

MODELAGEM DA BIOMASSA AÉREA NA BACIA DO RIO DOCE UTILIZANDO VARIÁVEIS DE SENSORIAMENTO REMOTO

Luiza Imbroisi Ferraz Cunha¹, Eduarda Martiniano de Oliveira Silveira², Álvaro Salgado Araújo Silva Pinto³, Thainá Guimarães Rocha⁴ e Fausto Weimar Acerbi Júnior⁵

Departamento de Ciências Florestais (DCF), Universidade Federal de Lavras (UFLA), Lavras, Brasil;
¹luiza.1302@gmail.com; ²dudalavras@hotmail.com; ³alvarosalgado96@yahoo.com.br; ⁴thaina.g.rocha@gmail.com;
⁵fausto@dcf.ufla.br.

RESUMO

Um grande número de trabalhos científicos publicados nos últimos anos vem consolidando o uso do sensoriamento remoto na estimativa da biomassa aérea. Porém, estudos predizendo biomassa em áreas de florestas heterogêneas, de grandes extensões territoriais, ou de alta complexidade ecológica ainda são pouco expressivos. Neste sentido, o objetivo deste estudo foi modelar o estoque de biomassa aérea da Bacia Hidrográfica do Rio Doce, em Minas Gerais, utilizando como variáveis preditoras as bandas e índices espectrais derivados do satélite Landsat TM e o algoritmo *Random Forest*. O mapa final revelou que a bacia do Rio Doce em Minas Gerais possui um total de 185.611.287 toneladas de biomassa aérea com valores variando de 38,05 a 156,18 toneladas/ha.

Palavras-chave — Mata Atlântica, índices espectrais, modelagem, Landsat, *Random Forest*.

ABSTRACT

A large number of scientific papers published in recent years have consolidated the use of remote sensing in the estimation of aboveground biomass. However, studies predicting biomass in heterogeneous forests, large areas or areas of high ecological complexity are still not very expressive. Thus, this study aimed to model the aboveground biomass stock of the Rio Doce Hydrographic Basin, in Minas Gerais, using the bands and spectral indices derived from the Landsat TM satellite as predictors' variables and the Random Forest algorithm. The final map revealed that the Rio Doce basin in Minas Gerais has a total of 185,611,287 tons of aboveground biomass with values ranging from 38.05 to 156.18 tons/ha.

Key words — Atlantic Forest, spectral indices, modelling, Landsat, *Random Forest*.

1. INTRODUÇÃO

A Mata Atlântica é um dos biomas com altos níveis de estoque de carbono terrestre e biomassa [1]. O conhecimento da distribuição espacial e a quantificação desta biomassa aérea da vegetação é importante tanto para estudos de estoque de carbono quanto para apoiar estudos de modelagem de mudanças climáticas. Nas últimas duas décadas, um grande número de estudos indicou o sensoriamento remoto como fonte de variáveis preditoras para a modelagem da biomassa [2,3].

As variáveis comumente utilizadas são derivadas do satélite Landsat, devido a alta disponibilidade de imagens (desde 1970) e por possuir resolução espacial de 30 metros. Assim, este trabalho objetivou modelar e quantificar o estoque de biomassa aérea da Bacia Hidrográfica do Rio Doce, em Minas Gerais, inserido no bioma Mata Atlântica, utilizando como variáveis preditoras as bandas e índices espectrais derivados do satélite Landsat TM (*Thematic Mapper*) e o algoritmo *Random Forest*.

2. MATERIAIS E MÉTODOS

2.1. Caracterização da área de estudo

A Bacia Hidrográfica do Rio Doce está inserida nos estados de Minas Gerais (MG) e Espírito Santo (ES), região sudeste do Brasil. Em sua vertente mineira, foco deste estudo (Figura 1), possui aproximadamente 72.000 km² de área de drenagem, 200 municípios e precipitação média anual variando de 900 a 1500 mm [4,5].

2.2. Inventário Florestal de Minas Gerais

Para obtenção da biomassa aérea da vegetação, foram utilizadas 188 parcelas de campo obtidas do Projeto Inventário Florestal de Minas Gerais, realizado no período de 2006 a 2008 pela Universidade Federal de Lavras (UFLA). As árvores utilizadas para obtenção da biomassa foram obtidas através de amostragem destrutiva [6].

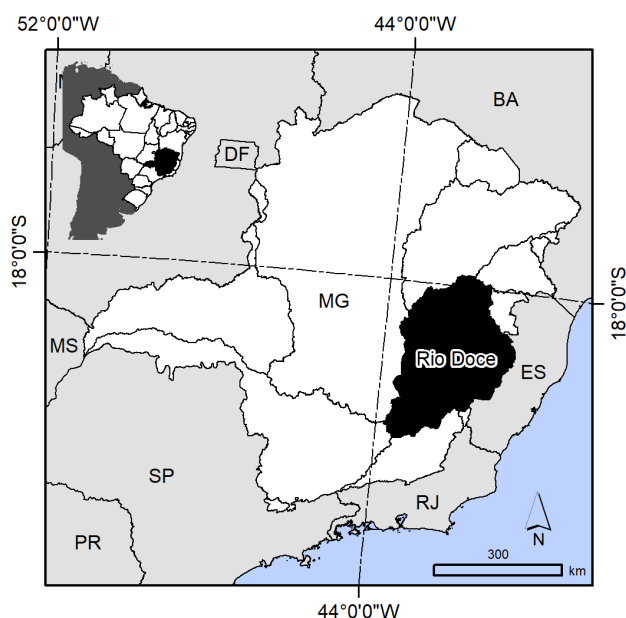


Figura 1. Área de estudo, contendo a localização da Bacia do Rio Doce em Minas Gerais, e sua inserção no Brasil.

2.3. Variáveis de Sensoriamento Remoto

Os dados de sensoriamento remoto utilizados para a modelagem foram obtidos de 8 cenas (Tabela 1) de imagens do satélite Landsat 5 TM adquiridas através do *United States Geological Survey for Earth Observation and Science* (USGS/EROS). As variáveis preditoras foram as 6 bandas e 11 índices espectrais (Tabela 2).

Path	Row	Data (DD/MM)
216	73	27/08
	74	
217	72	01/07
	73	14/05
	74	14/05
	75	02/08
218	73	25/08
	74	

Tabela 1: Imagens Landsat.

2.4. Random Forest

O *Random Forest* é um algoritmo de aprendizagem de máquinas, que pode ser empregado em classificações ou regressões. Para isso cria árvores de decisão e as combina, visando previsões com maior acurácia e estabilidade [16]. Para a modelagem foi utilizado o pacote *random forest* [17] na plataforma do R *Software* [18]. Cerca de 70% das amostras foram utilizadas para treinamento, enquanto os 30% restantes foram utilizados para validação.

Dois parâmetros foram definidos: o número de árvores de decisão a serem geradas (Ntree) e o número de variáveis a serem selecionadas e testadas por árvore (Mtry). Quinhentas árvores foram construídas e o Mtry foi igual ao logaritmo do número de variáveis [19]. Após a regressão, o IncMse% (incremento no erro médio quadrático) foi obtido para verificação das variáveis que contribuem para a geração do modelo mais acurado.

Para a análise estatística do modelo foram calculados: o coeficiente de determinação (R^2 em %), a raiz do erro quadrático médio (RMSE em ton/ha) e o erro médio absoluto (MAE em %) [20]. A predição da biomassa na Bacia do Rio Doce foi realizada apenas em áreas de vegetação nativa [21].

Variável	Nome	Referência
Band 1	Blue	[7]
Band 2	Green	[7]
Band 3	Red	[7]
Band 4	NIR	[7]
Band 5	SWIR 1	[7]
Band 7	SWIR 2	[7]
EVI	Enhanced Vegetation Index	[8]
SAVI	Soil Adjusted Vegetation Index	[9]
MSAVI	Modified Soil Adjusted Vegetation Index	[10]
NBR	Normalized Burn Ratio	[11]
NBR2	Normalized Burn Ratio 2	[11]
NDMI	Normalized Difference Moisture Index	[12]
NDVI	Normalized Difference Vegetation Index	[13]
TCB	Tasselled Cap Brightness	[14]
TCG	Tasselled Cap Greenness	[14]
TCW	Tasselled Cap Wetness	[14]
TCA	Tasselled Cap Angle	[15]

Tabela 2: Bandas e índices espectrais derivados do satélite Landsat TM, utilizados como variáveis preditoras para a biomassa área da vegetação.

3. RESULTADOS

De acordo com os resultados, a modelagem da biomassa utilizando variáveis de sensoriamento remoto e o algoritmo *random forest* apresentou $R^2 = 24\%$, RMSE = 40,78 e MAE = 38,35%. Do total de 17 variáveis, 13 foram selecionadas (Tabela 3).

Variáveis	%IncMSE
Banda 3	12.56
NDMI	7.32
NBR2	7.22
NBR	6.76
Banda 7	6.54
Banda 4	6.23
TCG	5.51
Banda 5	5.03
TCW	4.60
MSAVI	4.53
Banda 2	3.92
TCB	2.15
SAVI	2.08

Tabela 3: Variáveis e seus respectivos %IncMSE.

A Figura 2 apresenta os valores medidos versus os valores estimados (a) e o gráfico de resíduos (b). É possível verificar que não existe tendência de super ou subestimativa.

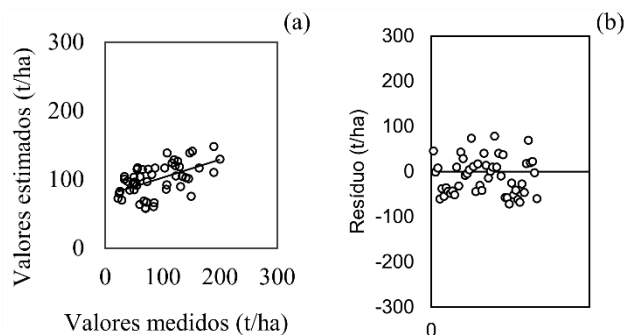


Figura 2. (a) Valores medidos e estimados; (b) Gráfico de resíduos.

De acordo com o mapa final, estimado a partir das 13 variáveis selecionadas, a bacia do Rio Doce em Minas Gerais possui 185.611.287 toneladas, com valores de biomassa aérea variando de 38,05 a 156,18 toneladas/ha (Figura 3).

4. DISCUSSÃO

Neste estudo foi estimado o estoque de biomassa aérea a partir de dados de sensoriamento remoto derivados do satélite Landsat 5 TM. A relação entre dados remotos e biomassa é bastante explorada na literatura científica mundial, variando principalmente entre resoluções espaciais das imagens, escolha de imagens ópticas versus lasers, radares e metodologias de predição, como já revisado por [22]. Uma das vantagens do uso do sensoriamento remoto é fazer estimativas em grandes áreas e não somente em parcelas, onde o acesso no campo é muitas vezes limitado e de alto custo [23].

Apesar dos resultados estatísticos não representarem um excelente ajuste, é notório o potencial da metodologia empregada na estimativa da biomassa, uma vez que grande

parte das incertezas se devem a complexidade da área de estudo. A Mata Atlântica possui alta biodiversidade e nível de endemismo de espécies [24], o que leva a uma considerável variabilidade espacial. Além disso, a área de estudo é altamente antropizada e sua vegetação muito modificada ao longo da bacia.

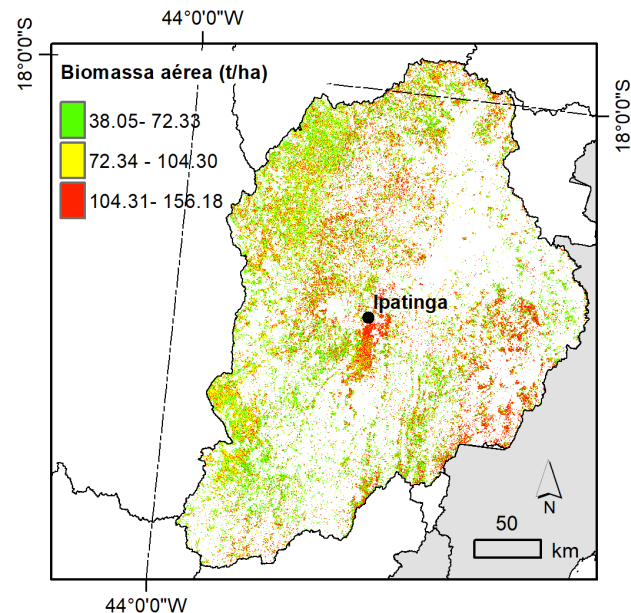


Figura 3. Estimativa de biomassa aérea (t/ha) na Bacia do Rio Doce, Minas Gerais, Brasil.

A região nas proximidades de Ipatinga-MG apresentou maiores valores de biomassa (Figura 3) em conformidade com o mapa gerado por [25], que classifica a região como mata nativa florestal. Já áreas de menores valores de biomassa, estão dispersas pelo mapa, provavelmente devido à atividade agropecuária e cidades de pequeno a médio porte, onde não há biomassa florestal. Portanto, apenas áreas de vegetação nativa foram usadas para estimar a biomassa, não sendo quantificadas áreas de plantio florestal comercial ou urbanas.

5. CONCLUSÕES

Através deste trabalho, foi possível contribuir com o estudo da relação entre biomassa e dados de sensoriamento remoto, a partir de técnicas computacionais como o *random forest*.

O mapeamento dos remanescentes de Mata Atlântica com altos e baixos valores de biomassa ressaltou a grande importância da Bacia do Rio Doce para o estoque de carbono, o que leva à elaboração de políticas públicas ambientais no âmbito da definição de áreas prioritárias para a conservação. Futuros estudos incorporando dados temporais, climáticos e morfométricos à metodologia estão em andamento, visando minimizar os erros de estimativa.

6. REFERÊNCIAS

- [1] Scolforo, H.F.; Scolforo, J.R.S.; Mello, J.M.; Mello, C.R. e Moraes, V.A., “Spatial Interpolators for Improving the Mapping of Carbon Stock of the Arboreal Vegetation in Brazilian Biomes of Atlantic Forest and Savanna”, *Forest Ecology and Management*, v.376, pp.24-35, 2016.
- [2] Baccini, A.; Laporte, N.; Goetz, S.J.; Sun, M.; Dong, H., “A first map of tropical Africa’s above-ground biomass derived from satellite imagery”, *Environmental Research Letters*, v.3, n.4, pp.045011, 2008.
- [3] Zhu, X.; Liu, D.; “Improving forest aboveground biomass estimation using seasonal Landsat NDVI time-series”, *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, v.102, pp.222-231, 2015.
- [4] ANA-Agência Nacional das Águas, *Superintendência de Planejamento de Recursos Hídricos*, “Encarte Especial sobre a Bacia do Rio Doce - Rompimento da Barragem em Mariana/MG”, Brasília-DF, 2016, disponível em: <http://arquivos.ana.gov.br/RioDoce/EncarteRioDoce_22_03_2016v2.pdf>, acesso em 05/09/2018.
- [5] CPRM-Serviço Geológico do Brasil, disponível em: <http://www.cprm.gov.br/sace/index_bacias_monitoradas.php?getbacia=bdoce#>, acesso em 05/09/2018.
- [6] Scolforo, H.F.; Scolforo, J.R.; Mello, C.R.; Mello, J.M. e Ferraz Filho, A.C., “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, pp.1–20, 2015.
- [7] Young, N.E.; Anderson, R.S.; Chignell, S.M.; et al, “A survival guide to Landsat preprocessing”, *Ecology*, v.98, n.4, pp.920–932, 2017.
- [8] Huete, A.; Didan, K.; Miura, H.; et al, “Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices”, *Remote Sensing of Environment*, v.83, pp.195–213, 2002.
- [9] Huete, A.R., “A soil-adjusted vegetation index (SAVI)”, *Remote Sensing of Environment*, v.25, n.3, pp.295–309, 1988.
- [10] Rondeaux, G.; Steven, M.; Baret, F., “Optimization of soil-adjusted vegetation indices”, *Remote Sensing of Environment*, v.55, n.2, pp.95–107, 1996.
- [11] Miller, J.D.; Thode, A.E., “Quantifying burn severity in a heterogeneous landscape with a relative version of the delta Normalized Burn Ratio (dNBR)”, *Remote Sensing of Environment*, v.109, pp.66–80, 2007.
- [12] Wilson, E.H.; Sader, S.A., “Detection of forest harvest type using multiple dates of Landsat TM imagery”, *Remote Sensing of Environment*, v.80, pp.385–396, 2002.
- [13] Tucker, C.J., “Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation”, *Remote Sensing of Environment*, v.8, pp.127–150, 1979.
- [14] Crist, E.P.; Cicone, R.C., “A Physically-Based Transformation of Thematic Mapper Data - The Tasseled Cap”, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, v.22, n.6, pp.256–263, 1984.
- [15] Gómez, C.; White, J.C.; Wulder, M.A.; Alejandro, P., “Historical forest biomass dynamics modelled with Landsat spectral trajectories”, *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, v.93, pp.14–28, 2014.
- [16] Breiman, L., “Random forests”, *Machine Learning*, v.45, n.1, pp.5–32, 2001.
- [17] Liaw, A.; Wiener, M., “Classification and Regression by Random Forest”, *R News*, v.2, n.3, pp.18–22, 2002.
- [18] R Core Team, “A language and environment for statistical computing”, 2014.
- [19] Silveira, E.M.O.; Bueno, I.T.; Acerbi-Júnior, F.W.; Mello, J.M.; Scolforo, J.R.S. e Wulder, M.A., “Using Spatial Features to Reduce the Impact of Seasonality for Detecting Tropical Forest Changes from Landsat Time Series”, *Remote Sensing*, vol.10, n.808, pp.01–21, 2018.
- [20] Vieilledent, G.; Gardi, O.; Grinand, C.; et al, “Bioclimatic envelope models predict a decrease in tropical forest carbon stocks with climate change in Madagascar”, *Journal of Ecology*, v.104, n.3, pp.703–715, 2016.
- [21] Carvalho, L.M.T.; Scolforo, J.R.; Oliveira, A.D.; de Mello, J.M.; Oliveira, L.T.; de Junior, F.W.A.; Cavalcanti, H.C.; Filho, R.V., “Procedimentos de mapeamento, in: Mapeamento e Inventário Da Flora e Dos Reflorestamentos de Minas Gerais”, UFLA, Lavras-MG, pp. 37–57, 2006.
- [22] Silveira, E.M.O., “The geostatistical context employed in remote sensing applications: image classification, change detection and forest inventory”, Lavras-MG, pp.270, 2018.
- [23] Ghasemi, N.; Tolpekin, V. e Stein, A., “Assessment of Forest Above-Ground Biomass Estimation from PolInSAR in the Presence of Temporal Decorrelation”, *Remote Sensing*, v.10, n.6, pp.815, 2018.
- [24] Rodrigues, R.R.; Lima, R.A.F.; Gandolfi, S.; Nave, A.G., “On the restoration of high diversity forests: 30 years of experience in the Brazilian Atlantic Forest”, *Biological Conservation*, v.142, n.6, pp.1242–1251, 2006.
- [25] Fundação SOS Mata Atlântica, Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais-INPE, “Atlas dos Remanescentes Florestais da Mata Atlântica, período 2005-2008”, São Paulo-SP, 2009.