

This file has been cleaned of potential threats.

If you confirm that the file is coming from a trusted source, you can send the following SHA-256 hash value to your admin for the original file.

30dc054eda43f88ffa0a199382aaf5e61c10b3304459405682f838205fd9498

To view the reconstructed contents, please SCROLL DOWN to next page.

# **ESTIMATIVA DA DENSIDADE DO SOLO POR EQUAÇÕES DE PEDOTRANSFERÊNCIA NA AMAZÔNIA CENTRAL**

Henrique Seixas Barros & Philip Martin Fearnside

Tradução de:

Barros, Henrique Seixas & Philip M. Fearnside. 2015. Pedo-transfer functions for estimating soil bulk density in central Amazonia. *Revista Brasileira de Ciência do Solo* (no prelo) ISSN 0100-0683

## ESTIMATIVA DA DENSIDADE DO SOLO POR EQUAÇÕES DE PEDO- TRANSFERÊNCIA NA AMAZÔNIA CENTRAL

3

4 RESUMO: A densidade do solo é um parâmetro de difícil aferição em condições de campo na  
5 floresta amazônica e exige rigor metodológico para a realização de inventários dos estoques de  
6 carbono e nutrientes nos solos, fazendo com que esse processo se torne oneroso e, certas vezes,  
7 inviável, dependendo das condições de trabalho. Objetivou-se com esse estudo gerar modelos para  
8 estimar a densidade do solo a partir de parâmetros facilmente medidos em campo com  
9 confiabilidade, presentes em muitos inventários pedológicos. A construção dos modelos de  
10 regressão para estimar a densidade do solo usou dados sobre o teor de carbono, conteúdo de argila e  
11 pH em H<sub>2</sub>O medidos em 140 parcelas permanentes em florestas de terra-firme da região de Manaus,  
12 Estado do Amazonas, Brasil. Os resultados foram interpretados de acordo com o coeficiente de  
13 determinação ( $R^2$ ) e o critério Akaike de informação (AIC) dos modelos. Os modelos foram  
14 validados por meio de uma série de dados composta por 125 parcelas diferentes das usadas na  
15 geração dos modelos. O modelo que melhor estimou a densidade nas condições desse estudo foi o  
16 que incluiu o conteúdo de argila e o pH em H<sub>2</sub>O como variáveis independentes e apresentou  $R^2 =$   
17  $0,73$  e  $AIC = -250,29$ . Nosso modelo foi comparado a equações existentes na literatura quanto ao  
18 desempenho da predição dos valores de densidade do solo. Os resultados apontaram que o uso da  
19 equação calibrada localmente apresentou melhor desempenho para estimar a densidade do solo para  
20 as florestas de terra-firme da região de Manaus.

21

22 Termos de indexação: densidade do solo, floresta amazônica, terra-firme, Manaus, Brasil, floresta  
23 tropical, solos tropicais.

24

25

## PEDO-TRANSFER FUNCTIONS FOR ESTIMATING SOIL BULK DENSITY IN CENTRAL AMAZONIA.

28

29 SUMMARY: Soil bulk density is difficult to measure under field conditions in the Amazon forest.  
30 Rigorous methodological criteria must be applied to make reliable inventories of carbon stocks and  
31 soil nutrients, thus making this process expensive and sometimes unfeasible. This study aimed to  
32 generate models to estimate soil bulk density based on parameters that can be easily and reliably  
33 measured in the field and are available in many soil-related inventories. Stepwise regression models  
34 to predict bulk density were constructed using data on soil carbon content, clay content and pH in  
35 H<sub>2</sub>O from 140 permanent plots in *terra firme* (upland) forests in the Manaus region in Amazonas  
36 state, Brazil. The results were interpreted according to the coefficient of determination ( $R^2$ ) and the  
37 Akaike information criterion (AIC) models and validated for a dataset consisting of 125 plots that  
38 were different from those used to generate the models. The model with best performance in  
39 estimating soil bulk density under the conditions of this study included clay content and pH in H<sub>2</sub>O  
40 as independent variables and had  $R^2 = 0.73$  and  $AIC = -250.29$ . This model's performance for  
41 predicting soil density was compared with that of models from the literature. The results showed  
42 that the locally calibrated equation was the most accurate for estimating soil bulk density for upland  
43 forests in the Manaus region.

44

45 Index terms: soil density, bulk density, Amazon forest, *terra firme*, Manaus, Brazil, tropical forest,  
46 rainforest, tropical soils.

47

48

49

50

## INTRODUÇÃO

51 A densidade do solo é um dos parâmetros utilizados na quantificação dos estoques de  
52 carbono do solo (Veldkamp, 1994) e, portanto de grande importância para os cálculos dos  
53 inventários nacionais de emissões de gases do efeito estufa da Convenção Quadro sobre Mudança  
54 do Clima (UNFCCC). No entanto, o parâmetro é uma das maiores fontes de incerteza para as  
55 estimativas dos estoques de carbono do solo (Fearnside & Barbosa, 1998; Taalab et al., 2012). Isso  
56 porque a coleta de amostras indeformadas é trabalhosa, exigindo-se alto rigor metodológico para  
57 obter precisão no campo de forma a não comprometer a informação gerada, tornando comum  
58 estimativas de estoque de carbono do solo que utilizam valores médios para densidade e valores  
59 específicos de concentração de carbono (Bernoux et al., 1998).

60 Apesar a determinação desse parâmetro advir de uma razão entre massa e volume, variáveis  
61 de fácil detecção, é um fato que existe dificuldade em se obter informações seguras sobre a  
62 densidade do solo. Isso vem estimulando a criação de muitas predições da densidade do solo que  
63 exploram as relações entre esse parâmetro e outras variáveis mais comumente disponíveis em  
64 inventários pedológicos, a fim de garantir a confiabilidade sobre os estoques de carbono e reduzir os  
65 custos de avaliação (Federer et al., 1993; Bernoux et al., 1998; 2002; Tomasella & Hodnett, 1998;  
66 Calhoun et al., 2001; Heuscher et al., 2005; Benites et al., 2007; Tranter et al., 2007; Steller et al.,  
67 2008; Gharahi-Ghehi et al., 2012; Chaudhari et al., 2013).

68 Equações de pedo-transferência (PTFs) vêm sendo amplamente usadas nos estudos dos solos  
69 para estimar valores difíceis de serem obtidos em campo (Minasny & Hartemink, 2011). As PTFs  
70 construídas com base em parâmetros comuns em inventários pedológicos, como teor de carbono  
71 orgânico e quantidade de argila, mostram grande potencial para representar as medidas diretas de  
72 densidade do solo quando essas são de difícil acesso ou estão indisponíveis (Benites et al., 2007).

73 Assim, a tendência é que maior número de estimativas sejam geradas localmente,  
74 contribuindo para diminuir as incertezas das equações e cálculos derivados desse parâmetro. Deve  
75 ser destacado que a medição dos valores reais da densidade do solo em campo é sempre mais  
76 confiável do que valores estimados a partir de variáveis tão ou mais complexas e que apresentam  
77 alta variabilidade espacial.

78 Bernoux et al. (1998) geraram equações para estimativa da densidade baseados na série de  
79 dados dos inventários do RADAMBRASIL, publicados entre 1973 e 1982 pelo Ministério de Minas  
80 e Energia. Apesar da vasta série de dados da geologia e geomorfologia, vegetação, solos e uso da  
81 terra, esses inventários carecem de informações sobre a densidade dos solos, motivando a criação de  
82 equações para estimar esse parâmetro.

83 Entendendo a necessidade de criar equações mais bem ajustadas localmente, esse trabalho  
84 buscou gerar modelos de regressão para estimar a densidade a partir de parâmetros do solo  
85 disponíveis nos inventários pedológicos das reservas do Projeto Dinâmica Biológica de Fragmentos

86 Florestais (PDBFF), bem como, comparar o desempenho na predição da densidade do solo de  
87 florestas de terra-firme da região de Manaus entre as equações geradas localmente e equações já  
88 existentes, disponíveis na literatura.

89

90

## MATERIAL E MÉTODOS

91

### 92 **Locais de estudo**

93 O estudo foi realizado nas reservas do PDBFF (Figura 1) aproximadamente 70 km ao norte  
94 de Manaus (2°30'S, 60°W). A altitude local varia entre 50 e 100 m acima do nível médio do mar, a  
95 temperatura média anual, medida em Manaus é 26,7 °C, a pluviosidade média anual é de 2.200 mm,  
96 com uma estação seca pronunciada de julho a setembro (Fearnside & Leal Filho, 2001).

97

98 [Figura 1 aqui]

99

100 Os solos da região foram classificados como Latossolos Amarelos álicos segundo os mapas  
101 do RADAMBRASIL (Fearnside & Leal Filho, 2001), sendo altamente lixiviados, ácidos e pobres  
102 em nutrientes (Chauvel, 1982; Chauvel et al., 1987). De acordo com o atual sistema brasileiro de  
103 classificação de solos (SiBCS) esses solos estão na categoria dos Latossolos Amarelos Alumínicos  
104 (EMBRAPA, 2013).

105 A vegetação típica desta região da Amazônia central é caracterizada como floresta densa de  
106 terra-firme. A diversidade de árvores pode ser considerada alta, apresentando em média mais de 280  
107 espécies (diâmetro à altura do peito - DAP > 10 cm) por hectare na floresta intacta (Oliveira &  
108 Mori, 1999).

109 Em cada uma das reservas do PDBFF foram instalados uma ou mais malhas (*grids*) de  
110 parcelas permanentes medindo 1 ha, subdivididos em 25 parcelas de 20 × 20 m. A cada vértice  
111 desses grids foi atribuído uma letra e um número, criando um sistema de falsas coordenadas que  
112 permite a localização exata dos *grids* de coleta em campo de acordo com a Figura 2.

113

114 [Figura 2 aqui]

115

### 116 **Amostragem de solo**

117 Amostras para determinação da concentração de carbono foram obtidas com a utilização de  
118 um trado de solo do tipo rosca. Cada amostra individual foi composta por cinco subamostras  
119 retiradas nas quatro extremidades e no centro de cada parcela. Para determinação da densidade do  
120 solo uma amostra foi coletada no centro de cada uma das parcelas utilizando um trado cilíndrico de  
121 inox específico para coleta de amostras indeformadas, semelhante aos anéis volumétricos de  
122 kopeck, com 20 cm de comprimento por 5 cm de diâmetro (volume = 0,3925 dm<sup>3</sup>). Todas as  
123 amostras foram coletadas na faixa entre 0-20 cm de profundidade e foram armazenadas em sacos

124 plásticos até serem transportadas e devidamente processadas em laboratório. Ao total foram  
125 coletadas amostras de solo em 265 parcelas distribuídas em 22 *grids* de 1 ha em parcelas  
126 permanentes de inventários florestais na Amazônia Central.

127

## 128 **Preparação e tratamento das amostras**

129 No laboratório, as amostras para determinação do teor de carbono foram secas em uma  
130 estufa solar à temperatura ambiente. Após secagem, foram passadas por peneiras de malha de 20  
131 mm e posteriormente de 2 mm. Em seguida, as raízes e outras frações vegetais visíveis foram  
132 retiradas e uma fração de cada amostra foi reduzida a partículas com diâmetro máximo de 50 µm  
133 em um moinho automático antes das análises químicas.

134 As amostras para determinação da densidade do solo foram colocadas para secar em  
135 recipientes de alumínio em uma estufa elétrica a 105 °C durante aproximadamente 72 h.

136

## 137 **Análise do teor de carbono total**

138 Os teores totais de carbono (g/kg) das amostras foram determinados utilizando o analisador  
139 elementar modelo Vario Max CN (Elementar Instruments, Hanau, Alemanha). Este aparelho  
140 emprega a técnica de combustão a seco, onde ocorre conversão dos elementos das amostras em  
141 gases simples como CO<sub>2</sub> e N<sub>2</sub>. Os gases resultantes são homogeneizados e mantidos nas condições  
142 normais de pressão, temperatura e volume, e, em seguida, são despressurizados em uma coluna  
143 onde são detectados, separados e identificados a partir de sua condutividade termal (Pérez et al.,  
144 2001).

145

## 146 **Determinação da densidade do solo**

147 A densidade para cada parcela foi calculada dividindo-se a massa seca da amostra pelo  
148 volume do cilindro de coleta (0,3925).

## 149 **Determinação do teor de argila**

150 O teor de argila (%) foi determinado mediante análise granulométrica pelo método da pipeta  
151 (EMBRAPA, 1979).

152

## 153 **Determinação do pH em H<sub>2</sub>O**

154 A reação do solo (pH) em H<sub>2</sub>O destilada foi estimada com a utilização de um equipamento  
155 apropriado (pH-metro). A proporção entre a quantidade de solo seco na estufa e a quantidade de  
156 água utilizada foi de 1:1 em uma base volumétrica, 20 mL de solo para 20 mL de água (Fearnside &  
157 Leal Filho, 2001).

158

## 159 **Construção dos modelos**

160 Para realizar a estimativa da densidade do solo, foram geradas as equações de regressão  
161 múltipla pelo método *stepwise* no programa SYSTAT (Wilkinson, 1990). As variáveis  
162 independentes utilizadas nos modelos foram escolhidas de acordo com as informações disponíveis  
163 no banco de dados do PDBFF, bem como a sua consonância com as variáveis mais comumente  
164 empregadas na construção de PTFs para estimativa da densidade do solo, sendo estas: o teor de  
165 carbono, a quantidade de argila e o pH medido em água. Foram incluídas na construção dos  
166 modelos dados referentes a 140 parcelas.

167 A fim de avaliar o grau de correlação entre as variáveis independentes, foi aplicado o teste  
168 de Pearson a partir dessa série de dados. A presença de colinearidade foi verificada de acordo com  
169 os valores assumidos pelos parâmetros.

170 A performance das PTFs para predição da densidade do solo foi avaliada com base nos  
171 valores do critério Akaike de informação (AIC) e do coeficiente de determinação ( $R^2$ ), e, após, pela  
172 validação dos modelos.

173 O valor de AIC permite comparar e classificar múltiplos modelos concorrentes e estimar  
174 qual deles mais se aproxima do "verdadeiro" processo subjacente ao fenômeno biológico em estudo  
175 (Akaike, 1973; Bozdongan, 1987; Burnham & Anderson, 2002; Burnham et al., 2011; Symonds &  
176 Moussalli, 2011). O coeficiente de determinação representa a proporção da variação da densidade  
177 do solo pode ser explicada pelo conjunto de variáveis preditoras.

178 A validação dos modelos foi realizada a partir de um conjunto de dados composto por 125  
179 amostras diferentes das usadas na geração das equações. Em seguida foram plotados em gráficos os  
180 valores preditos versus os valores observados, para avaliar o desempenho das estimativas. Também  
181 foram plotados os resíduos das regressões versus os valores estimados para verificar a premissa da  
182 homocedasticidade. A normalidade dos resíduos também foi testada pelo método de Kolmogorov-  
183 Smirnov a 95 % de significância.

184

## 185 **Comparação das equações de pedo-transferência (PTFs)**

186 A aplicabilidade do modelo para predição da densidade do solo de melhor desempenho  
187 desse estudo foi comparada com a de outros três modelos da literatura, gerados a partir de amostras  
188 coletadas ao longo da bacia amazônica (Bernoux et al., 1998; Tomasella & Hodnett, 1998; Benites  
189 et al., 2007). Essas equações foram usadas para prever a densidade a partir da série de dados  
190 destinada à validação dos modelos. Para o modelo de Tomasella & Hodnett (1998) a série de dados  
191 conteve um número reduzido de parcelas devido ao fato de haver falta de informações sobre a  
192 textura para algumas parcelas. O resultado dessas predições foi plotado em gráficos dos valores  
193 preditos versus os valores observados em campo. A comparação também envolveu a etapa de  
194 análise dos gráficos dos resíduos para verificação da homocedasticidade.

195

196

## 196 **RESULTADOS**

197

### 198 **Construção e seleção dos modelos**

199 As estatísticas descritivas da série de dados usada na construção dos modelos de predição da  
200 densidade estão apresentados no Quadro 1. A matriz de correlação de Pearson indica haver

201 colinearidade entre o teor de carbono e de argila do solo (Quadro 2), criando um viés indesejado nos  
202 modelos compostos por tais variáveis.

203

204 [Quadros 1 & 2 aqui]

205

206 A análise dos resultados dos modelos de regressão mostra a equação do Modelo 1 com  $R^2 =$   
207  $0,74$  e  $AIC = -251,88$  (Quadro 3). Na Figura 3 é possível visualizar a densidade observada versus os  
208 valores estimados por cada uma das equações de pedo-transferência (PTF) geradas. O Modelo 1  
209 cumpriu a premissa de homocedasticidade que foi verificada a partir da análise da distribuição dos  
210 pontos no gráfico dos resíduos da regressão versus os valores estimados (Figura 4). Além disso, o  
211 resultado do teste de normalidade pelo método de Kolmogorov-Smirnov a 95% de significância  
212 mostra a distribuição normal dos resíduos da regressão (Quadro 4).

213

214 [Figuras 3 & 4 & Quadros 3 & 4 aqui]

215 O Modelo 2, que teve o teor de carbono e de argila como variáveis explicativas, apresentou  
216  $R^2 = 0,72$  e  $AIC = -243,24$ . Os resíduos dessa regressão se mostraram homocedásticos (Figura 4) e  
217 seguiram a distribuição normal (Quadro 4).

218 O terceiro modelo gerado incluiu apenas o teor de carbono como variável preditora (Figura  
219 3; Quadro 3). O modelo apresentou coeficiente de determinação reduzido em relação aos anteriores  
220 com  $R^2 = 0,55$  e valor de  $AIC = 180,52$ . Apesar disso, os resíduos da regressão apresentaram  
221 homocedasticidade e distribuição normal, segundo o teste de Kolmogorov-Smirnov (Figura 4;  
222 Quadro 4).

223 O Modelo 4 incluiu como variáveis independentes o conteúdo de argila e o pH em  $H_2O$ . O  
224 coeficiente de determinação desse modelo foi semelhante ao da primeira equação com  $R^2 = 0,73$  e o  
225 valor de  $AIC = -250,29$ , sendo o segundo menor dentre os modelos construídos (Quadro 3). A  
226 validação desse modelo indicou relação da ordem de 60% entre os valores observados e os preditos  
227 pela equação. O gráfico dos resíduos *versus* valores estimados pelo modelo visto na Figura 4  
228 apresenta homocedasticidade dos pontos e o teste de Kolmogorov-Smirnov a 95% de significância  
229 confirma sua distribuição normal (Quadro 4).

230 O conteúdo de argila foi a variável que sozinha apresentou maior poder de predição como  
231 indica o resultado do Modelo 5. Esse parâmetro foi responsável por explicar aproximadamente 70%  
232 da variação dos dados de densidade do solo. O modelo gerado apresentou distribuição aleatória  
233 como mostrado na Figura 4 e normalidade dos resíduos da regressão (Quadro 4).

234 O pH em  $H_2O$  foi incluído como única variável independente no Modelo 6 (Quadro 3). O  
235 coeficiente de determinação extremamente baixo,  $R^2 = 0,01$  e o mais alto valor de  $AIC = -73,07$   
236 indicam que esta variável não apresenta relação significativa com variação do conjunto de dados de  
237 densidade do solo. O gráfico dos resíduos versus valores ajustados mostra padrão de aglomeração  
238 dos pontos e o teste de Kolmogorov-Smirnov a 95% de significância aponta distribuição não  
239 normal, resultando na invalidação deste modelo.

240 O sétimo e último modelo gerado teve o conteúdo de carbono e o pH em  $H_2O$  como  
241 variáveis preditoras. Este modelo apresentou  $R^2 = 0,55$  e  $AIC = -178,72$ . A validação desse modelo



242 foi contemplada pela homocedasticidade vista na Figura 4 e pela distribuição normal dos resíduos  
243 (Quadro 4).

244 Apesar da semelhança entre os resultados do Modelo 4 e do Modelo 1, a existência de  
245 colinearidade entre as variáveis preditoras do último comprometem sua confiabilidade. Portanto o  
246 Modelo 4 apresentou melhor rendimento na predição da densidade do solo nas condições deste  
247 estudo e foi selecionado para comparação com alguns modelos existentes na literatura.

#### 248 **Comparação do modelo deste estudo com os existentes na literatura**

249 O uso da equação de Bernoux et al. (1998) para estimar a densidade do solo a partir da série  
250 de validação desse estudo resultou em um coeficiente de determinação de 0,56 que mostra o grau de  
251 relação entre os valores de densidade estimados por esse modelo versus os valores observados em  
252 campo. No entanto, o gráfico dos resíduos versus valores estimados mostrando a aglomeração dos  
253 pontos sugere que os resíduos não estão normalmente distribuídos e que, portanto, a validade dessa  
254 predição é questionável (Figura 5). O uso dessa equação resultou em uma superestimativa dos  
255 valores, com aumento da média predita em torno de 72% em relação à média dos valores obtidos  
256 em campo (Quadro 5).

257 Os resultados do uso da equação de Benites et al. (2007) também indicaram tendência de  
258 superestimativa dos valores preditos, com aumento de aproximadamente 130% na média quando  
259 comparada aos valores observados (Quadro 5). O rendimento da regressão entre os valores preditos  
260 e observados sofreu redução quando a estimativa foi feita a partir da série de validação deste estudo,  
261 passando de  $R^2 = 0,63$  no estudo original para  $R^2 = 0,56$  (Figura 5).

262 Quando usada para estimar a densidade do solo a partir dos dados de campo deste estudo, a  
263 equação de Tomasella & Hodnett (1998) apresentou a mesma tendência observada anteriormente,  
264 resultando em superestimativa dos valores preditos em torno de 96% acima da média dos valores de  
265 densidade observados (Quadro 5). O coeficiente de determinação da regressão foi de apenas 0,31,  
266 além dos resíduos não terem sido aleatoriamente distribuídos (Figura 5).

267

268

## 268 **DISCUSSÃO**

269 Partindo do pressuposto de que os modelos de regressão não devem apresentar colinearidade  
270 entre as variáveis independentes que os compõem, as equações dos Modelos 1 e 2, apesar de  
271 apresentarem alto valor de  $R^2$ , são consideradas enviesadas e de baixa confiabilidade para prever a  
272 densidade do solo. Os modelos que não incluíram simultaneamente o teor de carbono e o conteúdo  
273 de argila eliminam o viés gerado pela colinearidade entre essas variáveis, como é o caso dos  
274 Modelos 3 ao 7.

275 As equações dos Modelos 4 e 5 apresentaram valores de  $R^2$  semelhantes, 0,73 e 0,70  
276 respectivamente. No entanto, os resultados da validação dos modelos indicam melhor rendimento  
277 do Modelo 4, com grande parte da variação dos dados estimados sendo explicado pelas variáveis  
278 independentes (Figura 3). O poder de predição desse modelo foi semelhante ao de Modelo 1, com a  
279 vantagem de que o viés da colinearidade esteve ausente (Quadro 2).

280 É válido ressaltar que quanto maior a complexidade dos modelos de regressão, maior deve  
281 ser a atenção do modelador em relação ao princípio da parcimônia, sendo que diante de uma série  
282 de modelos que apresentam ajustes adequados, aquele com menor número de variáveis preditoras é  
283 preferível. Isso porque modelos que incluem muitas variáveis explicativas podem parecer se

284 adequar bem ao conjunto de dados, quando, na verdade, apresentam ajuste tendencioso (Minasny &  
 285 Hartemink, 2011). Entretanto, a diferença entre os valores dos coeficientes de determinação dos  
 286 Modelos 4 e 5, não deve ser enquadrada neste caso, visto que a diferença no número de variáveis  
 287 explicativas desses modelos é mínima.

288 Dentre os modelos gerados, o que apresentou melhor rendimento global em relação a todos  
 289 os critérios de avaliação foi o Modelo 4. Este modelo apresentou os melhores valores de  
 290 coeficientes de determinação e AIC, além de cumprir as premissas de homocedasticidade dos  
 291 resíduos e ausência de colinearidade entre as variáveis preditoras.

292 Sozinho, o pH em H<sub>2</sub>O não apresentou relação significativa com a variável que se pretendia  
 293 estimar. Isto indica que a variação da densidade deve estar mais relacionada ao teor de carbono e,  
 294 sobretudo, ao conteúdo de argila presente nos solos amostrados, muito embora a equação de melhor  
 295 rendimento tenha sido a que incluiu argila e pH juntos.

296 O estudo de Bernoux et al. (1998) forneceu uma série de equações para a estimativa da  
 297 densidade do solo, sendo que o modelo apresentado como tendo melhor desempenho na predição  
 298 dos dados ( $R^2 = 0,56$ ) foi construído com base nas quantidades de argila, areia, carbono orgânico e  
 299 pH em H<sub>2</sub>O a partir de 323 observações. O referido estudo mostrou que o desempenho da  
 300 estimativa melhorou quando os dados de entrada no modelo foram separados por tipo de solo e pelo  
 301 horizonte pedológico. Neste caso, a equação gerada foi construída com base apenas nos conteúdos  
 302 de argila e de carbono restritos às amostras coletadas no horizonte A superficial de Latossolos  
 303 (Oxisols) e teve seu desempenho aumentado ( $R^2 = 0,78$ ), embora o número de observações de  
 304 entrada do modelo tenha sido baixo, com apenas 26 amostras. Esse modelo é apresentado pela  
 305 seguinte equação:

$$306 \quad \mathbf{D = 1,419 - 0,0037 \times \text{argila (\%)} - 0,061 \times \text{carbono (\%)}}$$

307 **onde:**

308 **D = densidade (Mg/m<sup>3</sup>)**

309

310 Na etapa de validação das PTFs, essa equação aplicada a nossos dados apresentou  
 311 coeficientes de determinação semelhantes aos do Modelo 4 deste estudo (Figura 5). No entanto, o  
 312 gráfico dos resíduos versus os valores estimados comprova que esse modelo não possui ajustamento  
 313 adequado, pois não cumpre a premissa de homocedasticidade.

314 As estimativas de Benites et al. (2007) apresentaram melhor desempenho quando foram  
 315 incluídos nos modelos os teores de Fe<sub>2</sub>O<sub>3</sub> no lugar da soma de bases (SB), uma vez que esse  
 316 parâmetro não se mostrou correlacionado à densidade do solo. Além disso, esses autores não  
 317 detectaram aumento do poder de predição dos modelos quando esses foram gerados a partir de  
 318 dados coletados em diferentes profundidades. O mesmo padrão foi verificado por Heuscher et al.  
 319 (2005) e Sequeira et al. (2014), que observaram que a profundidade não foi uma boa variável na  
 320 predição da densidade do solo. No entanto, a densidade parece aumentar de acordo com a  
 321 profundidade do horizonte pedológico, sugerindo que existe uma influência da pressão gerada pela  
 322 sobrecarga de solo (Tranter et al., 2007).

323 No entanto, o modelo apresentado como de maior acurácia por Benites et al. (2007) incluiu  
 324 os valores da soma de bases (SB), conforme:

$$325 \quad \mathbf{D = 1,5600 - 0,0005 \times \text{argila (g/kg)} - 0,0100 \times \text{carbono (g/kg)} + 0,0075 \times \text{SB (cmolc/kg)}}$$

326 **onde:**

327 **D = densidade (kg/dm<sup>3</sup>)**

328

329 Nesse caso em particular, não foi possível utilizar essa PTF para estimar a densidade do  
330 solo, uma vez que a série de dados do presente estudo não continha informações sobre o parâmetro  
331 SB.

332 Como Benites et al. (2007) geraram sete modelos formados por diferentes parâmetros  
333 pedológicos, para efeito de comparação, o Modelo 6, que incluiu os parâmetros argila e carbono, foi  
334 selecionado para ter seu rendimento avaliado em relação à estimativa da densidade. A equação do  
335 Modelo 6, de Benites et al. (2007), está apresentada abaixo:

$$336 \quad D = 1,5688 - 0,0005 \times \text{argila (g/kg)} - 0,009 \times \text{carbono (g/kg)}$$

337 **onde:**

338 **D = densidade (kg/dm<sup>3</sup>)**

339

340 A pequena diferença entre os coeficientes de determinação das estimativas feitas por essa  
341 equação usando a série de dados original e esta série de validação pode dar a impressão de que a  
342 PTF é adequada para prever a densidade do solo nas condições deste estudo, embora o modelo  
343 não tenha sido considerado válido pelo fato de que seus resíduos não apresentaram  
344 homocedasticidade.

345 O modelo de melhor rendimento apresentado por Tomasella & Hodnett (1998) incluiu o  
346 conteúdo da fração textural silte conforme a equação abaixo:

$$347 \quad D = 1,578 - 0,054 \times \text{carbono (\%)} - 0,006 \times \text{silte (\%)} - 0,004 \times \text{argila (\%)}$$

348 **onde:**

349 **D = densidade (kg/dm<sup>3</sup>)**

350

351 Para empregar essa PTF na predição da densidade do solo nas condições desse estudo a série  
352 de validação foi reduzida, uma vez que apenas 118 das parcelas possuíam informações disponíveis  
353 sobre a fração silte. O baixo rendimento da PTF para estimar a densidade a partir da série de dados  
354 desse estudo pode ser reflexo da alta correlação entre as variáveis argila e silte, uma vez que esses  
355 parâmetros são expressos em termos do percentual da textura e somados à fração areia, as três  
356 frações totalizando 100%.

357 Apesar dos estudos anteriores terem fornecido informações importantes sobre a relação entre  
358 a densidade e outras propriedades do solo na Amazônia, as escalas espaciais avaliadas são  
359 demasiadamente amplas para poderem ser confiavelmente aplicadas às estimativas locais (Bernoux  
360 et al., 1998; 2002; Tomasella & Hodnett, 1998; Benites et al., 2007).

361 Na China, o poder de predição de 19 equações de pedo-transferência foi testado para uma  
362 série de dados de solos, e os resultados mostraram que equações geradas a partir das observações  
363 locais apresentaram maior acurácia na predição da densidade do solo (Han et al., 2012).

364 Sendo assim, entende-se que as equações geradas localmente terão melhor desempenho na  
365 estimativa da densidade do solo. Isso porque a própria lógica dos dados espaciais confirma a ideia  
366 de que, no espaço geográfico, tudo está relacionado e observações feitas próximas umas das outras  
367 estarão mais relacionadas entre si do que as observações geograficamente mais distantes  
368 (Fotheringham et al., 2002; Charlton & Fotheringham, 2009).

369 Pelo fato de ter sido calibrada a partir das informações coletadas em campo, a equação do  
370 Modelo 4 deste estudo resultou em melhor estimativa da densidade do solo quando comparada  
371 àquelas geradas a partir das PTFs disponíveis na literatura. É possível dizer que a equação gerada  
372 neste estudo foi capaz de estimar com relativa confiança a densidade do solo superficial (0-20 cm)  
373 em florestas de terra-firme da região de Manaus. No entanto, o grau de incerteza atribuído a essa  
374 estimativa ainda é relevante, tornando-se necessário a geração de um número maior de equações  
375 calibradas localmente para aumentar a acurácia de predição dos valores de densidade, e também dos  
376 estoques de carbono do solo, em toda a paisagem amazônica.

377

378

## CONCLUSÕES

379 1) A equação de pedo-transferência (PTF) que obteve o melhor desempenho na predição da  
380 densidade do solo para as condições deste trabalho foi a do Modelo 4, que incluiu o conteúdo de  
381 argila e o pH em H<sub>2</sub>O como variáveis independentes [Densidade = 1,495 - 0,011 × argila (%) -  
382 0,079 × pH em H<sub>2</sub>O]

383 2) Apesar das estimativas de densidade do solo pelas PTFs disponíveis na literatura apresentarem  
384 coeficientes de determinação semelhantes ao do Modelo 4 deste estudo houve tendência de  
385 superestimativa, em diferentes percentuais, por todas as equações testadas da literatura, assim  
386 evidenciando que as equações geradas localmente possuem menores incertezas.

387

388

## AGRADECIMENTOS

389 Os autores agradecem ao Programa de Pós-graduação em Ciências de Florestas Tropicais  
390 (PPG-CFT/INPA), a toda equipe do Projeto Dinâmica Biológica de Fragmentos Florestais (PDBFF)  
391 pelo apoio logístico nas coletas de solo em campo e, ao corpo técnico do Laboratório Temático de  
392 Solo e Planta do INPA (LTPS-INPA). Esse trabalho foi desenvolvido com financiamento da  
393 CAPES, CNPq (proc. 304020/2010-9, 573810/2008-7) e FAPEAM (proc. 708565, 363/2013).

394

395

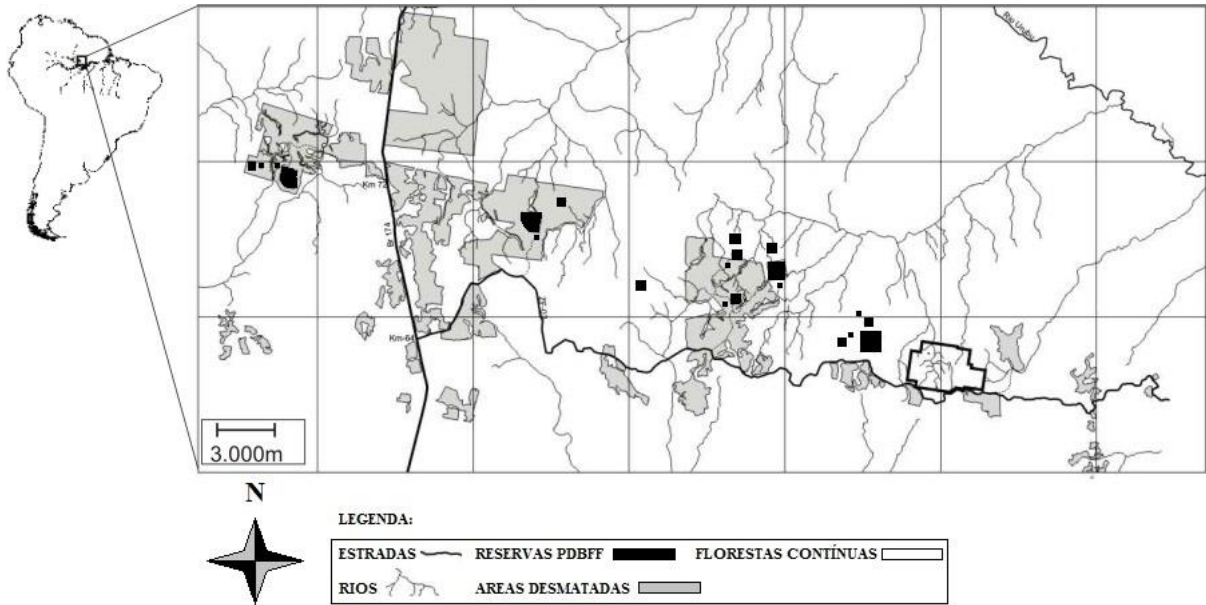
## LITERATURA CITADA

396 AKAIKE, H. Information theory as an extension of the maximum likelihood principle. In:  
397 PETROV, B.N.; CSAKI, F. (Eds) Second International Symposium on Information Theory.  
398 Budapest, Hungria, Akademiai Kiado, 1973. p. 267–281.  
399

- 400 BENITES, V.M.; MACHADO, P.; FIDALGO, E.C.C.; COELHO, R.M.; MADARI, E.B.  
401 Pedotransfer functions for estimating soil bulk density from existing soil survey reports in  
402 Brazil. *Geoderma*, 139: 90-97, 2007.  
403
- 404 BERNOUX, M.; ARROUAYS, D.; CERRI, C.; VOLKOFF, B.; JOLIVET, C. Bulk densities of  
405 Brazilian Amazon soils related to other soil properties. *Soil Sci. Soc. Am. J.*, 62: 743-749,  
406 1998.  
407
- 408 BERNOUX, M.; CARVALHO, M.C.S.; VOLKOFF, B.; CERRI, C.C. Brazil's soil carbon stocks.  
409 *Soil Sci. Soc. Am. J.*, 66: 888-896, 2002.  
410
- 411 BOZDONGAN, H. Model selection and Akaike's Information Criterion (AIC): The general theory  
412 and its analytical extensions. *Psychometrika*, 52: 345-370, 1987.  
413
- 414 BURNHAM, K.P & ANDERSON, D.R. *Model Selection and Multimodel Inference: A Practical*  
415 *Information-Theoretic Approach*. 2nd ed., New York, Springer, 2002.  
416
- 417 BURNHAM, K.P, ANDERSON, D.R. & HUYVAERT, P.K. AIC model selection and multimodel  
418 inference in behavioral ecology: some background, observations, and comparisons. *Behav.*  
419 *Ecol. Sociobiol.*, 65: 23-35, 2011.  
420
- 421 CALHOUN, F.G.; SMECK, N.E.; SLATER, B.L.; BIGHAM, J.M. & HALL, G.F. Predicting bulk  
422 density of Ohio soils from morphology, genetic principles, and laboratory characterization  
423 data. *Soil Sci. Soc. Am. J.*, 65: 811-819, 2001.  
424
- 425 CHAUDHARI, P.R.; AHIRE, D.V.; AHIRE, V.D.; CHKRAVARTY, M. & MAITY, S. Soil bulk  
426 density as related to soil texture, organic matter content and available total nutrients of  
427 Coimbatore Soil. *Int. J. Sci. Res. Pub.*, 3: 1-8, 2013.  
428
- 429 CHAUVEL, A. Os Latossolos Amarelos, álicos, argilosos dentro dos ecossistemas das bacias  
430 experimentais do INPA e da região Vizinha. *Acta Amaz.*, 12: 38-47, 1982.  
431
- 432 CHAUVEL, A.; LUCAS, Y. & BOULE, R. On the genesis of the soil mantle of the region of  
433 Manaus, Central Amazonia, Brazil. *Experientia*, 43: 234-241, 1987.  
434
- 435 CHARLTON, M. & FOTHERINGHAM, A.S. 2009. Geographically Weighted Regression White  
436 Paper. Disponível em: <[http://gwr.nuim.ie/downloads/GWR\\_WhitePaper.pdf](http://gwr.nuim.ie/downloads/GWR_WhitePaper.pdf)>. Acesso em:  
437 10/08/2013.  
438
- 439 EMBRAPA (Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária). *Manual de Métodos de Análise de*  
440 *Solo*. EMBRAPA, Serviço Nacional de Levantamento e Conservação de Solos, Rio de  
441 Janeiro, RJ. 1979. Paginação irregular.  
442
- 443 FEARNSIDE, P.M. & BARBOSA, R.I. Soil carbon changes from conversion of forest to pasture in  
444 Brazilian Amazonia. *Forest Ecol. Manage.*, 108: 147-166, 1998.  
445
- 446 FEARNSIDE, P.M. & LEAL FILHO, N. Soil and development in Amazonia: Lessons from the  
447 Biological Dynamics of Forest Fragments Project. In: BIERREGAARD, R.O.; GASCON,  
448 C.; LOVEJOY, T.E. & MESQUITA, R., eds. *Lessons from Amazonia: The Ecology and*

- 449 Conservation of a Fragmented Forest. Yale University Press, New Haven, Connecticut,  
450 E.U.A, 2001. p. 291-312.  
451
- 452 FEDERER, C.A.; TURCOTTE, D.E. & SMITH, C.T. The organic fraction-bulk density  
453 relationship and the expression of nutrient content in forest soils. *Can. J. For. Res.*, 23: 1026-  
454 1032, 1993.  
455
- 456 FOTHERINGHAM, A.S.; BRUNSDON, C. & CHARLTON, M.E. Geographically Weighted  
457 Regression: The Analysis of Spatially Varying Relationships. Wiley, Chichester, Reino  
458 Unido. 2002.  
459
- 460 GHARAH-GHENI, N.; NEMES, A.; VERDOODT, A.; VAN RANST, E.; CORNELIS, W.M. &  
461 BOECKX, P. Nonparametric techniques for predicting soil bulk density of tropical  
462 rainforest topsoils in Rwanda. *Soil Sci. Soc. Am. J.*, 76: 1172-1183, 2012.  
463
- 464 HAN, G.Z.; ZANG, G.L.; GONG, Z.T. & WANG, G.F. Pedotransfer functions for estimating soil  
465 bulk density in China. *Soil Sci.*, 177: 158-164, 2012.  
466
- 467 HEUSCHER, S.A.; CRAIG, C; BRANDT, C.C. & JARDINE, P.M. Using soil physical and  
468 chemical properties to estimate bulk density. *Soil Sci. Soc. Am. J.*, 69: 1-7, 2005.  
469
- 470 MINASNY, B. & HARTEMINK, A.E. Predicting soil properties in the tropics. *Earth-Sci. Rev.*,  
471 106: 52-62, 2011.  
472
- 473 OLIVEIRA L. de, A.A. & MORI, S.A. A central Amazonian terra-firme forest. I. High tree species  
474 richness on poor soils. *Biodivers. Conserv.*, 8: 1219–1244, 1999.  
475
- 476 PÉREZ, D.V.; de ALCÂNTARA, S.; ARRUDA, R.J. & MENEGHELLI, N.A.C. Comparing two  
477 methods for soil carbon and nitrogen determination using selected Brazilian soils. *Commun.*  
478 *Soil Sci. Plant Anal.*, 32: 295-309, 2001.  
479
- 480 SEQUEIRA, C.H.; WILLIS, S.A.; SEYBOLD, C.A. & WEST, L.T. Predicting soil bulk density for  
481 incomplete databases. *Geoderma*, 213: 64-73, 2014.  
482
- 483 STELLER, R.M.; JELINSK, N.A. & KUCHARIK, C.J. Developing models to predict soil bulk  
484 density in southern Wisconsin using soil chemical properties. *J. Int. Biosc.*, 6: 53-63, 2008.  
485
- 486 SYMONDS, M. & MOUSSALLI, A. A brief guide to model selection, multimodel inference and  
487 model averaging in behavioural ecology using Akaike's information criterion. *Behav. Ecol.*  
488 *Sociobiol.*, 65: 13-21, 2011.  
489
- 490 TAALAB, K.P.; CORSTANJE, R.; CREAMER, R. & WHELAN, M.J. Modeling soil bulk density  
491 at the landscape scale and its contributions to C stock uncertainty. *Biogeosci. Disc.*, 9:  
492 18831-18864, 2012.  
493
- 494 TOMASELLA, J. & HODNETT, M.G. Estimating soil water retention characteristics from limited  
495 data in Brazilian Amazonia. *Soil Sci.*, 163: 190-202, 1998.  
496

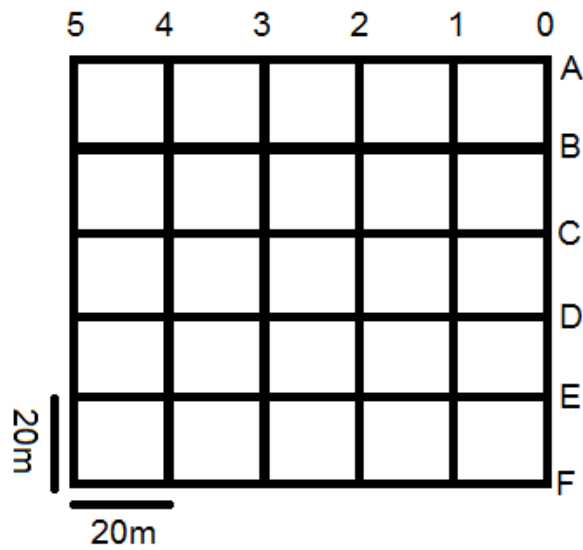
- 497 TRANTER, G.; MINASNY, B., McBRATNEY A.B.; MURPHY, B.; McKENZIE, N.J.;  
498 GRUNDY, M. & BROUGH, D. Building and testing conceptual and empirical models for  
499 predicting soil bulk density. *Soil Use Manage.*, 23: 437-443, 2007.  
500
- 501 VELDKAMP, E. Organic carbon turnover in three tropical soils under pasture after deforestation.  
502 *Soil Sci. Soc. Am. J.*, 58: 175-180, 1994.  
503
- 504 WILKINSON, L. SYSTAT: The system for statistics. SYSTAT, Inc., Evanston, Illinois, E.U.A.  
505 1990. 822 p.  
506



507

508 Figura 1. Área de estudo (Acervo Projeto Dinâmica Biológica de Fragmentos Florestais - PDBFF).

509

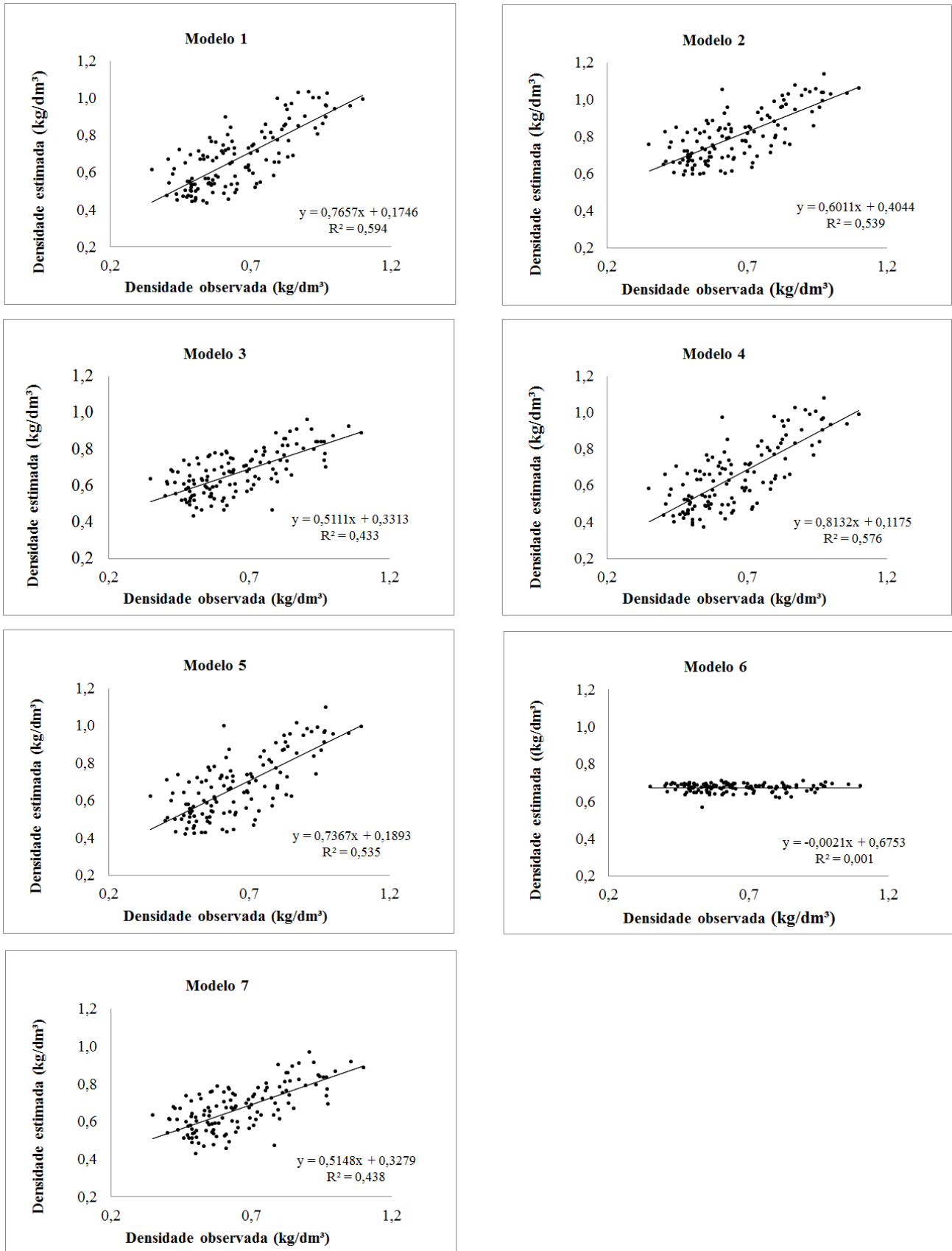


510

511 Figura 2. Sistema de coordenadas usado nas parcelas permanentes do Projeto Dinâmica Biológica  
512 de Fragmentos Florestais - PDBFF.

513



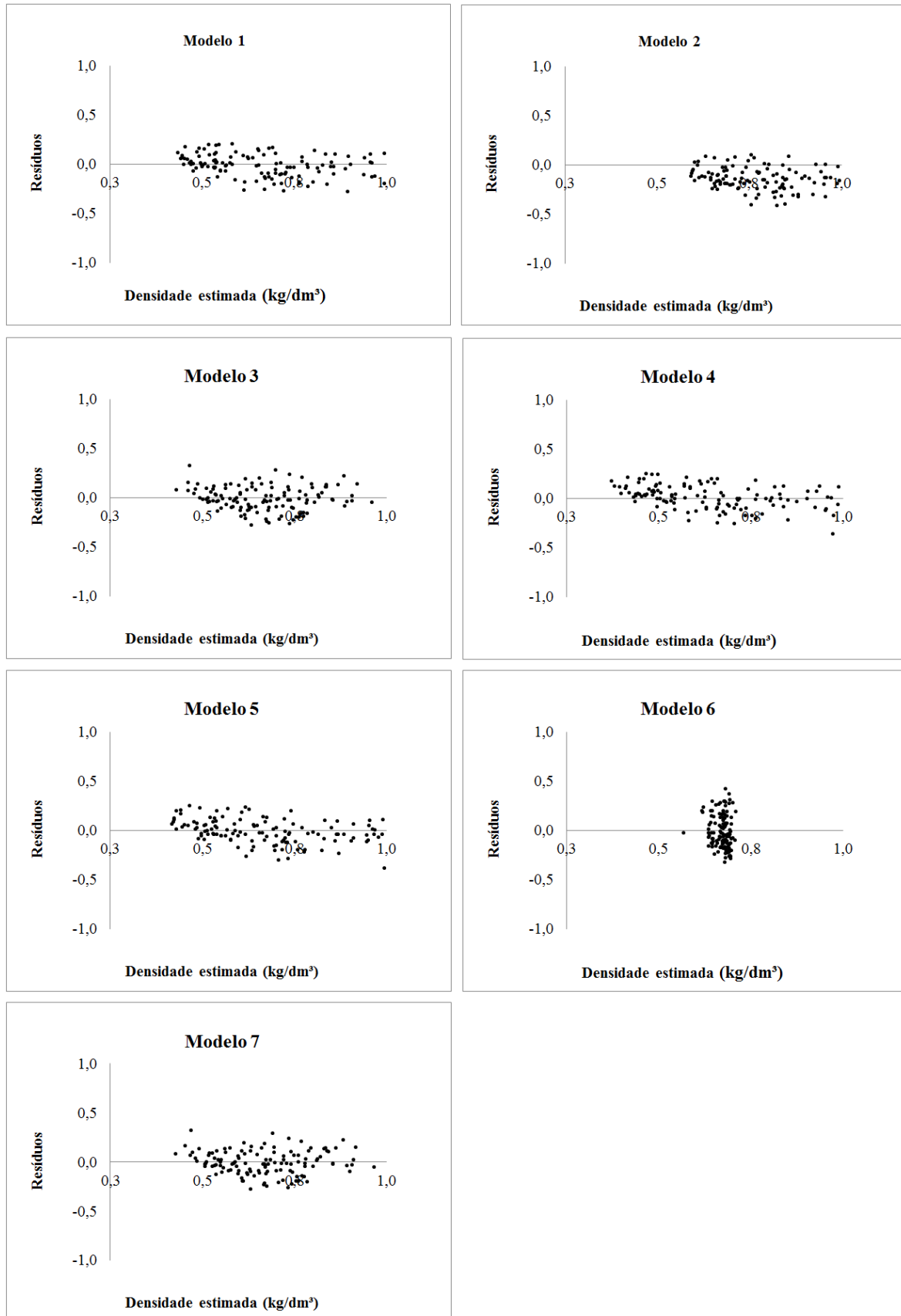


514

515

516

Figura 3. Validação dos modelos de regressão gerados pelo método *stepwise* para predição da densidade do solo.

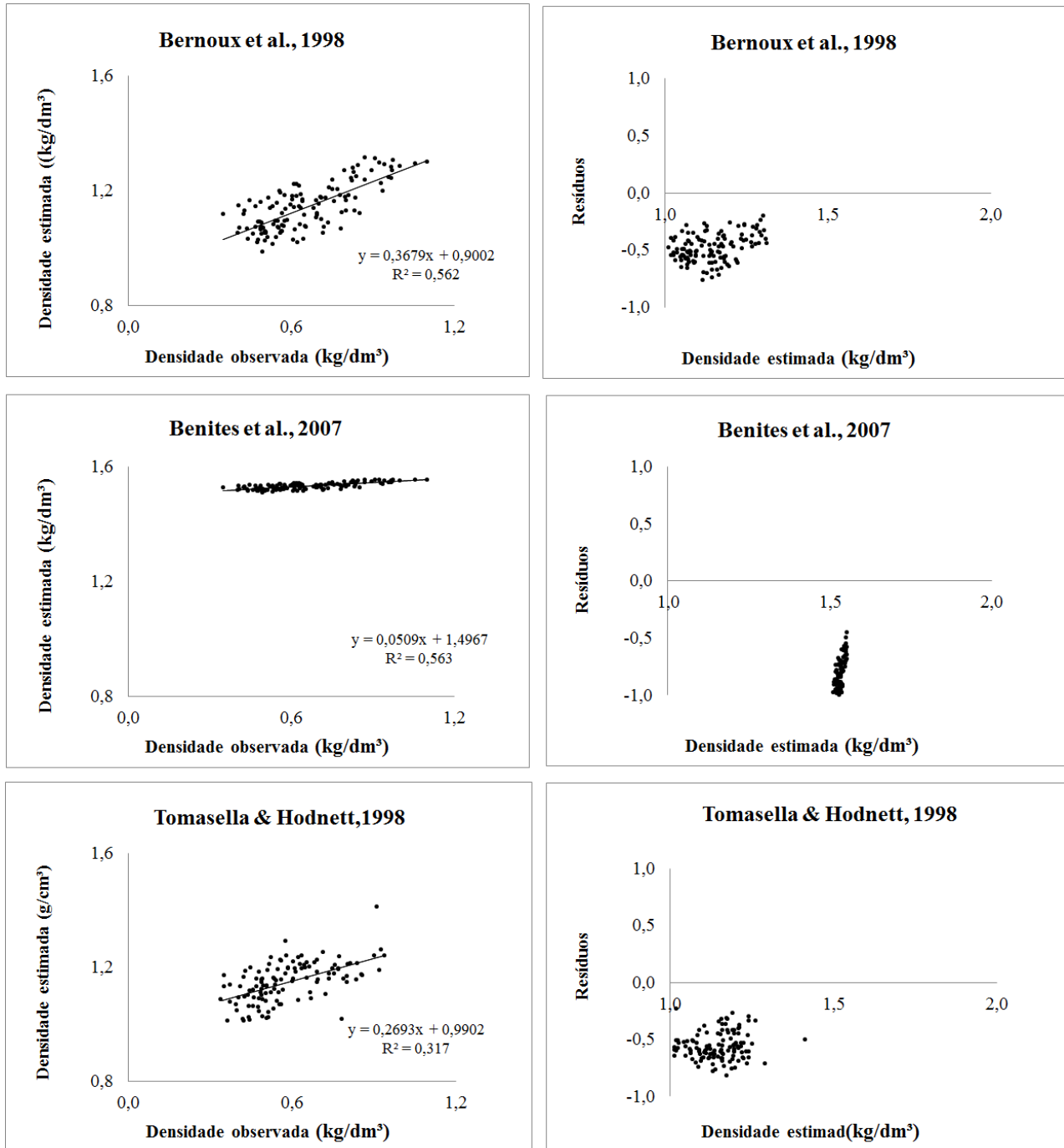


517

518

519

Figura 4. Resíduos das regressões *versus* valores estimados de densidade do solo.



520

521

522

Figura 5. Comparação do modelo de melhor ajuste com os modelos disponíveis na literatura.

523

Quadro 1. Estatísticas descritivas dos parâmetros de construção dos modelos

Parâmetro	Série para construção dos modelos			Série para validação dos modelos		
	Carbono (g/kg)	Argila (%)	pH_H <sub>2</sub> O	Carbono (g/kg)	Argila (%)	pH_H <sub>2</sub> O
<b>Média</b>	1,62	48,12	3,92	1,63	48,15	3,98
<b>Mediana</b>	1,59	49,68	4,02	1,62	50,71	4,06
<b>Máximo</b>	0,81	15,23	3,20	0,73	5,81	2,20
<b>Mínimo</b>	2,78	75,06	4,81	3,33	73,50	4,61
<b>Desvio-padrão</b>	0,42	15,36	0,37	0,39	16,67	0,37

524

525

Quadro 2. Matriz de correlação de Pearson

Matriz de Correlação de Pearson			
	Carbono	Argila	pH_H <sub>2</sub> O
Carbono	1,0		
Argila	0,8	1,0	
pH_H <sub>2</sub> O	-0,21	-0,40	1,0

526

527

Quadro 3. Resultados da seleção dos modelos de regressão (quadrados mínimos ordinários - OLS)

Modelo	Variáveis	Intercepto	#1_Carbono	#2_Argila	#3_pH	Desvio Padrão	AICc	R <sup>2</sup>
<b>1</b>	1, 2, 3	1,51	-0,06	-0,01	-0,07	0,09	-251,88	0,74
<b>2</b>	1, 2	1,19	-0,07	-0,01	...	0,10	-243,24	0,72
<b>3</b>	1	1,20	-0,32	...	...	0,12	-180,52	0,55
<b>4</b>	2, 3	1,49	...	-0,01	-0,08	0,09	-250,30	0,73
<b>5</b>	2	1,15	...	-0,01	...	0,10	-240,67	0,70
<b>6</b>	3	0,44	...	...	0,06	0,18	-73,070	0,01
<b>7</b>	1, 3	1,26	-0,33	...	-0,01	0,12	-178,73	0,55

528

529

Quadro 4. Teste de normalidade dos resíduos, Kolmogorov-Smirnov a 95% de significância.

<b>Teste de Kolmogorov-Smirnov</b>			
<b>Modelo</b>	<b>Valor crítico a 95 % = 0,12</b>	<b>valor p</b>	<b>Distribuição dos resíduos</b>
<b>1</b>	0,06	0,43	<b>normal</b>
<b>2</b>	0,05	0,43	<b>normal</b>
<b>3</b>	0,05	0,38	<b>normal</b>
<b>4</b>	0,04	0,75	<b>normal</b>
<b>5</b>	0,06	0,45	<b>normal</b>
<b>6</b>	<b>0,12</b>	<b>0,00</b>	<b>não normal</b>
<b>7</b>	0,06	0,65	<b>normal</b>

530

531

Quadro 5. Dados descritivos das densidades observadas e estimadas pelos modelos de regressão.

<b>Densidade (kg/dm<sup>3</sup>)</b>					
	<b>Observada em campo</b>	<b>Estimativa Modelo 4</b>	<b>Bernoux et al. (1998)</b>	<b>Benites et al. (2007)</b>	<b>Tomasella &amp; Hodnett (1998)</b>
<b>Média</b>	0,66	0,65	1,14	1,53	1,15
<b>Mediana</b>	0,62	0,63	1,14	1,53	1,16
<b>Mínimo</b>	0,35	0,37	0,99	1,51	1,01
<b>Máximo</b>	1,10	1,08	1,31	1,55	1,41

532