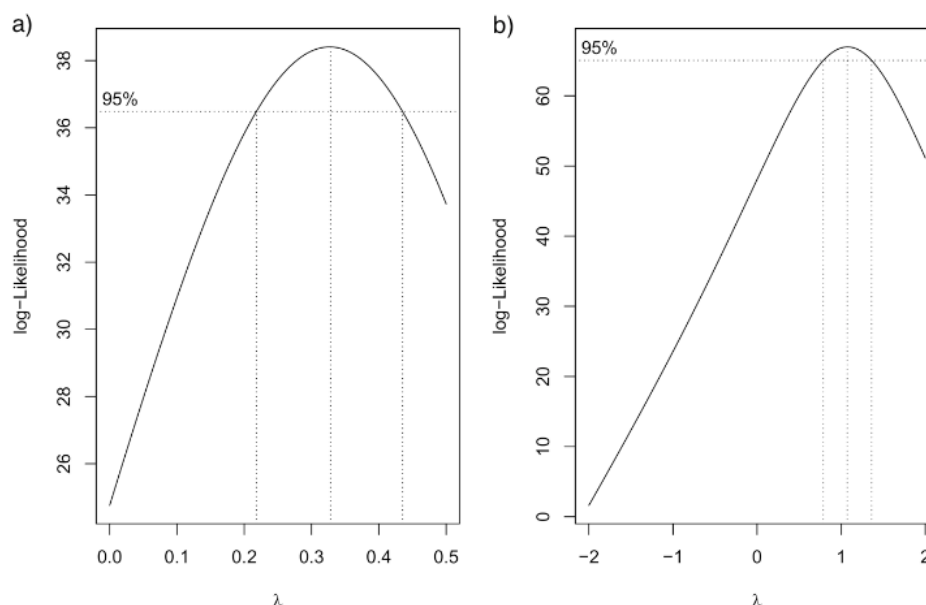


FIGURA 2. Gráfico de Box-Cox antes (a) e depois (b) da transformação da variável resposta estoque de carbono em Mg.ha⁻¹.

Após a transformação de Box-Cox, o modelo final foi reajustado com as variáveis anteriormente selecionadas (TABELA 2). O modelo final apresentou erro padrão residual de 0,4689 e conseguiu explicar boa parte da variabilidade do estoque de carbono, com um coeficiente de determinação ajustado de 96,99%. O ajuste do modelo foi significativo pelo teste F ($p < 2,2e-16$) e apresentou um REQM igual a 14,67%.

	Estimativa	Erro Padrão	Valor t	Pr (> t)
Intercepto	-2,3658	0,5654	-4,184	6,21e-05***
DAPmin	-0,2473	0,0746	-3,316	0,00128**
DAPmax	0,0844	0,0105	8,069	1,70e-12***
DAPmed	0,8234	0,0855	9,626	7,15e-16***
HTmed	-0,2296	0,1079	-2,128	0,03582*
N	0,2661	0,0118	22,553	<2e-16***

TABELA 2. Parâmetros do modelo final de regressão linear múltipla e suas significâncias. (***) significativo a 0,001 e * significativo a 0,05). DAPmin = diâmetro altura do peito (DAP) mínimo da parcela amostral (cm); DAPmax = DAP máximo da parcela amostral (cm); DAPmed = DAP médio da parcela amostral (cm); HTmed = altura total média da parcela amostral (m); N = número de árvores da parcela amostral.

Portanto, o modelo final para estimativa de Carbono em Mg.ha⁻¹ para a Floresta Estacional Semidecidual secundária em questão, com potencial para aplicação em outras florestas do mesmo tipo na região está apresentado na equação 2.

$$C = (-2,3658 - 0,2473 * DAPmin + 0,0844 * DAPmax + 0,8234 * DAPmed - 0,2296 * HTmed + 0,2661 * N) * 0,32 + 1)^{1/0,32} \quad (2)$$

Em que: C = estoque de carbono em Mg.ha⁻¹; DAPmin = DAP mínimo da parcela; DAPmax = DAP máximo da parcela; DAPmed = DAP médio da parcela; HTmed = Altura total média das árvores da parcela; N = Número de árvores da parcela.

A análise de resíduos do modelo de regressão final mostrou que os resíduos estão homogeneamente distribuídos e a correlação entre valores estimados e observados foi de 0,9855 (FIGURA 3).

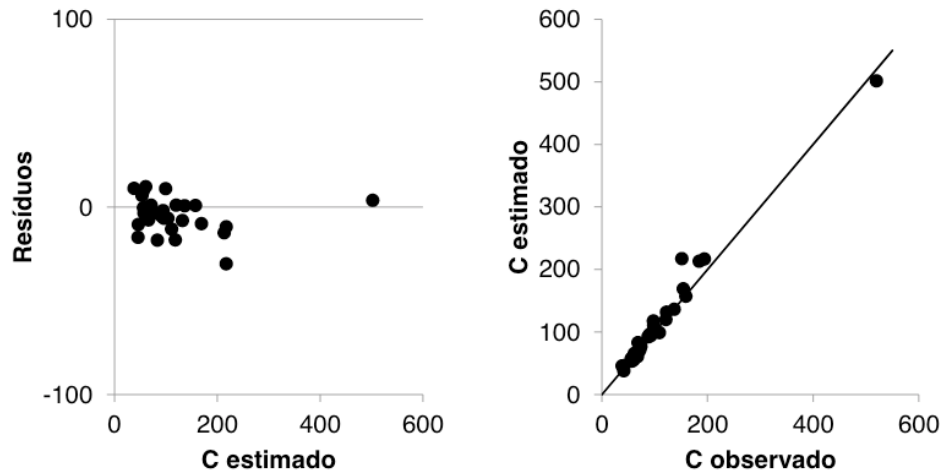


FIGURA 3. Gráfico de resíduos percentuais em função do estoque de carbono estimado pela regressão múltipla (a) e gráfico do estoque de carbono transformado estimado pela regressão múltipla em função do estoque de carbono observado (b).

Com relação à abordagem por redes neurais artificiais, verificou-se redução expressiva no valor de erro padrão residual. Enquanto o modelo linear múltiplo apresentou um valor de 0,4689, o valor apresentado pela RNA foi de 0,06193, o que representa uma redução de 86,79%. A FIGURA 4 ilustra a arquitetura da RNA selecionada que apresentou menor erro dentre as demais avaliadas, composta por seis neurônios na camada oculta.

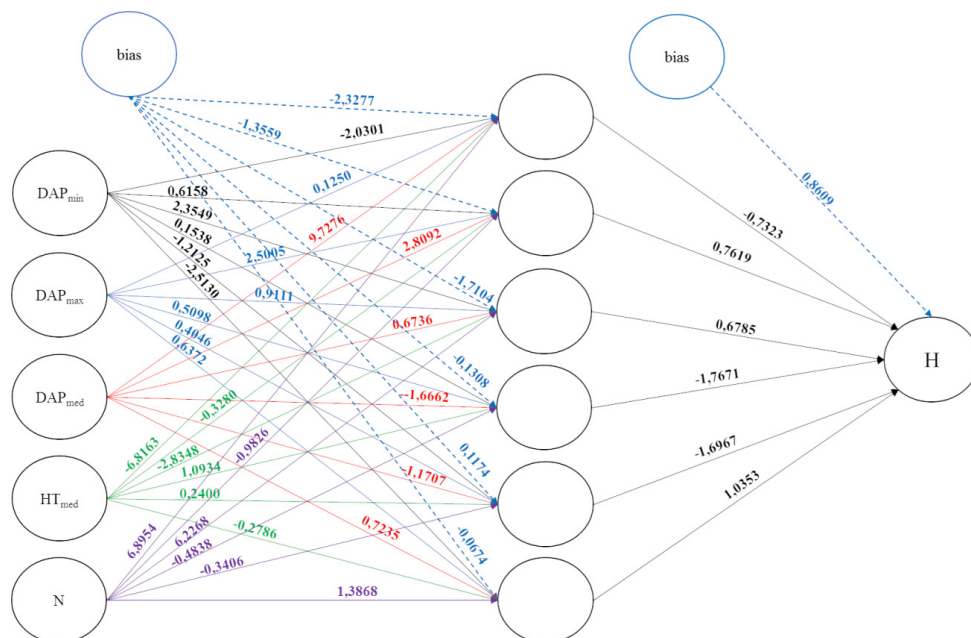


FIGURA 4. Arquitetura da rede neural artificial com menor erro dentre as avaliadas, composta por seis neurônios na camada oculta. Variáveis de entrada: DAP_{min} = DAP mínimo da parcela (cm); DAP_{max} = DAP máximo da parcela (cm); DAP_{med} = DAP médio da parcela (cm); HT_{med} = Altura total média das árvores da parcela (m); N = Número de árvores da parcela. Variável de saída: Carbono = estoque de carbono (Mg.ha⁻¹).

Os coeficientes do sistema de equações extraído (Equações 3) da rede neural artificial são apresentados na Tabela 3.

$$\text{Carbono}' = \beta_0 + \beta_1 * z_1 + \beta_2 * z_2 + \beta_3 * z_3 + \beta_4 * z_4 + \beta_5 * z_5 + \beta_6 * z_6 \quad (3)$$

$$z_n = \left[\frac{1}{1 + e^{-w_i}} \right]$$

$$w_i = \beta_{0,n} + \beta_{1,n} * DAP_{min_i}' + \beta_{2,n} * DAP_{max_i}' + \beta_{3,n} * DAP_{med_i}' + \beta_{4,n} * HT_{med_i}' + \beta_{4,n} * N_i'$$

em que: β_0 : bias; β_n : coeficiente do modelo associado ao neurônio n ; $\beta_{k,n}$: coeficiente do modelo entre a variável de entrada k e o neurônio n ; z_n : resposta do n -th neurônio da camada oculta; \sum : somatória dos produtos entre os pesos e das entradas.

	β_0	β_1	β_2	β_3	β_4	β_5	β_6
RNA	0,8609	-0,7323	0,7619	0,6785	-1,7671	-1,6967	1,0353
N1	-2,3277	2,0301	0,1250	9,7276	-6,8163	6,8954	-
N2	-1,3559	0,6158	2,5005	2,8092	-0,3280	-0,9826	-
N3	-1,7104	2,3549	0,9111	0,6736	-2,8348	6,2268	-
N4	-0,1308	0,1538	0,5098	-1,6662	1,0934	-0,4838	-
N5	0,1174	-1,2125	0,4046	-1,1707	0,2400	-0,3406	-
N6	-0,0674	-2,5130	0,6372	0,7235	-0,2786	1,3868	-

TABELA 3. Parâmetros (β 's) provenientes da rede neural artificial. N representa o número do neurônio

O modelo extraído da rede foi aplicado ao conjunto de dados destinados à

generalização e apresentou correlação 0,9979, indicando alta precisão entre as estimativas e os valores reais das variáveis analisadas (FIGURA 5). Ademais, a validação cruzada apontou um REQM de 5,99%.

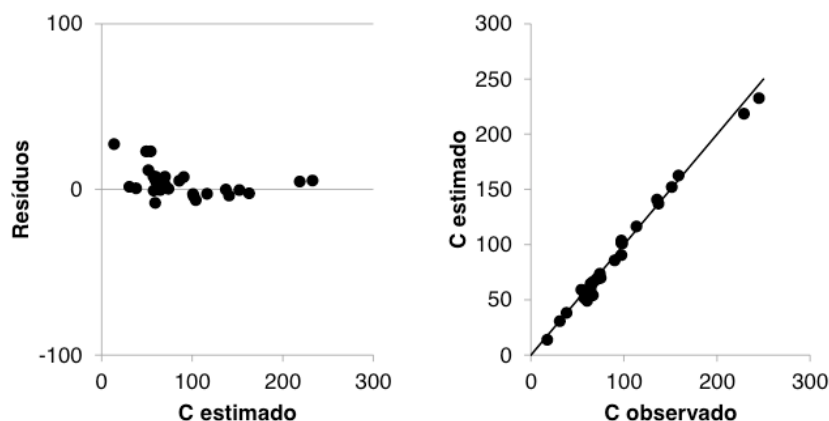


FIGURA 5. Gráfico de resíduos percentuais em função do estoque de carbono estimado pela rede neural artificial (a) e gráfico do estoque de carbono estimado pela rede neural artificial em função do estoque de carbono observado (b).

Assim, a rede neural apresentou desempenho superior ao da regressão múltipla, com menor REQM, maior correlação entre valores estimados e observados e melhor distribuição de resíduos. A RNA foi capaz de, com as variáveis disponíveis, explicar a variação do estoque de carbono na área de estudos quase em sua totalidade. Vários trabalhos têm demonstrado a superioridade das redes neurais artificiais quando comparadas a regressão linear múltipla (REFENES et al., 1994; VENDRUSCOLO et al., 2015; MARTINS et al., 2016). Essa superioridade se deve à capacidade das redes neurais de detectar implicitamente qualquer relação não-linear existente entre a variável resposta e as variáveis explicativas. Outras vantagens são o fato de não haver pressuposições necessárias, como independência e normalidade dos dados, e a sua grande capacidade de aprendizado e generalização.

É válido ressaltar que, embora com desempenho inferior ao da RNA, a regressão múltipla foi muito eficiente na estimativa de estoque de carbono na área de estudos. A transformação de Box-Cox proporcionou muitos ganhos na modelagem. Quando a distribuição normal não se adequa aos dados, como foi o caso dos dados analisados, o estimador da regressão apresenta viés, com resíduos heterocedásticos e não normais. Box e Cox (1964) afirmam que após a transformação adequada das observações, os valores esperados das observações transformadas estarão normalmente distribuídos e com variância constante.

A pequena parte da variação no estoque do carbono não explicada pelas variáveis em questão se deve aos vários fatores não considerados no presente estudo que sabidamente afetam a variabilidade do estoque de carbono em florestas, como a diversidade de espécies, o tamanho da floresta, o grau de antropização, dentre vários outros e suas interações (FERREIRA et al., 2018). Ainda assim, ambas as abordagens

foram capazes de explicar grande parte da variação do estoque de carbono na área estudada. Isso se deve principalmente às variáveis utilizadas na modelagem. Variáveis dendrométricas apresentam grande vantagem em relação a variáveis ambientais na modelagem do estoque de carbono, pois representam a própria expressão dos efeitos ambientais nas árvores.

4 | CONSIDERAÇÕES FINAIS

O presente estudo traz importantes contribuições na modelagem do estoque de carbono em florestas, por meio da comparação de diferentes abordagens na modelagem dessa variável. Um modelo de regressão múltipla do estoque de carbono em $\text{Mg}\cdot\text{ha}^{-1}$ é apresentado, com potencial de aplicação em outras Florestas Estacionais Semidecíduais secundárias da região. Tal modelo apresentou um ótimo desempenho, que se deveu principalmente aos ganhos da transformação de Box-Cox aplicada à variável resposta. A modelagem do estoque de carbono por meio de redes neurais artificiais apresentou ainda melhor desempenho que a regressão múltipla, utilizando as mesmas variáveis do modelo de regressão clássica.

A determinação, modelagem e fornecimento de dados de estoque de carbono em florestas é uma forte demanda científica e social atual, uma vez que a estocagem de carbono nas árvores é considerada um serviço ambiental chave na mitigação das mudanças climáticas atuais, pelo sequestro de CO_2 da atmosfera.

AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Florestal da Universidade Federal de Lavras (PPGEF-UFLA) e à Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) pelo apoio financeiro na realização deste estudo.

REFERÊNCIAS

ALVARES, C. A., STAPE, J. L., SENTELHAS, P. C., GONÇALVES, J. L. D. M., SPAROVEK, G. Köppen's climate classification map for Brazil. **Meteorologische Zeitschrift**, v. 22, p. 711–728, 2013.

BOX, G. E. P.; COX, D. R. An analysis of transformations. **Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Statistical Methodological)**, v. 26, n. 2, p. 211–252, 1964.

CHAVE, J. et al. Improved allometric models to estimate the aboveground biomass of tropical trees. **Global Change Biology**, v. 20, n. 10, p. 3177–3190, 2014.

DUNCANSON, L. et al. The Importance of Consistent Global Forest Aboveground Biomass Product Validation. **Surveys in Geophysics**, n. 0123456789, p. 1-21, 2019.

GÜNTHER, F.; FRITSCH, S. neuralnet: Training of Neural Networks. **The R Journal**, v. 2, n. 1, p.

30–38, 2010.

MARQUES, R. F. P. V. et al. Rainfall Water Quality Under Different Forest Stands. **Cerne**, v. 25, n. 1, p. 8–17, 2019.

MARTINS, E. R., BINOTI, M. L. M. S., LEITE, H. G., BINOTI, D. H. B. Configuração de redes neurais artificiais para estimação do afilamento do fuste de árvores de eucalipto. **Revista Brasileira de Ciências Agrárias**, v. 11, n. 1, p. 33–38, 2016.

MELO, E. A. et al. Modelagem não Linear da Relação Hipsométrica e do Crescimento das Árvores Dominantes e Codominantes de Eucalyptus sp. **Ciência Florestal**, v. 27, n. 4, p. 1325–1338, 2017.

NASCIMENTO, M. I. et al. Eficácia de barreira de eucaliptos na contenção do efeito de borda em fragmento de floresta subtropical no estado de São Paulo, Brasil The effectiveness of Eucalyptus barrier in containing the edge effect on a subtropical forest fragment in the state of. **Scientia Florestalis**, v. 38, n. 86, p. 191–203, 2010.

PUGH, T. A. M. et al. Role of forest regrowth in global carbon sink dynamics. **Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America**, v. 116, n. 10, p. 4382–4387, 2019.

R DEVELOPMENT CORE TEAM. **R: a language and environment for statistical computing**. ViennaR Foundation for Statistical Computing, 2018.

REFENES, A. N.; FRANCIS, G.; ZAPRANIS, A. D. Stock performance modeling using neural networks: A comparative study with regression models. **Neural Networks**, v. 7, n. 2, p. 375–388, 1994.

RÉJOU-MÉCHAIN, M. et al. biomass: an r package for estimating above-ground biomass and its uncertainty in tropical forests. **Methods in Ecology and Evolution**, v. 8, n. 9, p. 1163–1167, 2017.

SCHEFFER, M.; BROVKIN, V.; COX, P. M. Positive feedback between global warming and atmospheric CO₂ concentration inferred from past climate change. **Geophysical Research Letters**, v. 33, n. 10, p. 2–5, 2006.

SCOLFORO, H. F. et al. Spatial distribution of aboveground carbon stock of the arboreal vegetation in Brazilian Biomes of Savanna, Atlantic Forest and Semi-arid woodland. **PLoS ONE**, v. 10, n.6, p. 1-20, 2015.

SILVEIRA, E. M. O. et al. Pre-stratified modelling plus residuals kriging reduces the uncertainty of aboveground biomass estimation and spatial distribution in heterogeneous savannas and forest environments. **Forest Ecology and Management**, v. 445, n. May, p. 96–109, 2019a.

SILVEIRA, E. M. O. et al. Estimating Aboveground Biomass Loss from Deforestation in the Savanna and Semi-arid Biomes of Brazil between 2007 and 2017. **Tropical Forests in Transition - The Role of Deforestation and Impacts from Community Composition to Regional Climate Change [Working Title]**, p. 1–17, 2019b.

SORIANO-LUNA, M. DE LOS Á. et al. Determinants of above-ground biomass and its spatial variability in a temperate forest managed for timber production. **Forests**, v. 9, n. 8, p. 1–20, 2018.

THOMAS, S. C.; MARTIN, A. R. Carbon content of tree tissues: A synthesis. **Forests**, v. 3, n. 2, p. 332–352, 2012.

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.

SOBRE A ORGANIZADORA

MÔNICA JASPER é Doutora em Agronomia pela Universidade Estadual de Ponta Grossa (2016), com graduação e Mestrado (2010) na linha de pesquisa Manejo Fitossanitário. Professora na Universidade Estadual de Ponta Grossa e no Centro de Ensino Superior dos Campos Gerais, atuando principalmente nas disciplinas de Entomologia Geral e Aplicada, Manejo de culturas, Morfologia e Fisiologia Vegetal, Fitopatologia Geral e Aplicada, Biologia, Genética e Melhoramento Genético e Biotecnologia.

ÍNDICE REMISSIVO

A

Ácidos graxos livres 1, 2, 9, 96, 97, 98, 99
Agronegócio 68
Álcool 2, 3, 12, 68, 69, 70, 71, 72, 93, 95
Análise química imediata 75, 77, 78, 79
ANOVA 38, 50, 51, 55, 70
Antioxidante 12, 14, 16, 17, 18, 94
Aprendizagem de máquinas 24, 26, 28
Automação 41, 117, 118

B

Biocombustível 50, 51, 57, 68, 69
Biodiesel 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 17, 18, 37, 40, 87, 88, 89, 90, 91, 92, 93, 94, 95, 96, 97, 99, 100, 101, 102, 125, 126, 128, 129, 130
Biodigestor 117, 118, 119
Bioenergia 41, 52, 59, 82, 100, 118, 119
Bioetanol 50, 58
Biogás 19, 20, 41, 45, 46, 49, 117, 118
Biomass 18, 19, 20, 23, 25, 27, 34, 35, 37, 40, 75, 101, 106, 113, 114, 117, 121, 122, 123, 124, 129
Biomassa florestal 24, 75, 118, 119
Biosorbent 121, 122

C

Carbonização da madeira 82
Carvão vegetal 75, 76, 80, 81, 82, 83, 84, 85, 86
Célula fotovoltaica 59, 60
Celulase 50
Cultivo 36, 37, 38, 39, 40, 70, 85, 91, 100

D

Desenvolvimento sustentável 41, 60, 65, 99
Domínio cerrado 103

E

Eficiência energética 61, 82
Energia 13, 41, 43, 44, 46, 47, 48, 49, 59, 60, 62, 64, 65, 66, 72, 75, 80, 82, 86, 87, 88, 90, 98, 99, 100, 118, 119, 120
Energia da biomassa 75
Energias renováveis 59, 60

Esterificação 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 100

Eucalipto 35, 75, 80, 82

Extrato vegetal 12, 14

G

Geoestatística 103, 105, 107, 113, 115

Gestão ambiental 88

H

Híbrido de eucalipto 82

I

Inventário florestal 27, 103, 106

L

Lignina 19, 52, 80

Lipídio 36

M

Macaúba 87, 88, 89, 90, 91, 92, 93, 94, 95, 97, 98, 99, 100, 101, 102

Metano 19, 45, 46, 118

Mudanças climáticas 24, 25, 34, 60

O

Óleo de girassol 1, 4, 5, 6, 9, 11

P

Potencial energético 41, 47, 48, 49, 87, 88, 90

Pyroligneous Liquor 82, 125, 126, 127, 129

R

Rede cooperativa 117

Regressão múltipla 24, 26, 31, 33, 34

Resíduo orgânico 68

Resíduos sólidos 19

S

Sequestro de carbono 24, 25, 108, 114

Sociologia ambiental 88

Solanum tuberosum L 68, 72

T

Transesterificação enzimática 88, 93, 97, 98, 99, 100

Transesterification 2, 10, 11, 88, 100, 125, 126, 127, 130

W

Waste coking oil 125

Waste management 121

Water and wastewater treatment 121

Agência Brasileira do ISBN
ISBN 978-85-7247-629-4

