

MODELOS NÃO LINEARES MISTOS PARA DESCREVER O TEOR DE CARBONO ORGÂNICO NO SOLO

Marcello Neiva de MELLO¹
Carlos Tadeu dos Santos DIAS²
Lucieta Guerreiro MARTORANO³
Siglea Sanna de Freitas CHAVES²
Paulo Campos Christo FERNANDES³

- RESUMO: O objetivo deste trabalho foi modelar um conjunto de dados de teores de carbono orgânico ao longo do perfil do solo, em diferentes sistemas de uso da terra, com base na teoria de modelos mistos. Os solos foram coletados nas camadas 0-10, 10-20, 20-30, 30-40, 40-60, 60-80, 80-100, 100-130 e 130-150 cm, em três áreas distintas. Uma alta variabilidade no teor de carbono foi verificada nas camadas superficiais, por conta da maior incorporação de matéria orgânica existente. Modificando a estrutura que contém o efeito fixo e a que contém o efeito aleatório foi possível gerar modelos e testados pelo método da máxima verossimilhança. Os dados de carbono no solo foram estimados com alta precisão ao longo do perfil do solo, concluiu-se que o modelo misto foi eficiente para simular a dinâmica de carbono ao longo do perfil do solo em diferentes padrões de uso e cobertura.
- PALAVRAS-CHAVE: Solo; floresta secundária; *Schizolobium amazonicum*; *Khaya ivorensis*; modelos mistos.

1 Introdução

A Amazônia possui a maior floresta tropical úmida representando grande importância no processo de ciclagem de carbono (C) na atmosfera. A região desempenha papel importante no ciclo global do carbono, devido a sua extensão territorial e a quantidade que é armazenada tanto na vegetação, quanto no solo (AGUIAR *et al.*, 2012; ROSA *et al.* 2014). Autores como Morais *et al.* (2013) comentam que a distribuição de carbono varia de um local para outro, sendo observado, em geral, maior concentração de C na superfície e queda drástica dos seus teores com o aumento da profundidade do solo.

Estimativas apontam que no primeiro metro de profundidade os solos na Amazônia estocam cerca de 40 Pg (petagramas) de carbono, valor que corresponde a cerca de 3% de todo o carbono estocado no primeiro metro em solos do globo (CERRI *et al.*, 2007).

¹ Universidade Federal Rural da Amazônia - UFRA, Campus Capanema, CEP: 68700-030, Capanema, PA, Brasil. E-mail: marcello.neiva@ufra.edu.br

² Universidade de São Paulo - USP, Escola Superior de Agricultura "Luiz de Queiroz", LCE, Caixa Postal 9, CEP: 13418-900, Piracicaba, SP, Brasil, E-mail: ctsdias@usp.br; siglea@usp.br

³ Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária – EMBRAPA, Amazônia Oriental, Caixa Postal 48, CEP: 66095-903, Belém, PA, Brasil, E-mail: lucieta.martorano@embrapa.br; paulo.fernandes@embrapa.br

Portanto, alterações no uso do solo podem interferir na dinâmica da matéria orgânica (ASSAD *et al.*, 2013) e influenciar em mudanças climáticas (LAPOLA *et al.*, 2014). Sabe-se que a emissão de gases de efeito estufa pode provocar grandes implicações negativas no meio ambiente global, na economia e ainda no futuro (SZAKACS *et al.*, 2011).

Diante do exposto, nota-se que é de grande importância estudar os efeitos ocasionados pela mudança de uso do solo na Amazônia, uma vez que nos últimos anos esta Região passou por um intenso processo de abertura da fronteira agrícola. A implantação de pastagens e lavouras anuais ocasionou aumento significativo na retirada da cobertura natural e também foram elevadas as emissões de CO₂ na região Amazônica, segundo Brasil (2012).

Estudos como os de Luo *et al.* (2015) destacam um modelo que permite simular o crescimento de culturas e processos do solo em resposta ao clima e condições do solo. De acordo com Poeplau *et al.* (2011) que utilizaram modelo linear, modelos polinomiais e exponencial para modelar a dinâmica temporal do carbono orgânico no solo, estão cada vez mais em evidências.

A abordagem de modelos não-lineares vem sendo cada vez mais comum como, por exemplo, em estudos como de associação entre polimorfismos genéticos e crescimento em bovinos (PAZ *et al.*, 2004); descrição da liberação de nutrientes no solo (ZEVIANI *et al.*, 2012) e modelagem o volume de Eucalyptus, comparando com o modelo de Schumacher-Hall, já utilizado na literatura (GOUVEIA *et al.*, 2015).

Existe outra abordagem que envolve a utilização de modelos não-lineares mistos, já que estes são bastante flexíveis, uma vez que permitem a modificação da estrutura das matrizes de variâncias e covariâncias. Neste contexto, abordagens estatísticas com modelos não-lineares mistos tornam-se cada vez mais importantes para avaliar e explicar fenômenos da natureza.

Assim, o objetivo deste trabalho foi aplicar a teoria de modelos mistos a um conjunto de dados formado pelo teor de carbono ao longo do perfil do solo em diferentes sistemas de uso da terra, para modelar a dinâmica de carbono ao longo do espaço e propor um modelo coerente e robusto que pudesse representar este teor no solo.

2 Material e métodos

A pesquisa foi realizada na Fazenda Vitória, localizada no município de Paragominas, sudeste paraense, delimitado pelas coordenadas geográficas 2°59'58,37"S e 47°21' 21,29"W.

O clima do município é classificado como mesotérmico e úmido, em que a tipologia climática possui características de Am3, segundo metodologia Köppen, adaptada por Martorano *et al.*, 1993, representando 73% da área do município, contabilizando chuvas médias anuais entre 2000 a 2500 mm, sendo o trimestre menos pluvioso correspondente ao período de agosto a outubro. A temperatura média anual varia entre 23,3 °C a 27,3°C e a umidade relativa no ar apresenta média anual de 81%. Na área de estudo os Latossolo Amarelo de textura argilosa são predominantes.

Foram estudados três padrões distintos de uso e cobertura do solo:

i: Sistema agrossilvipastoril formado em 2009 por *Schizolobium parahyba* var *amazonicum* (Huber ex Ducke) e rotação de *Brachiaria ruziziensis* R. Germ Evrard com

Zea mays L.(milho). A rotação de culturas anuais permaneceu até o ano de 2012, sendo que após este período a área foi manejada apenas com a pastagem e a espécie florestal. Neste trabalho esta área é denominada PP;

ii: Sistema agrossilvipastoril formado em 2009 por *Khaya ivorensis* A. Chev. e rotação de *Brachiaria ruziziensis* R. Germ Evrard com *Zea mays* L.(milho). A rotação de culturas anuais permaneceu até o ano de 2012, após este período a área foi manejada apenas com a pastagem e a espécie florestal. Neste trabalho esta área é denominada PM;

iii: Floresta secundária, em regeneração natural há 38 anos. Esta área sucedeu uma pastagem em degradação agrícola (alta infestação de plantas daninhas), implantada no final da década de 1960. Neste trabalho esta área é denominada RN.

A coleta de solo foi feita no ano de 2013, na ocasião foi aberta uma trincheira em cada área de estudo, onde as amostras foram coletadas em três paredes entre as camadas 0-10, 10-20, 20-30, 30-40, 40-60, 60-80, 80-100, 100-130 e 130-150 cm.

Para a avaliação do teor de carbono (g kg⁻¹), as amostras de solo (TFSA) foram peneiradas em malha de 0,25 mm, maceradas e inseridas em cápsulas de estanho. Posteriormente, as amostras foram analisadas por espectrometria de massas em fluxo contínuo, em um analisador elementar Carlo Erba CHN 1110. Esses dados foram utilizados para testar os modelos não-lineares mistos para descrever o comportamento médio das respostas do teor de carbono (C), nos diferentes sistemas de produção, além da área com Floresta secundária. Foi considerado como a medida repetida no espaço (profundidade) e a heterogeneidade de variâncias neste espaço. De forma geral, o teor do elemento C na *i*-ésima amostra (indivíduo), na *j*-ésima profundidade do *u*-ésimo sistema pode ser representado por $y_{iju} = \beta_{0u} x_{ij}^{-\beta_{1u}} + \varepsilon_{iju}$, em que x_{ij} é a profundidade na *i*-ésima amostra ($i = 1, \dots, N$), na *j*-ésima profundidade ($j = 1, \dots, n_i$). Em termos de modelos mistos, tem-se que $y_{iju} = \beta_{0u} x_{ij}^{-(\beta_{1u} + b_{1i})} + \varepsilon_{iju}$, em que β_{0u} é o valor médio do teor em estudo no sistema, β_{1u} é a taxa de acúmulo deste teor, b_{1i} é o efeito aleatório associado a β_{1u} , independente e identicamente distribuído como $N(0, \sigma^2 b)$ e ε_{iju} é o erro aleatório associado a y_{iju} , independente e identicamente distribuído como $N(0, \sigma^2 \varepsilon)$, e independentes de b_{1i} . Nesta forma, o efeito aleatório entra de forma não-linear no modelo.

O método da máxima verossimilhança (MV) consiste em maximizar a função de verossimilhança das observações em relação aos efeitos fixos e aos componentes de variância. As estimativas obtidas do vetor de componentes de variâncias são sempre não negativas e viesadas já que o método não considera a perda de graus de liberdade resultante da estimação dos efeitos fixos do modelo (SEARLE *et al.*, 1992).

No método da máxima verossimilhança restrita (MVR) a função de verossimilhança é dividida em duas partes sendo uma delas totalmente livre dos efeitos fixos. Assim, Verbeke e Molenberghs (2000) citam que para verificar a melhor estrutura que represente o efeito fixo deve-se utilizar o método MV e para o efeito aleatório o MVR.

Utilizando a estratégia *top-down*, selecionou-se o termo de efeito fixo. Como verificado anteriormente, o ajuste do modelo consistirá em considerar os parâmetros β_0 e β_1 ambos como de efeito fixo e aleatório, denominado de f1C.0.0. Será utilizado como nomenclatura f1C para identificar que o modelo é o primeiro modelo ajustado (f1) para carbono (C), com matriz de associada ao efeito aleatório (D) a positiva definida geral e matriz associada ao resíduo (R) = $\sigma^2 I$. Para selecionar o termo de efeito fixo será utilizado

o método da máxima verossimilhança. Todos os resultados foram obtidos no *software* R (R CORE TEAM, 2016), utilizando o pacote NLME.

Para seleção de modelos, foram utilizados os critérios de informação de Akaike (*AIC*), Bayesiano (*BIC*), além do teste da razão de verossimilhança. O cálculo do *AIC* de um determinado modelo é dado por $AIC = -2\log L(\hat{\beta}) + 2k$, em que $L(\hat{\beta})$ é o valor da função de máxima verossimilhança do modelo que, se não linear, terá sido obtida pelas estimativas do processo de maximização e k que é o número total de parâmetros de efeito fixo e do efeito aleatório.

O *BIC* penaliza os modelos com maior número de parâmetros e pode ser calculado a partir de $BIC = -2\log L(\hat{\beta}) + k \log(N)$. Valores baixos para os critérios indicam melhor ajuste do modelo ao conjunto de dados.

O teste da razão de verossimilhança envolve a comparação dos valores dos logaritmos das funções de verossimilhança maximizada sem restrição e restrita sob H_0 , ou seja, a comparação de $L(\hat{\theta})$ e $L(\hat{\theta}_0)$. A estatística do teste é dada por $TRV = 2[\log L(\hat{\theta}) - \log L(\hat{\theta}_0)]$.

3 Resultado e discussão

Os valores iniciais obtidos para os parâmetros, pelo método de Gauss-Newton foram β_0 estimado foi de 8,9281 e β_1 estimado foi de 0,6701.

A partir teste de razão de verossimilhança para a comparação dos modelos f1C.0.0 ($\log(veros)=49,95$) e f2C.0.0 ($\log(veros)=58,60$), ambos ajustados por MV, verificou-se que a inclusão do efeito aleatório do sistema resultou em significativa ($p = 0,0017$), o que implica que o modelo f2C.0.0 é o mais adequado. A hipótese aqui consiste em não mais ter uma curva média que explique toda a variabilidade do teor de C em função das profundidades, e sim, três curvas médias, sendo uma para cada sistema.

A correlação entre os parâmetros no efeito aleatório é bem pequena, praticamente zero, um indicativo de que uma positiva definida geral não é a mais adequada, já que esta apresenta um parâmetro para a covariância entre b_{0i} e b_{1i} . Para verificar outras estruturas que melhor representem a matriz positiva definida D, algumas estruturas serão testadas. Tem-se como estruturas de matrizes a positiva definida geral, diagonal e identidade. Todos os ajustes foram feitos a partir do método MVR, inclusive o modelo f2C.0.0.

Os resultados apresentados na Tabela 1 indicam que o modelo f2C.2.0, com a estrutura de uma matriz identidade, assumindo covariâncias iguais para os efeitos aleatórios, é o modelo que apresenta menor valor para os critérios informação de *AIC* e *BIC*, além de ser o mais indicado segundo o teste da razão de verossimilhança (*TRV*), indicado pelo logaritmo da verossimilhança ($\log(veros)$). A partir deste resultado, pode-se verificar a qualidade de ajuste do modelo f2C.2.0, pelo diagnóstico de modelo.

Tabela 1 – Teste da razão de verossimilhança entre os modelos f2C.0.0, f2C.1.0 e f2C.2.0, sobre efeitos aleatórios

Modelo	D	GL	AIC	BIC	log(veros)	Comparação	χ^2	p
f2C.0.0	Positiva definida	10	-74,05	-50,87	47,02			
f2C.1.0	Diagonal	9	-76,05	-55,19	47,02	f2C.0×f2C.1	8,897e-08	0,9998
f2C.2.0	Identidade	8	-78,05	-59,51	47,02	f2C.1×f2C.2	5,999e-08	0,9998

Tabela 1 - (continuação) – Teste da razão de verossimilhança entre os modelos f2C.0.0, f2C.1.0 e f2C.2.0, sobre efeitos aleatórios

Modelo	Comparação	χ^2	p
f2C.0.0			
f2C.1.0	f2C.0×f2C.1	8,897936e-08	0,9998
f2C.2.0	f2C.1×f2C.2	5,999479e-08	0,9998

É possível verificar, na Figura 1(a) e 1(b) que não existe homogeneidade de variância dos resíduos, ou seja, profundidades diferentes apresentam diferentes variabilidades nos resíduos. Na Figura 1(c) verifica-se que os valores observados e os valores preditos não apresentam boa concordância.

Por último, o gráfico de resíduos studentizados versus os quantis da distribuição Normal padrão, representado na Figura 1(d), indicando o modelo não está bem ajustado, já que é possível visualizar um possível padrão diferente de uma reta e pontos atípicos nas extremidades da reta. Todavia, fazendo um recorte entre na parte central verifica-se que o modelo misto foi eficiente ao estimar o carbono no solo nessas profundidades, evidenciando que os testes da razão de verossimilhança podem ser aplicados em modelos que analisam carbono no solo.

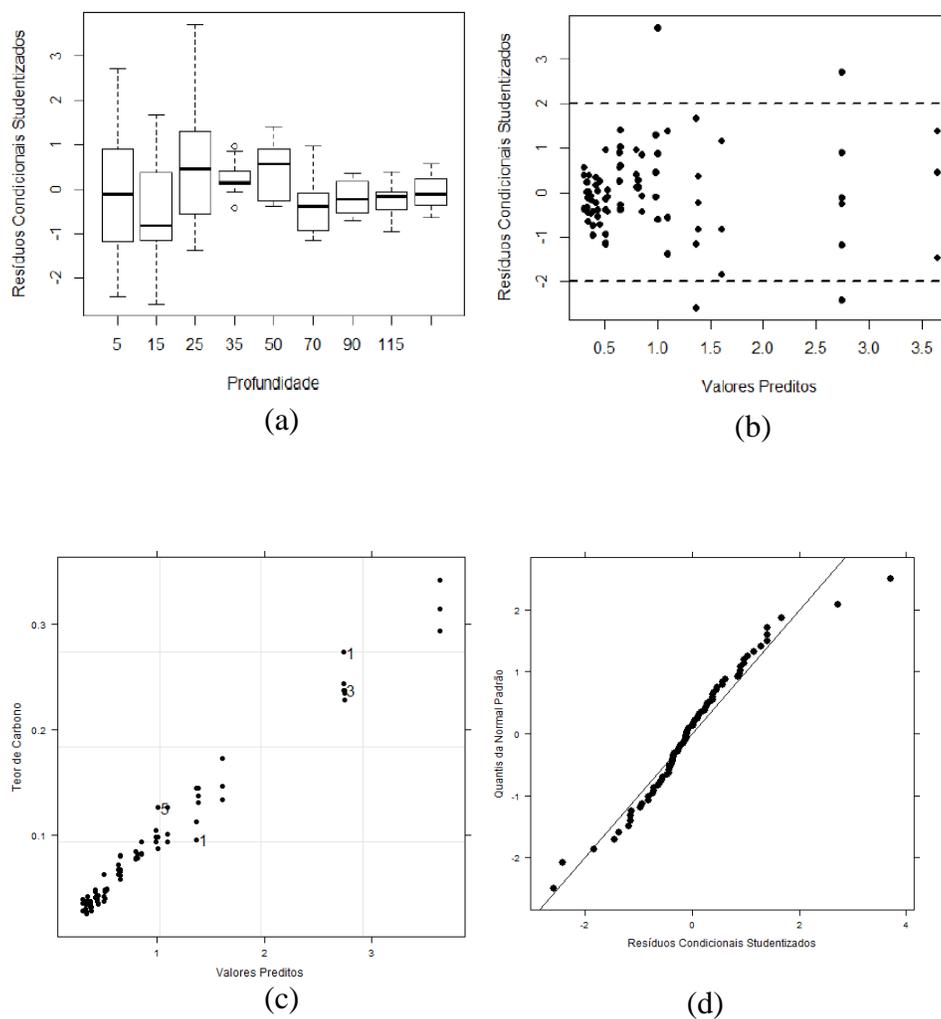


Figura 1 - Resíduos condicionais studentizados por profundidade, (b) resíduos condicionais studentizados versus valores preditos, (c) valores preditos versus valores observados e (d) gráfico dos quantis da normal padrão referentes ao modelo f2C.2.0.

Assim, novamente faz-se necessário procurar outras estruturas para a matriz de erros intra indivíduos R_i , as quais possam considerar diferentes valores para variâncias e covariâncias.

Escolhido o modelo mais adequado, testam-se agora estruturas para a matriz de covariâncias do erro R_i . Como padrão do *software* R a matriz R_i é a componente de variâncias (CV) que foi utilizada no modelo f2C.2.0. Para modificar a matriz R_i , utiliza-se a classe de funções de variância contidas na classe “varFunc”.

Para construção do modelo f2C.2.A, utiliza-se a função “varPower()” ou potência da variância da covariada e varIdent(form= ~ 1|Camada) para f2C.2.B no argumento “weights”. O que se faz aqui é criar uma função da variância, reformulando a estrutura da matriz de covariâncias intra-indivíduos. Podemos ainda, criar uma variável auxiliar, “Var”, a qual admite que a variabilidade estabilize a partir da quarta profundidade, ou seja, considerou-se que as profundidades 30-40, 40-60, 60-80, 80-100, 100-130 e 130-150 cm ganharam estabilidade. Assim, o modelo f2C.2.C é proposto com a mudança “weights = varIdent(form= ~ 1|Var)”.

Tabela 2 – Teste da razão de verossimilhança entre os modelos f2C.0.0, f2C.2.A e f2C.2.C, sobre estruturas da matriz **R**

Modelo	R	GL	AIC	BIC	log(veros)
f2C.2.0	Identidade	8	-78,05	-59,51	47,02
f2C.2.A	varPower()	11	-111,71	-82,22	66,85
f2C.2.B	varPower()	13	-107,44	-77,31	66,72
f2C.2.C	varPower()	18	-109,74	-68,02	72,87

Tabela 2 (continuação) – Teste da razão de verossimilhança entre os modelos f2C.0.0, f2C.2.A e f2C.2.C, sobre estruturas da matriz **R**

Comparação	χ^2	p
f2C.2.0 × f2C.2.A	39,67	<0,0001
f2C.2.A × f2C.2.C	0,27	0,8752
f2C.2.C × f2C.2.B	12,29	0,0310

Baseado nos resultados dos testes da razão de verossimilhança e nos valores dos critérios de informação AIC e BIC, a estrutura de covariância escolhida como adequada foi a que contém a função de variância “varPower()” do modelo f2C.2.A. Mais detalhes sobre função de variância podem ser encontrados em Pinheiro e Bates (2000). A verificação dos pressupostos foi feita por análise gráfica dos resíduos.

Na Figura 2(a) verifica-se que existe uma melhora do ajuste de f2C.2.A em relação ao modelo f2C.2.0 na variação dentro de cada profundidade. Pode ser visto ainda, na Figura 2(b), a melhora na homogeneidade de variância, apesar de 2 valores de resíduos estarem fora do intervalo de -2 a 2.

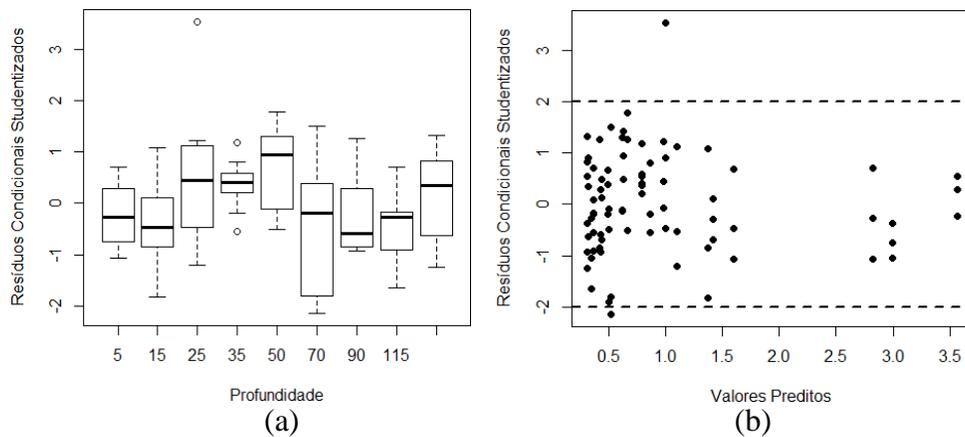


Figura 2 - (a) resíduos condicionais studentizados por profundidade, (b) resíduos condicionais studentizados versus valores preditos.

Na Figura 3(a) nota-se que os valores observados e os valores preditos apresentam concordância, pois a linha do modelo e os pontos observados no campo são praticamente coincidentes. A Figura 3(b) indica que a pressuposição de normalidade para erros intraindivíduos é aceitável, o que pode ser confirmado com o teste de normalidade de Shapiro-Wilk que apresenta estatística $W = 0,9769$ e valor- $p = 0,1519$.

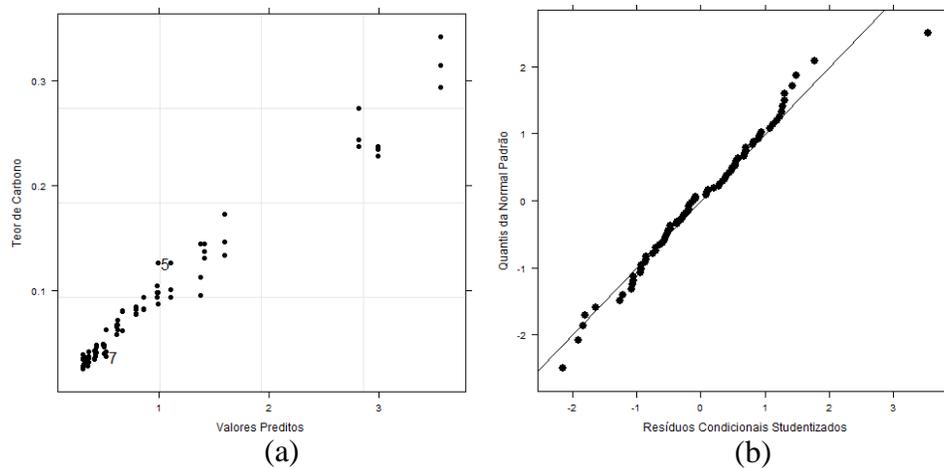


Figura 3 - (c) valores preditos versus valores observados e (d) gráfico dos quantis da distribuição normal padrão referentes ao modelo f2C.2.A.

O diagnóstico mostrou que, apesar do ajuste não contemplar toda a variabilidade dos dados de campo, foi considerado parcimoniosamente adequado para modelar o teor de

carbono, pois houve uma significativa melhora dos resíduos em relação ao ajuste inicial. Assim, a Figura 4 apresenta o ajuste das curvas do modelo com estrutura da matriz identidade para matriz D e “varPower” para a matriz R_i , aos dados observados do teor de carbono, para cada amostra. Vale ressaltar que houve um ajuste aparente eficiente nas camadas intermediárias do solo.

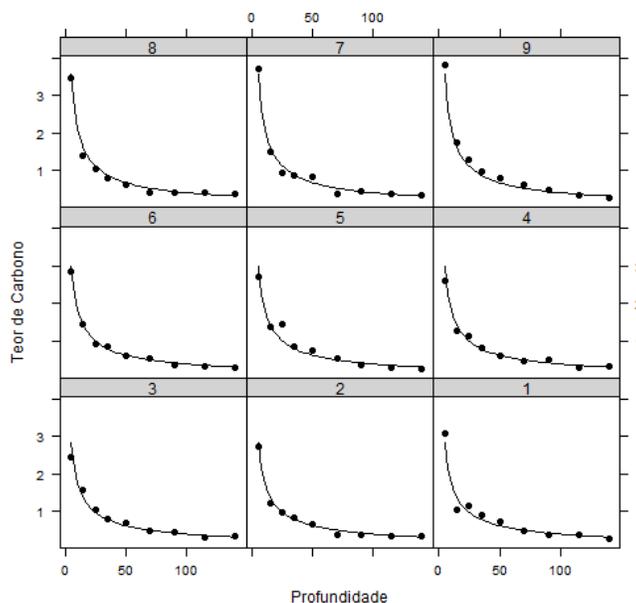


Figura 4 - (c) valores preditos versus valores observados e (d) gráfico dos quantis da distribuição normal padrão referentes ao modelo f2C.2.A.

Conclusões

1. Utilização do modelo não-linear misto é a alternativa aparente mais adequada.
2. O modelo f2C.2.A, com estrutura assumindo covariâncias iguais para efeitos aleatórios e estrutura varPower para resíduo, foi o que melhor se ajustou aos dados observados de carbono no solo.

Agradecimentos

Agradecimentos à EMPRABA, ao projeto PC 7, ao projeto PECUS e à CAPES, pela concessão de bolsa e aos revisores e editores pelos comentários e sugestões.

MELLO, M. N.; DIAS, C. T. S.; MARTORANO, L. G. Mixed nonlinear models to describe carbon content in soil. *Rev. Bras. Biom.* Lavras, v.36, n.1, p.230-240, 2018.

- *ABSTRACT: The aim of this study was to model organic carbon dataset along with a soil profile in different land use systems using mixed models theory. The samples were collected in layers 0-10, 10-20, 20-30, 30-40, 40-60, 60-80, 80-100, 100-130, and 130-150 cm deep in three areas.*

High carbon content variability was found in the surface layers due to greater incorporation of organic matter. By changing the structure containing the fixed effect and the one containing the random effect, models could be generated and tested by the maximum likelihood method. The model that performed validation through residue analysis expressed significant effects, which indicates improvements compared to the initial fit. The soil carbon data estimation was highly precise along the soil profile. It is concluded that the mixed model was efficient in simulating the carbon dynamics along the soil profile in different soil use and coverage patterns.

- **KEYWORDS:** Soil; secondary forest; *Schizolobium amazonicum*; *Khaya ivorensis*, mixed models.

Referências

AGUIAR, A. P. D.; OMETTO, J. P.; NOBRE, C.; LAPOLA, D. M.; ALMEIDA, C.; VIEIRA, I. C.; SOARES, J. V.; ALVALA, R.; SAATCHI, S.; VALERIANO, D.; CASTILLA - RUBIO, J. C. 2012. Modeling the spatial and temporal heterogeneity of deforestation - driven carbon emissions: the INPE - EM framework applied to the Brazilian Amazon. *Global Change Biology*, v.18, n.11, p.3346 – 3366, 2012.

ASSAD, E. D.; PINTO, H. S.; MARTINS, S. C.; GROppo, J. D.; SALGADO, P. R.; EVANGELISTA, B.; VASCONCELLOS, E.; SANO, E. E.; PAVÃO, E.; LUNA, R.; CAMARGO, P. B.; MARTINELLI, L. A. 2013. Changes in soil carbon stocks in Brazil due to land use: paired site comparisons and a regional pasture soil survey. *Biogeosciences*, v.10, p.6141-6160, 2013.

BRASIL. *Plano setorial de mitigação e de adaptação às mudanças climáticas para a consolidação de uma economia de baixa emissão de carbono na agricultura*. Brasília: Ministério da Agricultura, Pecuária e Desenvolvimento. 2012. 173 p. Disponível em http://www.agricultura.gov.br/arq_editor/download.pdf. Acesso em: 15 set. 2013.

CERRI, C. E. P.; EASTER, M.; PAUSTIAN, K.; KILLIAN, K.; COLEMAN, K.; BERNOUX, M.; FALLOON, P.; POWLSON, D. S.; BATJES, N. H.; MILNE, E.; CERRI, C. C. Predicted soil organic carbon stocks and changes in the Brazilian Amazon between 2000 and 2030. *Agriculture, Ecosystems and Environment*, v.122, p.58-72, 2007.

GOUVEIA, J. F.; SILVA, J. A. A.; FERREIRA, R. L. C.; GADELHA, F. H. L.; LIMA FILHO, L. M. A. Modelos volumétricos mistos em clones de *Eucalyptus* no polo gessieiro do Araripe, Pernambuco. *Revista Floresta*, v.35, n.3, p.587-598, 2015.

LAPOLA, D. M.; MARTINELLI, L. A.; PERES, C. A.; OMETTO, J. P. H. B.; FERREIRA, M. E.; NOBRE, C. A.; AGUIAR, A. P. D.; BUSTAMANTE, M. M. C.; CARDOSO, M. F.; COSTA, M. H.; JOLY, C. A.; LEITE, C. C.; MOUTINHO, P.; SAMPAIO, G.; STRASSBURG, B. B. N.; VIEIRA, I. C. G. Pervasive transition of the Brazilian land-use system. *Nature Climate Change*, v.4, p.27-35, 2014.

LUO, Z.; WANG, E.; ZHENG, H.; BALDOCK, J. A.; SUN, O. J.; SHAO, Q. Convergent modeling of a past soil organic carbon stocks but divergent projections. *Biogeosciences*, v.12, p.4373-4383, 2015.

MARTORANO, L. G.; PEREIRA, L. C.; CEZAR, E. G. M.; PEREIRA, I. C. B. *Estudos climatológicos do Estado do Pará, classificação climática (Köppen) e deficiência hídrica (Thornthwhite, Mather)*. Belém: Sudam, 1993 (Boletim).

- MORAIS, V. A.; SILVA, C. A.; SCOLFORO, J. R. S.; MELLO, J. M.; ARAÚJO, E. J. G.; ASSIS, E. A. Modelagem do Teor de carbono orgânico em solos de fragmentos de cerrado de Januária e Bonito de Minas, Minas Gerais. *Pesquisa Florestal Brasileira*, v. 33, n.76, p.343-354, 2013.
- PAZ, C. C. P.; PACKER, I. U.; FREITAS, A. R.; TAMBASCO, D. D.; REGITANO, L. C. A.; ALENCAR, M. M. Influência de polimorfismos genéticos sobre os parâmetros da curva de crescimento de bovinos de corte. *Revista Brasileira de Zootecnia*, v.33, n.4, p.858-869, 2004.
- PINHEIRO, J. C.; BATES, D. M. *Mixed-Effects Models in S and S-PLUS*. New York: Springer-Verlag, 2000. 528p.
- POEPLAU, C.; DON, A.; VERTERDAL, L.; LEIFELD, J. WESEMAEL, B. V.; SCHUMACHER, J.; GENSIOR, A. Temporal dynamics of soil organic carbon after land-use change in the temperate zone – carbon response functions as a model approach. *Global Change Biology*. v.17, p.2415-2427, 2011.
- R CORE TEAM. *R: a language and environment for statistical computing*. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. 2016.
- RODRIGUES, T. E.; SILVA, R. C.; SILVA, J. M. L.; OLIVEIRA JÚNIOR, R. C.; GAMA, J. R. N. F.; VALENTE, M. A. Caracterização e classificação dos solos do município de Paragominas, Estado do Pará. Belém: Embrapa Amazônia Oriental. 51p. (Documentos 162). 2003.
- ROSA, R.; SANO, E. E.; ROSENDO, J. S. Estoque de carbono em solos sob pastagens cultivadas na bacia hidrográfica do rio Paranaíba. *Soc & Nat*. v.26, n.2, p.333-351, 2014.
- SEARLE, S. R.; CASELLA, G.; McCULLOCH, C. E. *Variance Components*. New York: John Wiley, 1992. 509p.
- SZAKACS, G. G. J.; CERRI, C. C.; HERPIN, U.; BERNOUX, M. Assessing soil carbon stocks under pastures through orbital remote sensing. *Scientia Agricola*, v.68, n.5, 2011.
- VERBEKE, G.; MOLENBERGHS, G. *Linear mixed models for longitudinal data*. New York: Springer-Verlag, 2000. 568p.
- ZEVIANI, W.M.; SILVA, C.A.; CARNEIRO, W.J.O; MUNIZ, J.A. Modelos não lineares para a liberação de potássio de esterco animais em latossolos. *Ciência Rural*, v.12, n.10, p.1798-1796, 2012.

Recebido em 10.09.2016

Aprovado após revisão em 25.04.2017