

Modelagem do acúmulo de biomassa nas Florestas Secundárias de Santarém-PA

Henrique Luis Godinho Cassol¹
Elisabete Caria Moraes¹
Yosio Edemir Shimabukuro¹
João Manuel de Brito Carreiras²

¹ Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais - INPE
Caixa Postal 515 - 12245-970 - São José dos Campos - SP, Brasil
{henrique, bete, [yosio](mailto:yosio@dsr.inpe.br)}@dsr.inpe.br

² National Centre for Earth Observation (NCEO) – Sheffield, University of Sheffield Western Bank, Sheffield, S10 2TN, UK. j.carreiras@sheffield.ac.uk

Abstract. Secondary forests are one of the major carbon sink in the Neotropics. So, accurate estimates of their contribution to the carbon cycle are a great challenge. Here, we propose a biomass growth accumulation model of secondary forest using remote sensing data, field work and age image classified. This study was performed in Santarém, Pará state in the Brazilian Amazon region. Multiple regression analysis was performed to select the best model by corrected Akaike information criterion (AICc). The best fitted models involved age image as biomass predictor. In spite of huge effort to obtain age image, we prove that this variable is essential to improve accuracy in mapping secondary forest biomass.

Palavras-chave: growth model, logistic model, Landsat 8, multiple regression analysis, modelo de crescimento, modelo logístico, análise de regressão múltipla.

1. Introdução

As Florestas Secundárias (FS) são aquelas que estão em regeneração, principalmente por meios naturais, após a supressão por corte raso da floresta original (Brown e Lugo, 1990). Tais florestas apresentam rápido recobrimento do solo e acúmulo de biomassa, atingindo valores superiores a 100 Mg.ha^{-1} nos primeiros 20 anos (Carreiras et al., 2014; Poorter et al., 2016). Segundo Poorter et al. (2016), as FS apresentam sequestro de carbono 11 vezes superior ao das florestas primárias, em média $3 \text{ MgC.ha}^{-1}.\text{ano}^{-1}$, o que demonstra sua importante contribuição no ciclo de carbono global.

Por isso, diversas estimativas de acúmulo de biomassa nas FS presentes nos trópicos têm sido desenvolvidas, utilizando-se, para isso, de modelos de crescimento (Neef e Santos, 2005), de dados de sensoriamento remoto (Nelson et al., 2000; Helmer et al., 2009; Gizachew et al., 2016) ou de dados de campo (Poorter et al., 2016) para melhorar as previsões.

De forma geral, o crescimento da floresta pode ser representado pelo acúmulo de biomassa no tempo t ; e a derivada dy/dt é a própria taxa de crescimento ou o seu incremento corrente anual (ICA) (Vanclay, 1994). Exemplos de modelos de crescimento são os logísticos, de Weibull e de Chapman-Richards. A característica comum destes modelos é apresentar a forma de sigmoide ou de S, nos quais, há rápido incremento na fase inicial até o ponto em que a curva muda de concavidade (fase adulta), diminuindo assintoticamente o seu crescimento com o tempo – fase senil (Vanclay, 1994).

Neef e Santos (2005) utilizaram o modelo de crescimento de Chapman-Richards para caracterizar o acúmulo de biomassa nas FS, no Pará, com idades entre 1 a 40 anos. De posse do modelo ajustado, os autores observaram que o ICA máximo ocorreu por volta dos 11 anos ($\text{ICA} \approx 8 \text{ Mg.ha}^{-1}.\text{ano}^{-1}$). Helmer et al. (2009) classificaram séries de imagens Landsat para datar a idade das FS, em Rondônia, com o objetivo de derivar as taxas de acúmulo de biomassa. O valor observado de ICA foi de $8,4 \text{ Mg.ha}^{-1}.\text{ano}^{-1}$ em média. Porém, devido às baixas correlações entre a biomassa e as variáveis oriundas dos dados ópticos de

sensoriamento remoto, outras variáveis auxiliares têm sido utilizadas no modelo, como os dados de Lidar (Helmer et al., 2009) e de altímetros (Glenn et al., 2016).

Neste contexto, o objetivo deste trabalho é modelar o acúmulo de biomassa das florestas secundárias próximas a Santarém com o auxílio de imagens ópticas, imagem de 2010 classificada por Carreiras et al., (2014) e de dados de campo para a validação dos resultados.

2. Metodologia

A área de estudo cobre 1.118 km² e está localizada a 80 km ao sul da cidade de Santarém, no entorno da Floresta Nacional do Tapajós (FLONA, Tapajós) e da BR-163, que conecta Santarém a Cuiabá, no Mato Grosso (Figura 1).

O clima da região é classificado como Am (Köppen), com temperatura média anual entre 25,5 °C e precipitação média anual de 1900-2000 mm (Vieira et al., 2004). Os solos da região são predominantemente latossolos amarelos nos platôs e argissolos nas terras baixas (Quesada et al., 2010).

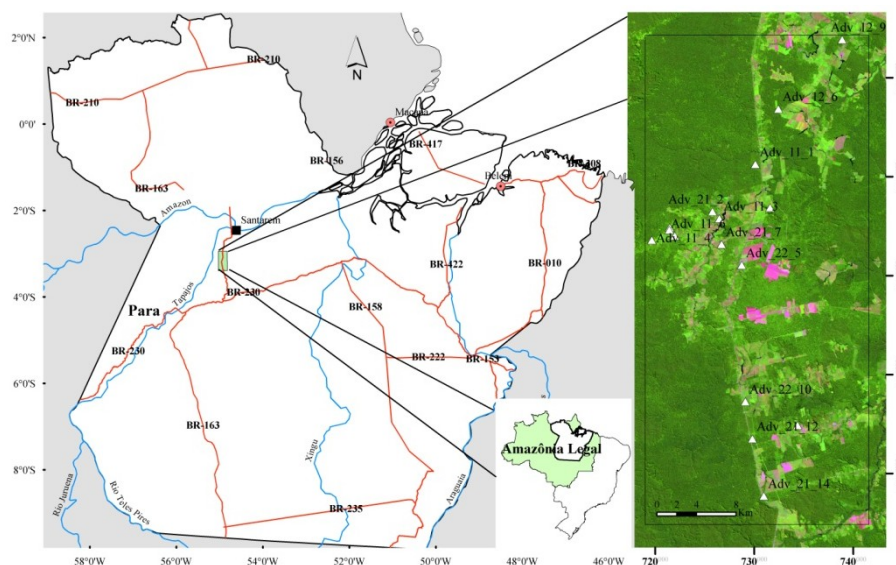


Figura 1. Localização da área de estudo no estado do Pará. No detalhe, composição colorida falsa-cor (R6 G5 B4) do sensor OLI Landsat 8, com a localização das parcelas inventariadas.

A vegetação anterior ao distúrbio é classificada como Floresta Ombrófila Densa primária (não degradada) de terra firme. Na região são reportadas algumas áreas com ocorrência por Floresta Ombrófila Aberta composta de palmeiras em solos mais arenosos, como o Babaçú *Attalea speciosa* Mart. e o Inajá *A. maripa* (Aubl.) Mart. (Prates-Clark et al., 2009).

2.1. Inventário Florestal

No total, 16 parcelas foram selecionadas aleatoriamente segundo a idade e o histórico de uso (período de uso e frequência de cortes) das Florestas Secundárias, conforme os trabalhos desenvolvidos por Prates-Clark et al. (2009) e Carreiras et al. (2014). Apenas as FS avançadas (Idade > 16 anos) foram inventariadas pelo método das parcelas aninhadas de dimensão 60 x 100 m. Nas parcelas aninhadas, a estrutura vertical e horizontal é avaliada pela medição de transectos de distintas dimensões. Assim, todos os indivíduos com diâmetro à altura do peito DAP \geq 5 cm são medidos no transecto de 10 x 100 m, os indivíduos com DAP \geq 10 cm no transecto de 20 x 100 m e com DAP \geq 20 cm em toda a parcela (60 x 100 m). Os indivíduos arbóreos foram identificados por espécie e família botânica. As alturas foram estimadas por meio de equações hipsométricas ajustadas por grupos ecológicos (Cassol et al., submetido): 1 – pioneiras, 2- secundárias iniciais e 3 - secundárias tardias. As alturas das árvores mortas em

pé e das palmeiras foram medidas em campo e densidade básica da madeira de cada espécie foi obtida da literatura.

De posse das alturas (h), diâmetros (DAP) e densidade (ρ), a biomassa viva acima do solo (BAS_{viva}) foi estimada pela equação 1 desenvolvida por Chave et al. (2014)

$$BAS_{viva} = 0,0673. (\rho. DAP^2. h)^{0,976} \quad (\text{Equação 1})$$

Para as espécies de Palmeiras, a BAS foi estimada por equações específicas ajustadas por Goodman et al. (2013) de acordo com o gênero e espécie botânica. No caso das árvores mortas em pé, a equação de BAS utilizada foi a descrita por Chave et al. (2014) e Goodman et al. (2013), porém utilizando-se a densidade básica de $\rho = 0,342 \text{ g.cm}^{-3}$ e $\rho = 0,327 \text{ g.cm}^{-3}$ para os indivíduos arbóreos e palmeiras, respectivamente. A biomassa total acima do solo (BAS_t) foi extrapolada em Megagramas por hectare (Mg.ha^{-1}).

2.2. Ajuste dos modelos de crescimento

Para o ajuste dos modelos de acúmulo de biomassa em função da idade $y = f(x)$, o conjunto de dados de BAS_t foi obtido pelas parcelas estimadas neste estudo e em 81 parcelas localizadas em FS próximas à área de estudo (Luckman et al., 1997; Sorrensen, 2000; Prates-Clark et al., 2004; Santos et al., 2003; Silva, 2014).

O modelo de crescimento que melhor se ajustou aos dados foi o logístico:

$$BAS_t = \frac{a}{(1+b.exp c.Idade)} \quad (\text{Equação 2})$$

Neste modelo, a representa o valor máximo de BAS_t quando a Idade tende ao infinito (assíntota), b é o ponto de inflexão da curva e c é o incremento de BAS_t em função da idade. Assumiram-se dois modelos para o ajuste de crescimento: i) sem assíntota e ii) com assíntota. No primeiro caso, a assíntota é um parâmetro e foi modelada conforme a distribuição dos dados. No segundo, a assíntota representa o valor médio de BAS_t das florestas primárias adjacentes. O valor médio de BAS_t foi de 320 Mg.ha^{-1} para as floresta primárias da Flona do Tapajós (Mitchard et al., 2014). O ajuste do modelo de crescimento foi desenvolvido em ambiente R com o pacote de ajuste pelo método dos mínimos quadrados não lineares (*nls*) (R Core Team, 2013).

2.3. Conjunto de dados de sensoriamento remoto

Uma cena do sensor *Operational Land Imager* (OLI), a bordo do Landsat 8, de 14 de agosto de 2015 foi utilizada. A cena foi obtida por meio do serviço geológico dos Estados Unidos (USGS) e já processada para reflectância no topo da atmosfera (Vermote et al. 2016).

O conjunto de dados de sensoriamento remoto é composto pelas 7 bandas espectrais (Bandas 1-7) do sensor, 6 índices de vegetação (Razão Simples – RS, NDVI, EVI, SAVI, SAVI modificado – MSAVI e o índice de mistura por diferença normalizada – NDMI), as imagens-fração do modelo linear de mistura espectral (Solo, Sombra e Vegetação) (Shimabukuro e Smith, 1991) juntamente com a imagem idade (Carreiras et al., 2014). A resolução espacial dos dados (30 m) foi reamostrada para o pixel de resolução 100 x 100 m, de modo a equivaler com o tamanho das parcelas. Aplicou-se posteriormente, ao conjunto de dados, a máscara da FS, obtida por meio da imagem classificada de 2010 (Carreiras et al., 2014), na qual as florestas primárias, áreas agrícolas e demais classes foram excluídas da análise.

2.4. Ajuste de regressões lineares múltiplas

A BAS_t estimada pelo inventário florestal foi utilizada para o ajuste de equações de regressão lineares múltiplas pelo conjunto de dados de sensoriamento remoto, conforme o

fluxograma da Figura 2. Por uma análise visual entre os conjuntos de dados, assumiu-se que os dados são linearmente correlacionados e, por isso, estes não foram transformados.

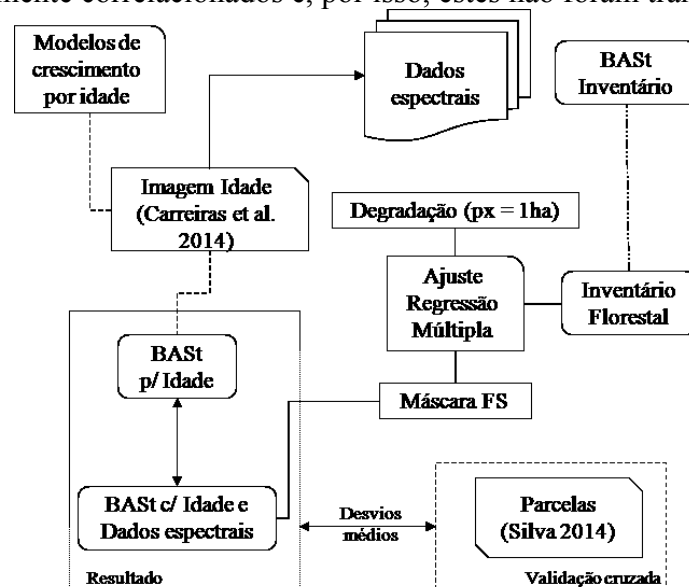


Figura 2. Fluxograma metodológico de análise.

Assim, o modelo de regressão linear múltipla que descreve essa relação segue a seguinte equação:

$$y = \alpha + \beta_1 \cdot x_1 + \beta_2 \cdot x_2 + \dots + \beta_{n-1} \cdot x_{n-1} + \epsilon_{n-1,n} \quad \text{Equação 3}$$

Em que y é a variável dependente de x , representada pela BAST em $\text{Mg} \cdot \text{ha}^{-1}$, α e β são os parâmetros, e x são as variáveis independentes do modelo, representados pelos dados espectrais e mais a imagem idade.

O ajuste das equações de regressão foi executado em ambiente R, pelo pacote de seleção de modelos (*glmulti*). O critério de seleção do melhor modelo foi o critério de informação de Akaike corrigido para pequenas amostras (AICc). Neste método, todas as possíveis combinações de variáveis são avaliadas e o valor mais baixo de AICc é utilizado para selecionar a melhor equação.

Devido ao grande número de variáveis para ajuste (17) em comparação ao número de casos (16) observados, selecionaram-se apenas as variáveis com maiores coeficiente de correlação de Pearson com a BAST em quatro grupos de análise diversos: G1) variáveis com $\rho > 0,4$ sem a imagem idade; G2) variáveis com $\rho > 0,4$ com a imagem idade; G3) variáveis com $\rho > 0,5$ sem a imagem idade; G4) variáveis com $\rho > 0,5$ com a imagem idade.

2.5. Avaliação dos resultados

Os resultados da análise foram os mapas de distribuição de BAST das FS na área de estudo para cada um dos grupos descritos acima, gerando-se os respectivos histogramas.

A validação cruzada foi realizada entre os valores estimados de BAST pelos métodos indiretos e os valores de BAST observados por Silva (2014). A menor diferença entre as observações (soma dos desvios) e a distribuição de BAST na área foram os critérios para seleção da melhor equação.

No trabalho de Silva (2014), as parcelas datam de 2012 e, portanto, os valores de biomassa foram atualizados para o ano de 2015 pela seguinte:

$$BAS_{atual} = BAS_{2012} + (BAS_{2012} \cdot Idade) \cdot 0,3 \quad \text{Equação 4}$$

Em que BAS_{atual} é a BAS_t atualizada para o ano de 2015, BAS_{2012} é a BAS_t observada por Silva (2014) no ano de 2012, $(BAS_{2012}/Idade)$ é o incremento médio anual no período e 3 é a diferença, em anos, entre as observações.

3. Resultados e Discussões

Na Figura 3 tem-se a BAS_t por idade nas 16 parcelas inventariadas, assim como o total da BAS_t representado pelos indivíduos arbóreos vivos (BAS_{viva}) e pelas palmeiras (BAS_{palm}). O intervalo de BAS_t por hectare situa-se entre 99 – 200 $Mg \cdot ha^{-1}$. Este curto intervalo de BAS_t se deve à exclusão das florestas primárias e das FS em seus estágios iniciais no inventário.

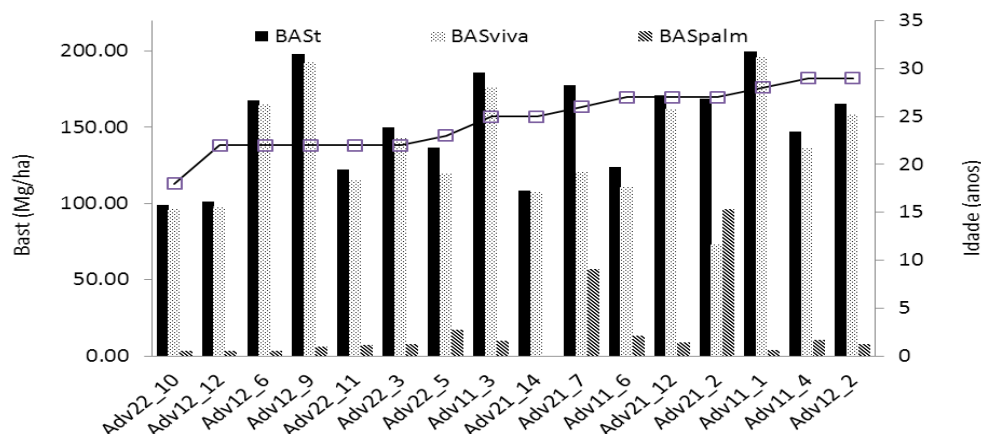


Figura 3. Biomassa total, viva e das palmeiras acima do solo em Megagramas por hectare (eixo y principal) e idade em anos por parcela inventariada (eixo y secundário).

Os modelos logísticos de crescimento ajustados com e sem a assíntota estão apresentados na Figura 4. Nota-se que ambos os modelos obtiveram resultados semelhantes. O modelo sem assíntota apresenta um valor máximo de $BAS_t = 279 \text{ Mg} \cdot \text{ha}^{-1}$, que se aproxima dos valores observados na literatura para as florestas primárias nas áreas adjacentes de $BAS_t = 281 \text{ Mg} \cdot \text{ha}^{-1}$ (Vieira et al., 2004) e de $BAS_t = 320 \text{ Mg} \cdot \text{ha}^{-1}$ utilizado neste estudo (Mitchard et al., 2014).

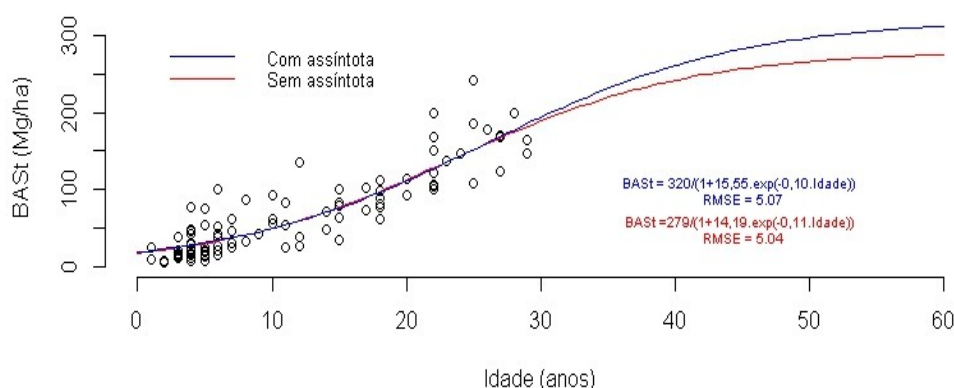


Figura 4. Ajuste dos modelos de crescimento logísticos do acúmulo de biomassa nas florestas secundárias em função da idade para ambos os casos estudados: i) com assíntota (linha azul) e ii) sem assíntota (linha vermelha). Em destaque, a expressão da curva para cada um dos casos e o respectivo erro médio quadrático em $Mg \cdot \text{ha}^{-1}$.

Por meio dos modelos de crescimento, podemos derivar a taxa de crescimento máxima de $ICA = 8,4$ e $7,8 \text{ Mg} \cdot \text{ha}^{-1}$ com e sem assíntota, respectivamente. Valores próximos aos $ICA = 8 \text{ Mg} \cdot \text{ha}^{-1}$ observados por Neef e Santos (2005) na mesma região. Porém, o valor máximo ocorreu aos 25 anos e não aos 11 anos como reportaram os autores.

Na Tabela 1 estão descritas as equações com os melhores resultados em cada um dos grupos de variáveis pelo valor mais baixo de AICc. Curiosamente, a região do visível correspondente ao azul-*Coastal* (Banda 1) do espectro eletromagnético foi altamente correlacionada com a BAST em três grupos de variáveis, sendo representante única em um destes (Grupo 2, Tabela 1). Esta banda também foi altamente correlacionada com a BAST de florestas de terras baixas na Tanzânia (Ghizachew et al., 2016).

Tabela 1. Equações de biomassa acima do solo em cada grupo de variáveis espectrais pelo valor de mais baixo critério de informação de Akaike corrigido (AICc). R²aj = coeficiente de determinação ajustado. ρ = coeficiente de correlação de Pearson.

Grupo	Equação	AICc	R ² aj.	Erro Padrão (Mg.ha ⁻¹)
G1 (ρ>0.4) c/Idade	y = -1024 + 5,05.Idade - 54453.Banda1 + 74360.EVI - 27422.MSAVI	133,1	0,72	17,86
G2 (ρ>0.4) s/ Idade	y = -89,06 + 19072.Banda1	146,2	0,36	28,31
G3 (ρ>0.5) c/ Idade	y = 10015 + 6,2.Idade - 81377.Banda1 + 142712.Banda2 + 11629.NDVI - 1733.Vegetação	127,2	0,67	19,45
G4 (ρ>0.5) s/ Idade	y = 1354.5 + 17345.EVI - 9580.SAVI	143,9	0,45	25,02

Destaca-se a contribuição da imagem idade oriunda da classificação de séries históricas de imagens (Carreiras et al., 2014), cuja participação, nestes casos, resultou em menor erro padrão e coeficiente de determinação ajustado (G1 e G3, Tabela 1). Sem a imagem idade, o R² aj. < 0,5, semelhante ao reportado recentemente em estudos envolvendo o mesmo método de análise (Karlson et al., 2015; Ghizachew et al., 2016; Glenn et al., 2016).

Na figura 5 tem-se o histograma de distribuição das frequências de BAST obtido em cada Grupo ajustado de variáveis. Nota-se, pelo histograma, que a distribuição de BAST está deslocada para a direita (altos valores) quando a variável imagem idade não foi utilizada (G2 e G4, Fig. 5). Isto é compreensível, uma vez que os modelos foram ajustados para um limite de BAST (Figura 3). Com a imagem idade (G1 e G3, Fig. 5), a estimativa de BAST ocorreu desde os valores iniciais até os valores próximos aos das florestas primárias adjacentes, melhorando as estimativas.

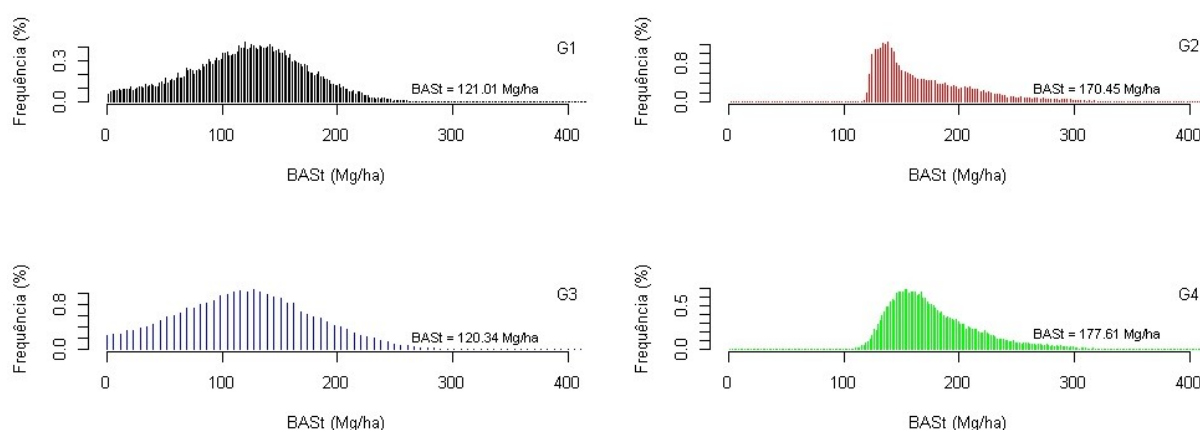


Figura 5. Histograma das frequências relativas de Biomassa (BAST) em Santarém para cada grupo de variáveis: G1(Imagem Idade, Banda 1, EVI, MSAVI), G2 (Banda1), G3 (Imagem Idade, Banda 1, Banda 2, NDVI, Vegetação) e G4 (EVI, SAVI).

Pela Tabela 2 podemos constatar que os desvios são menores quando a imagem idade é utilizada nas estimativas (modelos com e sem assíntota, G1 e G3, Tabela 2). Utilizando apenas o conjunto de dados espectrais (G2 e G4), a equação de regressão tende a superestimar a BAST, independentemente da idade da FS. Não houve diferenças significativas em se utilizar

o modelo com ou sem assíntota para modelar a BAST, por que o valor máximo da imagem idade foi de 26 anos, valor no qual as curvas se assemelham (Fig. 4).

Tabela 2. Desvios entre os valores atualizados observados de BAST (Silva, 2014) e as estimativas de BAST utilizando a imagem idade isoladamente com e sem assíntota e os quatro grupos de variáveis pela análise de regressão múltipla.

Parcela (Silva, 2014)	Idade atual.	BAST atual.	Desvio s/ass	Desvio c/ass	Desvio G1	Desvio G2	Desvio G3	Desvio G4
C11	20	86,22	-36,2	-36,3	12.9	62.2	2.9	69.0
C19	13	81,86	-31,4	-31,6	-50.1	141.4	-13.2	113.3
C20	7	81,87	-55,4	-54,8	-11.2	92.6	-27.7	83.4
C27	27	165,60	18,8	17,4	33.3	143.1	14.2	105.2
C29	23	106,50	-8,8	-9,8	67.2	280.4	-80.4	147.5
C5	7	84,67	-48,7	-48,2	-8.9	59.0	-28.9	63.7
C6	8	87,23	-48,7	-48,2	-8.9	59.0	-28.9	63.7
C7	7	75,50	-55,4	-54,8	-62.5	160.6	-78.0	131.9
C9	8	14,35	-14,9	-15,7	-16.2	244.1	-123.4	127.3
P13	8	25,18	-55,4	-54,8	-61.5	111.4	-107.8	80.6
P17	13	121,49	-26,3	-26,7	25.6	110.2	18.5	95.8
P18	13	73,78	-26,3	-26,7	-6.5	93.0	-29.4	75.6
P35	25	121,11	41,8	40,8	47.3	161.2	61.1	138.5
P6	10	65,29	-58,4	-57,6	-79.1	152.7	-121.0	113.8
P7	15	169,90	-26,3	-26,7	109.6	68.8	131.7	98.7
Média desvios (Mg/ha)			-28,8	-28,9	-0,6	129,3	-27,3	100,5
Desvio Padrão (Mg/ha)			28,9	28,3	51,9	65,6	69,6	27,7

4. Conclusões

Destaca-se a importância da idade para modelar o acúmulo de biomassa nas florestas secundárias, mediante a classificação de séries históricas. Dentre as variáveis oriundas do sensor, a banda 1 obteve a melhor resposta. O melhor modelo foi descrito por: $BAST = -1024 + 5.05.Idade - 54453.Banda1 + 74360.EVI - 27422.MSAVI$ ($R^2_{aj.} = 0,72$; $EP = 17,86 \text{ Mg.ha}^{-1}$).

Agradecimentos

Aos projetos Regrowth-BR [PTDC/AGR-CFL/114908, 2009] e CNPq [400349, 2012-4], pela imagem classificada e apoio financeiro no trabalho de campo, respectivamente. À Elisângela Rabelo pela autorização de uso da estação LBA-Santarém e Letícia Kirsten, “Chico” e “Graveto” pelo apoio no trabalho de campo.

Referências

- Brown, S.; Lugo, A.E. Tropical secondary forests. **Journal of Tropical Ecology**, v. 6, n. 1, p. 1–32, 1990.
- Carreiras, J. M. B. et al. Land Use and Land Cover Change Dynamics across the Brazilian Amazon: Insights from Extensive Time-Series Analysis of Remote Sensing Data. **PLoS ONE**, v. 9, n. 8, p. e104144, 2014.
- 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.
- Gizachew, B. et al. Mapping and estimating the total living biomass and carbon in low-biomass woodlands using Landsat 8 CDR data. **Carbon Balance and Management**, v. 11, n. 1, p. 13, 2016.

- Glenn, N. F. et al. Landsat 8 and ICESat-2: Performance and potential synergies for quantifying dryland ecosystem vegetation cover and biomass. **Remote Sensing of Environment**, v. 185, p. 233–242, 2016.
- Goodman, R. C. et al. Amazon palm biomass and allometry. **Forest Ecology and Management**, v. 310, p. 994–1004, 2013.
- Karlson, M. et al. Mapping Tree Canopy Cover and Aboveground Biomass in Sudano-Sahelian Woodlands Using Landsat 8 and Random Forest. **Remote Sensing**, v. 7, n. 8, p. 10017–10041, 2015.
- Lefsky, M. A. Biomass accumulation rates of Amazonian secondary forest and biomass of old-growth forests from Landsat time series and the Geoscience Laser Altimeter System. **Journal of Applied Remote Sensing**, v. 3, n. 1, p. 33505, 2009.
- Luckman, A. et al. A study of the relationship between radar backscatter and regenerating tropical forest biomass for spaceborne SAR instruments. **Remote Sensing of Environment**, v. 60, n. 1, p. 1–13, 1997.
- Mitchard, E. T. A. et al. Markedly divergent estimates of Amazon forest carbon density from ground plots and satellites. **Global Ecology and Biogeography**, v. 23, n. 8, p. 935–946, 2014.
- Nelson, R. F. et al. Secondary Forest Age and Tropical Forest Biomass Estimation Using Thematic Mapper Imagery. **BioScience**, v. 50, n. 5, p. 419, 2000.
- Prates-Clark, C. C. **Remote sensing of tropical regenerating forests in the Brazilian Amazon**, 2004. 297p. Tese (Doutorado em Filosofia). Universidade de Wales, Aberystwyth. 2004.
- Prates-Clark, C. C.; Lucas, R. M.; Santos, J. R. Implications of land-use history for forest regeneration in the Brazilian Amazon. **Canadian Journal of Remote Sensing**, v. 35, n. 6, p. 534–553, 2, 2009.
- Poorter, L. et al. Biomass resilience of Neotropical secondary forests. **Nature**, v. 530, n. 7589, p. 211–214, 2016.
- Quesada, C. A. et al. Variations in chemical and physical properties of Amazon forest soils in relation to their genesis. **Biogeosciences**, v. 7, n. 5, p. 1515–1541, 2010.
- R Core Team (2013). R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. Disponível em: <http://www.R-project.org/>.
- Santos, J. et al. Airborne P-band SAR applied to the aboveground biomass studies in the Brazilian tropical rainforest. **Remote Sensing of Environment**, v. 87, n. 4, p. 482–493, 2003.
- Shimabukuro, Y.E.; Smith, J.A. The least-squares mixing models to generate fraction images derived from remote sensing multispectral data. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 29, n. 1, p. 16–20, 1991.
- Silva, C. V. de J. **Caracterização florístico-estrutural e modelagem de biomassa na floresta amazônica a partir de dados ALOS/PALSAR e TERRASAR/TANDEM-X**, 2014. 129p. (sid.inpe.br/mtc-m21b/2014/04.17.19.53-TDI). Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos. 2014.
- Sorrensen, C. L. Linking smallholder land use and fire activity: examining biomass burning in the Brazilian Lower Amazon. **Forest Ecology and Management**. v. 128, n. 1–2, p. 11–25, 2000.
- Vanclay, J. Modelling forest growth and yield: applications to mixed tropical forests. 1994.
- Vermote, E. et al. Preliminary analysis of the performance of the Landsat 8/OLI land surface reflectance product. **Remote Sensing of Environment**, v. 185, p. 46–56, 2016.
- Vieira, S. et al. Forest structure and carbon dynamics in Amazonian tropical rain forests. **Oecologia**, v. 140, n. 3, p. 468–479, 2004.