Predição da biomassa aérea em plantações de *Pinus taeda* L.
por meio de dados LiDAR aerotransportadoPredicting aboveground biomass in *Pinus taeda* L.
plantation using airborne LiDAR dataCarlos Alberto Silva¹, Carine Klauberg², Ângela Maria Klein Hentz³,
Samuel de Padua Chaves Carvalho⁴ e Ana Paula Dalla Corte⁵

Resumo

Este trabalho teve como objetivo prever a biomassa acima do solo (AGB) em plantações de *Pinus taeda* L., localizadas na região sul do Brasil. A base de dados utilizada no estudo foi originada de levantamentos a laser aerotransportados (LiDAR), complementados por informações de campo. Os modelos preditores da biomassa foram ajustados por modelagem não paramétrica, Random Forests (RF), implementado no ambiente R. Para compor os dados de campo foram inventariadas 50 parcelas de área fixa, nas quais foram mensurados os diâmetros de todas as árvores e parte das alturas. Posteriormente o volume individual foi estimado por modelos polinomiais de quinto grau e serviu de base para o cálculo dos valores de AGB. O modelo final, preditor da biomassa, foi composto pelas métricas LiDAR referente a Altura no percentil 99 (H99TH), Coeficiente de Variação da Altura (HCV) e Assimetria da altura (HSKEW) por proporcionarem baixa correlação entre si, e fornecerem os maiores valores de Razão de Melhoria do Modelo (MIR). O modelo final apresentou um o coeficiente de determinação ajustado (R^2_{aj}) de 0,98, Raiz Quadrada do Erro Médio (RMSE) de 5,98%, enquanto que para a validação, esses valores foram de 0,93 e 12,64%, respectivamente. Portanto conclui-se que o modelo gerou resultados satisfatórios na predição da biomassa aérea em plantações de *P. taeda*, podendo ser considerado como uma ferramenta eficaz no manejo de florestas plantadas.

Palavras-chave: Inventário Florestal, Modelagem Não-paramétrica, Plantações Florestais, Métricas LiDAR.

Abstract

The aim of this study was to predict aboveground biomass (AGB) from *Pinus taeda* L. plantations, located in South of Brazil, using LiDAR data, in-situ measurements and Random Forests (RF) modeling. Fifty regular sample plots were used, in which the diameter at the breast height (DBH) for all trees and about 15% of the heights were measured. Afterwards, forest stem volume was predicted using a fifth degree polynomial model, and used to calculate the field AGB values. To create the RF model we selected the H99TH, HCV and HSKEW LiDAR metrics, because they were not highly correlated to each other and presented the higher calculated value of Model Improvement Ratio (MIR). The estimative model of AGB presented a coefficient of determination ($Adj.R^2$) of 0.98 and RMSE of 5.98%, while for the validation these values were 0.93 and 12.64%, respectively. It was possible to conclude that the RF and LiDAR-derived metrics were able to predict precisely the values of AGB in *P. taeda* plantation, therefore, it can be used as a helpful tool to forest management.

Keywords: Forest inventory, Nonparametric models, Random Forests, LiDAR metrics.

¹Doutorando em Recursos Naturais no Departamento de Recursos Naturais e Sociedade. UI – University of Idaho / College of Natural Resources. 875 Perimeter Drive 83843 - Moscow, ID, USA. E-mail: carlos_engflorestal@outlook.com

²Pesquisador Doutor no Departamento de Serviços Florestais. USDA – United States Department of Agriculture. Rocky Mountain Research Station, 1221 South Main Street, 83843 - Moscow, ID, USA. E-mail: carine_klauberg@hotmail.com

³Doutoranda em Engenharia Florestal. UFPR – Universidade Federal do Paraná. Rua Lothário Meissner, 632 - Jardim Botânico - 80210-170 - Curitiba, PR, Brasil. E-mail: elakhentz@gmail.com

⁴Professor Adjunto no Departamento de Ciências Florestais. UFMG - Universidade Federal de Mato Grosso. Av. Fernando Correa da Costa, 2367 - Boa Esperança - 78060900 - Cuiabá, MT, Brasil. E-mail: sam.padua@gmail.com

⁵Professor Adjunto no Departamento de Ciências Florestais. UFPR – Universidade Federal do Paraná. Rua Lothário Meissner, 632 - Jardim Botânico - 80210-170 - Curitiba, PR, Brasil. E-mail: aualacorte@gmail.com

INTRODUÇÃO

O setor florestal brasileiro tem apresentado grande potencial nos últimos anos, e a silvicultura destaca-se com uma produção aproximada de 195 milhões de toneladas de madeira em 2014, da qual aproximadamente 41% destinam-se a produção de papel e celulose (IBGE, 2014). De toda essa produção, cerca de 20,54% das áreas plantadas no Brasil são do gênero *Pinus*, e na região sul, essa proporção é mais significativa girando em torno de 65% (IBGE, 2014).

O fornecimento de matéria prima florestal por meio de plantações não é só importante do ponto de vista social e econômico, mas também pelo potencial dessas florestas para sequestro e estoque de carbono atmosférico. As florestas plantadas no Brasil apresentam-se nesse cenário com destaque especial devido ao seu crescimento acelerado (WATZLAWICK et al., 2012), principalmente dos gêneros *Pinus* e *Eucalyptus*, sendo que para o primeiro estima-se um teor de carbono de aproximadamente 44,5% da biomassa seca acima do solo (DALLAGNOL et al., 2011). Para avaliar o potencial de fixação e estoque de carbono em uma floresta são realizados inventários florestais quali-quantitativos. Por métodos diretos, as árvores são cortadas e pesadas (SILVEIRA et al., 2010), já os indiretos estimam a biomassa por meio de equações a partir de outras variáveis, como o diâmetro e a altura (SOMOGYI et al., 2007).

Com o avanço das tecnologias de sensoriamento remoto, estudos utilizando valores de reflectância, obtidos por imagens de satélite, têm sido apresentados para estimar a biomassa (WATZLAWICK et al., 2009). Mais recentemente apresenta-se também a tecnologia LiDAR, pela qual é possível obter-se informações não só da superfície da floresta, mas sim de toda a sua estrutura, inclusive do solo e do relevo (GIONGO et al., 2010), permitindo a obtenção de valores de biomassa mesmo em ambientes complexos, como as florestas secundárias (LU et al., 2012).

Isso ocorre porque a tecnologia LiDAR permite a obtenção de diversas variáveis que se correlacionam com a biomassa florestal, como a contagem de indivíduos, alturas, volume e área basal (CARVALHO et al., 2015; LU et al., 2012; SILVA et al., 2014). Diversos estudos são encontrados quanto a predição da biomassa aérea florestal por meio de dados LiDAR, principalmente na América do Norte e Europa (GARCÍA et al., 2010; Hudak et al., 2012; LU et al., 2012). No Brasil encontram-se trabalhos para florestas naturais (GIONGO et al., 2012), plantios de *Eucalyptus* spp. (CARVALHO et al., 2015; OLIVEIRA et al., 2014; SILVA et al., 2014) e *P. taeda* (ZANDONÁ et al., 2008).

Apesar do crescente número de publicações sobre o tema LiDAR, os estudos no Brasil ainda são incipientes, logo pesquisas de cunho científico relacionadas principalmente ao custo/benefício, processamento e modelagem são consideradas essenciais. Segundo Lu et al. (2012), os principais problemas de estimativas de biomassa estão diretamente relacionados aos procedimentos de modelagem. Dentre os métodos estatísticos, a modelagem não paramétrica tem ganhado atenção especial na modelagem de parâmetros da estrutura florestal (LATIFI et al., 2010), uma vez que não há a necessidade de atendimento às premissas básicas dos modelos convencionais de regressão como normalidade e homogeneidade de variância dos resíduos, além de garantia na habilidade de modelar relações complexas e com grandes bases de dados (MUTANGA et al., 2012).

Dentre os modelos não paramétricos, destacam-se o algoritmo Random Forests (RF) (LATIFI et al., 2010; NEUMANN et al., 2011). O algoritmo Random Forests foi desenvolvido por Breiman (2001) e baseia-se na construção de diversas árvores de regressão de forma aleatória e independentes (BREIMAN, 2001), cada qual tem um voto, que é utilizado para determinar a classe do atributo avaliado, com base na classe que obteve mais votos (BREIMAN, 2001). Comparando-se com outras abordagens, o algoritmo RF mostra-se superior as tradicionais técnicas de estimativa de biomassa por modelos paramétricos e dados LiDAR, como observado por Cao et al. (2014), Zhao et al. (2012) e Sankey et al. (2013), em diferentes contextos.

Dado o exposto, neste trabalho objetivou-se integrar processos de modelagem não paramétrica à dados originados de sobrevoos LiDAR para a predição da AGB visando a precisão e robustez nas análises sugeridas e aplicadas em plantações de *Pinus taeda* L. com diferentes idades, no sul do Brasil.

MATERIAL E MÉTODOS

Caracterização da área de estudo

O estudo foi realizado em plantações de *Pinus taeda* localizados no município de Telêmaco Borba, estado do Paraná (Figura 1) e pertencentes a empresa Klabin S/A. Para a formação das florestas foram utilizados espaçamentos médios iniciais de 3 x 2 m ou 2,5 x 2,5 m, resultando em uma densidade média de árvores de 1.667 e 2.000 por hectare, respectivamente.

Figura 1. Localização da área de estudo, no estado do Paraná, Brasil. Os pontos indicam a localização das 50 parcelas de campo sobre plantação de *P. taeda*.

Figure 1. Study area located in the State of Paraná, Brazil. The points indicate the location of the field plots in *P. taeda* plantation.

O clima da região é descrito por Köppen e Geiger como Cfa, temperado úmido com verão quente (ALVARES, et al. 2013). A precipitação total anual é de aproximadamente 1.378 mm, e a temperatura média anual de 18,4 °C. A topografia da área de estudo varia de ondulado a montanhoso, com altitude variando de 618 m à 905 m. Os talhões florestais estão localizados em áreas com topografia relativamente plana, e são geridos pela própria empresa.

Coleta dos dados de campo

Em campo foram mensurados dados de inventário florestal em 50 parcelas com áreas variando de 500 a 620 m². A idade da floresta varia de 3 a 9 anos. Todas as parcelas foram georreferenciadas com GPS com capacidade de correção diferencial modelo Trimble Pro-XR, sendo que em cada parcela foram mensurados os diâmetros, medidos a 1,3 m do solo (dap) e 15% das alturas totais (ht). As alturas das árvores não mensuradas em campo foram preditas por relação hipsométrica. Este procedimento foi efetuado pelo sistema de processamento de dados da própria empresa. Informações do volume médio dos talhões (m³.ha⁻¹) foram também fornecidos pela empresa Klabin(Tabela 1).

Os valores de volume foram calculados utilizando um polinômio de quinto grau de acordo com Schöpfer (1966). Os modelos polinomiais foram ajustados por classe de diâmetro, e os coeficientes desses modelos são propriedade intelectual da empresa. As estatísticas que refletem a qualidade preditiva dos modelos estão apresentadas na Tabela 1.

Tabela 1. Estatística dos Modelos de afilamento.**Table 1.** Taper models statistics.

Amplitude de dap (cm)	R^2_{Aj}	r	$S_{yx}\%$	
			dap	V
0,0 – 17,9	0,96	0,98	9,58	11,55
18,0 – 29,9	0,98	0,99	7,99	9,33
30,0 – 70,0	0,98	0,99	7,52	8,21

dap= diâmetro a 1,30m do solo (cm); V= volume médio do talhão ($m^3.ha^{-1}$).

Para a estimativa da biomassa acima do solo (AGB) foi utilizada a Equação 1:

$$AGB = \frac{D \cdot V}{1000} \quad (1)$$

Sendo: AGB = Biomassa acima do solo ($Mg.ha^{-1}$); D = Densidade média da madeira de *P. taeda* considerada de $394 kg.m^{-3}$ (RIGATTO et al., 2004); e V= volume médio do talhão ($m^3.ha^{-1}$).

As estatísticas dos estoques de AGB ($Mg.ha^{-1}$) mensurados em campo estão apresentados na Tabela 2.

Tabela 2. Valores de AGB em campo para *P. taeda* na área de estudo (n=50).**Table 2.** Field-based AGB of the *P. taeda* in the study area (n=50).

Idades (anos)	AGB ($Mg.ha^{-1}$)				N
	Min	Max	Média	Sd	
$3 \geq I < 5$	12,58	28,35	22,16	4,33	19
$5 \geq I < 7$	29,15	78,42	52,86	12,12	18
$7 \geq I < 9$	40,58	80,01	65,82	10,70	16
Média	27,44	62,26	46,95	9,05	53

Min= Mínima AGB; Max= Máxima AGB; Sd= Desvio padrão; N= número observado.

Aquisição e processamento dos dados LiDAR

Os dados LiDAR foram obtidos com o sensor Harrier 68i embarcado em uma aeronave CESSNA 206. As características e a precisão dos dados estão apresentadas na Tabela 3. O processamento dos dados LiDAR se deu em 7 etapas conforme Figura 2. Inicialmente a nuvem de pontos LiDAR foi tratada de forma a obter dois principais produtos: o modelo digital do terreno (MDT) e as métricas LiDAR de estrutura da copa. Para o processamento dos dados LiDAR utilizou-se o software FUSION/LDV 3.42, desenvolvido e disponibilizado pelo Serviço Florestal Norte Americano (MCGAUGHEY, 2015).

Tabela 3. Características do voo LiDAR.**Table 3.** LiDAR flight characteristics.

Parâmetros	Valores
Ângulo de visada (°)	60°
Largura da faixa imageada (m)	0,33m
Velocidade do voo (km/h)	234,00 km/h
Acurácia Horizontal	10cm
Acurácia Vertical	15cm
Altitude do voo	666,17 m
Frequência	300 kHz
Densidade de Pulsos	4 pulses/m ²

Como passo inicial, a função *Catalog* foi utilizada para gerar um resumo descritivo das informações. Na sequência aplicou-se o algoritmo de filtragem *Groundfilter*, tomando como referência os trabalhos de Kraus e Pfeifer (1998), de forma a diferenciar pontos no solo, de vegetação. A partir dos pontos classificados como solo foi gerado o MDT, com resolução espacial de um metro, e utilizando a função *GridSurfaceCreate*. Após essa etapa, a função *ClipData* foi utilizada para normalizar as alturas. A função *PolyClipdata* foi utilizada então para recortar a nuvem de pontos LiDAR para as 50 parcelas mensuradas em campo, e a ferramenta *Cloudmetrics* aplicada para computar as métricas LiDAR em cada uma das 50 parcelas, utilizando todos os retornos da nuvem de pontos. Por fim, a

O desempenho preditivo do modelo RF para AGB foi complementado pela análise de validação cruzada “deixa-um de fora” - LOOCV, do inglês *leave-one-out cross-validation*. Testes de equivalência estatística, descritos por Robinson et al. (2005), foram aplicados para avaliar a similaridade dos valores preditos versus os observados.

Por fim, foi utilizada a função *AsciiGridPredict* do pacote *yaImpute* no R (CROOKSTON; FINLEY, 2008) para aplicar o modelo para toda a região, e por consequência, mapear a distribuição espacial da biomassa aérea nas plantações *P. taeda* em nível de Talhão, com resolução espacial de 5m. Um fluxograma dos procedimentos adotados neste estudo está representado na Figura 2.

Figura 2. Procedimentos executados para a predição dos valores AGB a partir de dados LiDAR e parcelas inventariadas, em plantio de *P. taeda*.

Figure 2. Procedure for predicting AGB from LiDAR and inventory plot data in *P. taeda* plantation.

RESULTADOS E DISCUSSÃO

Seleção das métricas LiDAR

Para seleção das métricas LiDAR candidatas foi obtido o coeficiente de Correlação de Pearson (r) adotando um nível de exclusão de 0,9. De um total de 25 variáveis candidatas, seis mostraram-se não correlacionadas com as demais, sendo elas: altura mínima (HMIN), variância da altura (HVAR), coeficiente de variação da altura (HCV), assimetria da altura (HSKE), curtose da altura (HKUR) e a covariância da altura (COV). A métrica percentil 99% (H99TH) da altura foi mantida uma vez que esta foi o ponto de partida para exclusão das demais. Sendo assim um total de sete variáveis foram selecionadas para compor o modelo RF (Tabela 5).

Tabela 5. Correlação de Pearson entre as métricas LiDAR não altamente correlacionadas.**Table 5.** Pearson's correlation among LiDAR metrics not high correlated.

r	HMIN	HVAR	HCV	HSKE	HKUR	H99TH	COV
HMIN	1.00						
HVAR	-0.04	1.00					
HCV	-0.46	0.10	1.00				
HSKE	-0.31	-0.18	0.84	1.00			
HKUR	0.25	-0.10	-0.83	-0.87	1.00		
H99TH	0.26	0.74	-0.53	-0.74	0.50	1.00	
COV	0.21	0.21	-0.69	-0.66	0.49	0.54	1.00

Selecionadas as métricas, posteriormente foram efetuadas 1000 iterações do modelo RF para calcular os valores de razão de melhoria do modelo (MIR). Das 7 métricas selecionadas, as 3 mais significativas na resposta da biomassa foram H99TH, HCV e HSKE uma vez em todas as 1000 iterações apresentaram os maiores valores de MIR (Tabela 6). Portanto, essas três métricas foram utilizadas para a construção do modelo final de predição de biomassa pelo RF.

Tabela 6. Resumo dos valores de Razão de Melhoria do Modelo - MIR.**Table 6.** Summary of the model improvement ratio - MIR.

Estatísticas	Métricas Derivadas do LiDAR						
	HMIN	HVAR	HCV	HSKE	HKUR	H99TH	COV
n	0	1000	1000	1000	0	1000	0
MIR	0	0.26	0.33	0.91	0	1.00	0

N= número de iterações em que cada métrica foi selecionado; MIR= valor de Razão de Melhoria do Modelo calculado.

Em geral as métricas de altura derivadas de dados LiDAR apresentam boa correlação com atributos da floresta, e, portanto, são utilizadas em modelos preditivos. Tonolli et al. (2011) destacou as métricas média da altura (HMEAN), o seu valor máximo (HMAX) e o coeficiente de variação (HCV) para estimativa de volume. Diferentes percentis da altura das árvores na construção de modelos de biomassa e/ou carbono acima do solo a partir de dados LiDAR foram destacados por Sheridan et al. (2015); Silva et al. (2014); Zhao et al. (2012). A métrica de altura média foi apontada como uma das mais significativas para Hyde et al. (2007) e Sheridan et al. (2015) para estimativas de biomassa acima do solo em plantações de *Pinus* sp.

Ajuste e validação do Modelo de biomassa *Random Forest*

O modelo ajustado para estimar os valores de AGB para as parcelas apresentou um valor de Percentagem de Variação Explicada (PVE) de 92,54%, ou seja, esse modelo consegue explicar mais de 90% da variação dos estoques de biomassa acima do solo. O modelo para as parcelas apresentou um coeficiente de determinação ($R^2_{Aj.}$) de 0,98, enquanto que para os dados da validação, esse valor foi de 0,93, de forma que o modelo apresentou resultados satisfatórios tanto para as amostras de treinamento quanto para as de validação. Outro ponto relevante foram os baixos valores RMSE e BIAS, conforme Tabela 7, que corroboram na qualidade preditiva do modelo.

Tabela 7. Estatísticas dos modelos ajustados pelo RF para predição da AGB.**Table 7.** Statistics of the fitted RF models for AGB prediction.

RF	Métricas derivadas do LiDAR	$R^2_{Aj.}$	r	RMSE		Bias	
				Mg ha ⁻¹	%	Mg ha ⁻¹	%
Modelo	H99TH + HSKE + HCV	0.98	0.99	2.71	5.98	-0.17	-0.37
LOOCV		0.93	0.96	5.71	12.64	-0.55	-1.22

Singh et al. (2004) afirmam que RMSE com valores inferiores a metade do desvio padrão dos dados medidos podem ser considerados muito baixos indicando que o modelo é apropriado. Aplicando-se a tese proposta pelos autores para os dados aqui apresentados, ter-se-ia um valor limite de aproximadamente 10%. Os valores a serem comparados seriam de 5,98% referente ao modelo, que estaria dentro do limite proposto e o valor de 12,64% referente à validação cruzada, um pouco acima do valor proposto. No entanto, quando comparadas às variações para a variável biomassa em outros trabalhos com coníferas, percebe-se que estes valores estão no limite inferior da variação

encontrada. Muukkonen e Makipää (2006) em trabalhos com biomassa em florestas reportam valores de RMSE para os modelos desenvolvidos, variando entre 16,6% e 147,0%. White et al. (2015) estudando a biomassa de coníferas com a tecnologia LiDAR no Canadá, encontrou RMSE variando entre 15,461% e 51,784%, justificando portanto a aceitação dos valores encontrados neste trabalho.

Graficamente (Figura 3) observa-se a similaridade entre os valores observados versus os estimados, tanto para a amostra de treinamento como para as de validação, demonstrando portanto, que os valores preditos e observados são equivalentes, com baixa variabilidade, principalmente para o modelo RF com as amostras de treinamento.

Figura 3. Gráfico de Equivalência entre os valores observados e preditos de AGB, pelo modelo RF de treinamento (A) modelo RF de validação LOOCV (B); n=50.

Figure 3. Equivalence plot of the observed versus predicted AGB by the RF-model (A); observed versus predicted AGB by the RF-LOOCV (B); (n=50).

Predição da Biomassa Acima do Solo

A Figura 4 apresenta a diferença de biomassa entre as distintas classes de idade. É possível verificar que os valores de biomassa são tanto dependentes da idade, quanto do modelo utilizado. Os valores são próximos à 20 Mg.ha⁻¹ para a classe entre 3 e 5 anos, 55 Mg.ha⁻¹ para a classe entre 5 e 7 anos, e 60 Mg.ha⁻¹ para a classe entre 7 e 9 anos. A maior variabilidade foi notada na classe entre 5 e 7 anos.

No estudo de Sette Júnior et al. (2006) desenvolvido em Rio Negrinho (SC), em povoamentos de *P. taeda* com diferentes idades (5 a 12 anos), observaram que a biomassa arbórea total, correspondente ao tronco da árvore variou de 12,04 Mg.ha⁻¹ aos 5 anos e 147,83 Mg.ha⁻¹ aos 12 anos. Schumacher et al. (2002) para o estoque de biomassa em plantios de *P. taeda* no Rio Grande do Sul, encontraram 41,3 Mg.ha⁻¹ aos 5 anos de idade, 106,8 Mg.ha⁻¹ aos 10 anos de idade e 277,2 Mg.ha⁻¹ aos 15 anos de idade. Balbinot et al. (2003) estudando a estimativa do carbono orgânico de um plantio de *P. taeda* L., aos 5 anos de idade, no município de Cambará do Sul, estado do Rio Grande do Sul, constataram valores de biomassa seca total de 41,5 Mg.ha⁻¹, considerando um total de 1.600 árvores por hectare, ou seja, espaçamento 3 x 2 m (6,0 m²). Schikowski et al. (2013) observaram em plantios do gênero *Pinus*, aos 5 anos de idade uma biomassa de 55,373kg por indivíduo, que se considerado o espaçamento de 3 x 3m, totalizaria cerca de 61 Mg.ha⁻¹, valores esses um pouco superiores aos encontrados neste trabalho, aos quais são explicados pelas diferenças em qualidade de sítio e principalmente pela diferença em idade. Neste estudo, avaliamos parcelas com idade entre 3 e 9 anos e não possuímos parcelas amostrais representativas de talhões com idade superior a 9 anos, como observado nos trabalhos citados anteriormente.

Figura 4. Predição da AGB entre as classes de idade (anos) do plantio.
Figure 4. AGB prediction across plantation age (years).

Na Figura 5, apresentamos os mapas da predição de biomassa para 3 parcelas, cada uma referente à uma das 3 classes de idade. Esses resultados auxiliam a demonstrar o potencial do método como uma nova ferramenta para o manejo florestal, em que é possível identificar variações de biomassa com grande precisão.

Figura 5. Predição da AGB à nível de talhões. Mapas de predição (1) e densidade de valores de AGB preditos em nível de talhão pelo RF (2). Classes de idade, anos, 3-5 (A), 5-7 (B) e 7-9 (C).
Figure 5. AGB prediction at stand-level. Map prediction (1) and Density plot of the AGB predicted by the RF (2). Ages ranging, in years, 3-5 (A), 5-7 (B) e 7-9 (C).

Na Figura 5 observa-se que os talhões não são totalmente homogêneos, mesmo tratando-se de um plantio equiâneo. No talhão com as menores idades (A2), observa-se que a região nordeste apresenta menor estoque de biomassa que o restante do talhão, hipoteticamente devido às diferenças de sítio. Da mesma forma, no talhão correspondente a idade entre 7 e 9 anos (C2), apesar do

estoque de biomassa estar entre 70-80Mg.ha⁻¹, em alguns pontos observam-se valores de até 40Mg.ha⁻¹, resultantes das falhas no plantio ou mortalidade de indivíduos.

Destaca-se que as diferenças apontadas podem representar um diferencial significativo no estoque total de biomassa do talhão. Portanto, verificar se há a possibilidade de se produzir mapas de estimativa de biomassa a partir de dados LiDAR, sendo os mesmos de grande valia para uma melhor gestão das indústrias de base florestal.

Além do LiDAR, fonte de dados com grande capacidade em obter a caracterização tridimensional das estruturas complexas de uma floresta (CAO et al., 2014; GIONGO et al., 2010), a modelagem do algoritmo RF mostra-se muito precisa, como observado por Neumann et al. (2011). O autor destaca a utilidade destes modelos na predição de biomassa em extensas áreas. Estes resultados estão associados à estabilidade de pequenas perturbações no conjunto de dados bem como à sua acurácia (CLUTER et al., 2007). Mesmo verificada a sua eficiência, quando utilizado o RF é importante destacar que de acordo com Penner et al. (2013) esta abordagem necessita de uma base de dados adequada visando o treinamento do modelo, e portanto recomenda-se sempre utilizar-se de uma base de dados representativa ao construir o modelo.

CONCLUSÕES

Conclui-se que a integração dos procedimentos adotados neste estudo apresenta grande potencial em espacializar os estoques de biomassa em talhões de *Pinus taeda*, o que certamente contribui para uma melhor gestão florestal, uma vez que os valores preditos de AGB estão dentro dos parâmetros de precisão necessária, tanto para o modelo gerado utilizando-se das amostras de treinamento, como pelo modelo da validação cruzada.

AGRADECIMENTOS

À Klabin S/A pelo fornecimento de dados de inventário e lidar. Assim como aos revisores anônimos pelas valiosas sugestões.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

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

BALBINOT, R.; SCHUMACHER, M. V.; WATZLAWCIK, L. F.; SANQUETTA, C. R. Inventário do carbono orgânico em um plantio de *Pinus taeda* aos 5 anos de idade no Rio Grande do Sul. *Ciências Exatas e Naturais*, Garapuava, v. 5, n. 1, p. 59-68, 2003.

BREIMAN, L. Random Forests. *Machine Learning*, v. 45, n. 1, p. 5-32, 2001.

CAO, L.; COOPS, N. C.; INNES, J. L.; DAI, J. S.; SHE, G. H. Mapping above- and below ground biomass components in subtropical forests using small-footprint LiDAR. *Forests*, Basel, v. 5, p.1356– 1373, 2014.

CARVALHO, S. P. C.; RODRIGUEZ, L. C. E.; SILVA, L. D.; CARVALHO, L. M. T.; CALEGARIO, N.; LIMA, M. P.; SILVA, C. A.; MENDONÇA, A. R.; NICOLETTI, M.F. Predição do volume de árvores integrando Lidar e Geoestatística. *Scientia Forestalis*, Piracicaba, v. 43, n. 107, p. 627-637, 2015.

CUTLER, D. R. T. C.; EDWARDS, K. H.; BEARD, A.; CUTLER, K. T.; HESS, J.; LAWLER, J. J. Random forests for classification in ecology. *Ecology*. V.88, p. 2783-2792, 2007.

CROOKSTON, N. L.; FINLEY, A. Yaimpute: an R package for k-NN imputation. *Journal of Statistical Software*, Innsbruck, v. 23, p. 1-16, 2008.

- DALLAGNOL, F. S.; MOGNON, F.; SANQUETTA, C. R.; DALLA CORTE, A. P. Teores de carbon em cinco espécies florestais e seus compartimentos. **Floresta e Ambiente**, Seropédica, v. 18, n. 4, p. 410-416, 2011.
- EVANS, J. S.; MURPHY, M. A.; HOLDEN, Z. A.; CUSHMAN, S. A. Modeling species distribution and change using Random Forests. In: DREW, C.A.; HUETTMANN, F.; WIERSMA, Y. (Eds.), **Predictive Modeling in Landscape Ecology**. London: Springer, 2010. p. 139-159.
- GARCÍA, M.; RIAÑO, D.; CHUVIECO, E.; MARK DANSON, F. Estimating biomass carbon stocks for a Mediterranean forest in central Spain using LiDAR height and intensity data. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 114, n. 4, p. 816–830, 2010.
- GIONGO, M.; KOEHLER, H. S.; VIDAL, M. R.; BASTOS, P.; SANTOS, A. F.; SANTOPUOLI, G. Estimativa da altura da base das copas com o uso de dados laser scanning aerotransportado (LiDAR). **Journal of Biotechnology and Biodiversity**, Gurupi, v. 3, n. 3, p. 48-57, 2012.
- GIONGO, M.; BASTOS, P. S.; PINTO JÚNIOR, J. P. LIDAR: princípios e aplicações florestais. **Pesquisa florestal Brasileira**, Brasília, v. 30, n. 63, p. 231-244, 2010.
- HUDAK, A. T.; STRAND, E. K.; VIERLING, L. A.; BYRNE, J. C.; EITEL, J. U. H.; MARTINUZZI, S.; FALKOWSKI, M. J. Quantifying aboveground forest carbon pools and fluxes from repeat LiDAR surveys. **Remote Sensing Environment**, New York, v. 123, n. 1, p. 25–40, 2012.
- HYDE, P.; NELSON, R.F.; KIMES, D.; LEVINE, E. Exploring LiDAR – RaDAR Synergy – Predicting aboveground biomass in a southwestern ponderosa pine forest using LiDAR, SAR, and InSAR. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 106, p. 28–38, 2007.
- IBGE - INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **Produção da Extração Vegetal e da Silvicultura**. Rio de Janeiro, v. 29, p.1-56, 2014.
- KRAUS, K.; PFEIFER, N. Determination of terrain models in wooded areas with airborne laser scanner data. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 53, p. 3193–203, 1998.
- LATIFI, H.; NOTHDURFT, A.; KOCH, B. Non-parametric prediction and mapping of standing timber volume and biomass in a temperate forest: application of multiple optical/LiDAR-derived predictors. **Forestry**, Oxford, v. 83, n.4, p. 395–407, 2010.
- LIAW, A.; WIENER, M. Classification and Regression by Random Forest. **R News: The Newsletter of the R Project**, v. 2, n.3, p. 18-22, 2002.
- LU, D.; CHEN, Q.; WANG, G.; MORAN, E.; BATISTELLA, M.; ZHANG, M.; LAURIN, G.V.; SAAH, D. Aboveground forest biomass estimation with Landsat and LiDAR data and uncertainty analysis of the estimates. **International Journal of Forestry Research**, London, v. 16, 12 p., 2012.
- MCGAUGHEY, R. J. **FUSION/LDV**: Software for LiDAR Data Analysis and Visualization. 3 ed. Seattle: USDA, Forest Service Pacific Northwest Research Station, 2015. 15 p.
- MUUKKONEN, P.; MAKIPÄÄ, R. Empirical biomass models of understorey vegetation in boreal forests according to stand and site attributes. **Boreal Environment research**, Helsinki v.11, p. 355-369. 2006.
- MUTANGA, O.; ADAM, E.; CHO, M. A. High density biomass estimation for wetland vegetation using WorldView-2 imagery and random forest regression algorithm. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 18, p. 399-406, 2012.

NEUMANN, M.; SAATCHI, S. S.; ULANDER, L. M.; FRANSSON, J. E. Parametric and non-parametric forest biomass estimation from PolInSAR data. In IEEE INTERNATIONAL GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING SYMPOSIUM, Vancouver, 2011. **Proceedings...** New York: IEEE, 2011. p. 420–423.

OLIVEIRA, L. T.; FERREIRA, M. Z.; CARVALHO, L. M. T.; FERRAZ FILHO, A. C.; OLIVEIRA, T. C. A.; SILVEIRA, E. M. O.; ACERBI JUNIOR, F. W. Determinação do volume de madeira em povoamento de eucalipto por escâner a laser aerotransportado., **Pesquisa Agropecuária Brasileira Brasília**, Brasília, v. 49, n. 9, p. 692-699, 2014.

PENNER, M.; PITT, D. G.; WOODS, M. E. Parametric vs. nonparametric LiDAR models for operational forest inventory in boreal Ontario. **Canadian Journal of Remote Sensing**, v. 39, n. 5, p. 426-443, 2013.

RIGATTO, A.; DEDECEK, R. A.; MATOS, J. L. M. Influência dos atributos do solo sobre a qualidade da madeira de *Pinus taeda* para produção de celulose kraft. **Scientia Forestalis**, Piracicaba, v. 28, n. 2, p. 267-273, 2004.

ROBINSON, A. **Equivalence: Provides Tests and Graphics for Assessing Tests of Equivalence**, Version 0.7.0, 2015. Disponível em: < <https://cran.r-project.org/web/> >. Acesso em 20 Jun. 2017.

SANKEY, T.; SHRESTHA, R.; SANKEY, J. B.; HARDEGREE, S.; STRAND, E. Lidar-derived estimate and uncertainty of carbon sink in successional phases of woody encroachment. **Journal of Geophysical Research: Biogeosciences**, v. 118, n. 3, p.1144–1155, 2013.

SCHIKOWSKI, A. B.; CORTE, A. P. D.; SANQUETTA, C. R. Modelagem do crescimento e de biomassa individual de *Pinus*. **Pesquisa Florestal Brasileira**, Colombo, v. 33, n. 75, p. 269-278. 2013.

SCHUMACHER, M. V.; WITSCHORECK, R.; CALDEIRA, M.V.W.; WATZLAWICK, L.F. Estoque de carbono em florestas de *Pinus taeda* L. e *Acacia mearnsii* De Wild plantadas no estado do Rio Grande do Sul-Brasil. In: SANQUETTA, C. R.; et al. (Eds). **As Florestas e o Carbono**. Curitiba: UFPR, 2002. p. 141-152.

SETTE JÚNIOR., C. R.; NAKAJIMA, N. Y.; GEROMINI, M. P. Captura de carbono orgânico em povoamentos de *Pinus taeda* L. na região de Rio Negrinho, SC. **Floresta**, Curitiba, v. 36, n. 1, p. 33-44, 2006.

SHERIDAN, R. D.; POPESCU, S. C.; GATZLIOLIS, D.; MORGAN, C. L. S.; KU, N. W. Modeling Forest Aboveground Biomass and Volume Using Airborne LiDAR Metrics and Forest Inventory and Analysis Data in the Pacific Northwest. **Remote Sensing**, Basel, v. 7, p. 229-255, 2015.

SILVA, C. A.; KLAUBERG, C.; CARVALHO, S. P. C.; HUDAK, A. T.; RODRIGUEZ, L. C. E. Mapping aboveground carbono stocks using LiDAR data in *Eucalyptus* spp. Plantations in the state of São Paulo, Brazil. **Scientia Forestalis**, Piracicaba, v. 42, n. 104, 2014.

SILVEIRA, P. Estimativa da biomassa e carbono acima do solo em um fragmento de Floresta Ombrófila Densa utilizando o método da derivação do volume comercial. **Floresta**, Curitiba, v. 40, n. 4, p. 789-800, 2010.

SINGH, J.; KNAPP, J. P.; DEMISSIE, M. Hydrologic modeling of the Iroquois River watershed using HSPF and SWAT. ISWS CR 2004-08. Champaign, **Illinois State Water Survey**. 2004. Disponível em: < www.sws.uiuc.edu/pubdoc/CR/ISWSCR2004-08.pdf >.. Acesso em: 30 maio 2016.

SOMOGYI, Z.; CIENCIALA, E.; MÄKIPÄÄ, R.; LEHTONEN, A.; MUUKKONEN, P. ; WEISS, P. Indirect methods of large-scale forest biomass estimation. **European Journal of Forest Research**, Berlin, v. 126, n.2, p. 197-207, 2007.

WATZLAWICK, L. F.; CALDEIRA, M. V. W.; VIERA, M.; SCHUMACHER, M.V.; GODINHO, T.O.; BALBINOT, R. Estoque de biomassa e carbono na Floresta Ombrófila Mista Montana, Paraná. **Scientia Forestalis**, Piracicaba, v. 40, n. 95, p. 345-352, 2012.

WATZLAWICK, L.F.; KIRCHNER, F.F.; SANGUETTA, C.R. Estimativa de biomassa e carbono em floresta com araucária utilizando imagens do satélite IKONOS II. **Ciência Florestal**, v. 19, n. 2, p. 169-181, 2009.

WHITE, J. C.; ARNETT, T. T. R.; WULDER, M. A.; TOMPALSKI, P.; COOPS, N. C. Evaluating the impact of leaf-on and leaf-off airborne laser scanning data on the estimation of forest inventory attributes with the area-based approach. **Canadian Journal of Forest Research**, Ottawa, v. 45, p. 1498–1513. 2015.

ZANDONÁ, D. F.; LINGNAU, C.; NAKAJIMA, N. Y. Varredura a laser aerotransportado para estimativa de variáveis dendrométricas. **Scientia Forestalis**, Piracicaba, v. 36, p. 295-306, 2008.

ZHAO, F.; GUO, Q.; KELLY, M. Allometric equation choice impacts lidar-based forest biomass estimates: A case study from the Sierra National Forest, CA. **Agricultural and Forest Meteorology**, v. 165, p. 64–72, 2012.

Recebido em 31/05/2016

Aceito para publicação em 04/05/2017