

Marina de Souza Leonel Vilela¹, Edilson Marcelino Silva², Ariana Campos Frühauf³, Édipo Menezes da Silva⁴ Joel Augusto Muniz⁵ Tales Jesus Fernandes⁶

¹ Universidade Federal de Lavras (UFLA), graduada em Zootecnia, marina.vilela@estudante.ufla.br

² Universidade Federal de Lavras (UFLA), pós doutorando em Estatística e Experimentação Agropecuária, edilsonmg3@hotmail.com

³ Universidade Federal de Lavras (UFLA), doutora em Estatística e Experimentação Agropecuária, arianafruhauf@gmail.com

- 4 Universidade Federal de Lavras (UFLA), doutorando em Estatística e Experimentação Agropecuária, ediposvm01@gmail.com
- ⁵Universidade Federal de Lavras (UFLA), professor titular, joamuniz@ufla.br
- ⁶ Universidade Federal de Lavras (UFLA), professor adjunto, tales.jfernandes@ufla.br

Submetido em: 14/12/2021 Aceito em: 25/04/2022

Resumo

Plantios de árvores são uma importante forma para recuperação de áreas degradadas, no entanto, a qualidade do resíduo vegetal adicionado ao solo influencia a taxa de decomposição da matéria orgânica e, consequentemente, a disponibilidade de carbono. As curvas de mineralização do carbono ao longo do tempo possibilitam o entendimento da decomposição dos resíduos orgânicos e o melhor manejo dos solos. Os modelos de regressão não lineares têm sido utilizados para descrever a dinâmica de mineralização do carbono ao longo do tempo, pois resumem as informações contidas nos dados em apenas alguns parâmetros com interpretações práticas. Assim, este trabalho foi realizado com o objetivo de avaliar os modelos não lineares Cabrera, Juma e Stanford & Smith para descrever a mineralização de carbono do solo nos seguintes plantios: Floresta secundária, Acacia *auriculiformis*, Mimosa *caesalpiniifolia* e Pastagem, obtidos desde a primeira até a vigésima semana. Toda a parte computacional envolvida nos ajustes e análises foi realizada utilizando o software estatístico R. Foi selecionado o modelo de regressão mais adequado para a descrição da mineralização do carbono no solo para cada cobertura vegetal com base nos seguintes critérios: coeficiente de determinação ajustado (R²_{al}), desvio-padrão residual (DPR) e critério de informação de Akaike (AIC). Para Acácia, o modelo Cabrera foi indicado como melhor para descrever esse tratamento. Para Floresta e Pastagem, o modelo Juma obteve melhor ajuste, e o modelo Stanford & Smith descreveu melhor o tratamento Mimosa.

Palavras-chave: Ciclagem de nutrientes. Dióxido de carbono. Solo florestal. Modelos de regressão.

Introdução

À medida que folhas, galhos e raízes são incorporados ao solo e sofrem o processo de decomposição, ocorre liberação de nutrientes no solo melhorando sua fertilidade e, consequentemente, disponibilização para as árvores (BARRETO *et al.*, 2010; GODINHO *et al.*, 2014). Além disso, a plantação de árvores é uma alternativa para recuperação de áreas degradadas (NUNES *et al.*, 2016), mas pouco se sabe sobre os ecossistemas naturais e ciclagem de nutrientes em florestas nativas e plantações florestais no Brasil (GODINHO *et al.*, 2014; MORAIS *et al.*, 2017).

Segundo Pulrolnik (2009), a quantidade de carbono mineralizada é proporcional à

quantidade de carbono orgânico no solo, sendo assim, nos primeiros dias, a quantidade de CO_2 liberada é maior, visto que apresenta a maior quantidade de carbono orgânico, além disso, o carbono das substâncias facilmente degradável é mineralizado. Com o passar do tempo, a quantidade de CO_2 liberada reduz, devido à menor quantidade de carbono orgânico e à presença de substâncias mais resistentes. Esse comportamento pode ser descrito por funções matemáticas que constituem modelos de regressão não lineares (PAULA *et al.*, 2020).

O conhecimento das curvas de mineralização do carbono ao longo do tempo é de fundamental importância para o entendimento da dinâmica de decomposição de resíduos orgânicos e para auxiliar nas práticas de manejo do solo mais favoráveis. Os modelos não lineares têm sido amplamente utilizados para descrever as curvas de mineralização de carbono, pois fornecem bom ajuste e, além disso, resumem as informações contidas nos dados em apenas poucos parâmetros, fornecendo valores de estimativas com interpretações biológicas e práticas úteis para os pesquisadores e produtores (FERNANDES et al., 2015; FERNANDES et al., 2017; FRUHAUF et al., 2020; JANE et al., 2019; JANE et al, 2020a; SILVA et al., 2020b).

Entre os modelos não lineares, o mais utilizado para descrever a dinâmica do carbono no solo é o Stanford & Smith (ANDRADE et al., 2016; ANDRADE et al., 2015), inclusive há dados de decomposição de serapilheira (BARRETO et al., 2010; NUNES et al., 2016). É um modelo com dois parâmetros que representam o carbono potencialmente mineralizável e a constante de mineralização. O modelo Cabrera tem apresentado bons ajustes em processos que apresentam duas fases de mineralização, uma facilmente mineralizável com comportamento exponencial e outra resistente com comportamento constante (PAULA et al., 2020; PEREIRA et al., 2009; SILVA et al., 2020a; SILVA et al., 2019a; SILVA et al., 2019b; ZEVIANI et al., 2012). Outro modelo utilizado é o não linear Juma (PAULA et al., 2019; PEREIRA et al., 2005), com dois parâmetros que apresentam interpretação prática direta, carbono potencialmente mineralizável e tempo de meia-vida, respectivamente.

O objetivo deste estudo é avaliar o ajuste dos modelos de regressão não lineares Cabrera (1993), Juma *et al.* (1984) e Stanford & Smith (1972) para descrever a mineralização de carbono de solo com as seguintes plantações: Floresta secundária, Acacia *auriculiformis*, Mimosa *caesalpiniifolia* e pastagem; bem como identificar o modelo mais adequado para descrever a dinâmica de decomposição de cada plantação.

Material e métodos

Os dados utilizados para os ajustes dos modelos foram extraídos de Nunes *et al.* (2016) e correspondem aos resultados em média de um experimento que avaliou a mineralização do carbono em solo degradado com diferentes coberturas de plantas. O experimento foi realizado no norte do estado do Rio de Janeiro.

solos são Latossolos Amarelo-0s Avermelhados com textura argilosa. A área experimental foi composta por guatro locais de estudo, na mesma elevação acima do nível do mar e um ao lado do outro, com os seguintes plantios: Floresta secundária, Acacia auriculiformis, Mimosa caesalpiniifolia e pastagem. Dois sítios suportaram povoamentos puros da espécie arbórea Acacia auriculiformis e Mimosa caesalpiniifolia. As árvores de ambos os locais tinham 14 anos, plantadas no espaçamento de 3 m x 2 m. O terceiro local foi uma pastagem degradada que suporta Melinis minutiflora P. Beauv. (grama), Paspalum maritimum Trin. (capim pernambucano) e Imperata brasiliensis Trin. (grama). O quarto local foi uma floresta secundária sujeita a perturbações antropogênicas (colheita), com densos povoamentos de árvores que incluíam espécies em diferentes estádios sucessionais e a leguminosa nativa Anadenanthera colubrine. O acúmulo de serapilheira no quarto local foi de cerca de 6,7 Mg ha⁻¹.

Amostras de solos foram coletadas da profundidade de 0 a 10 cm em quatro parcelas uniformes de cada plantio (em termos de homogeneidade do solo, densidade, declividade e idade das árvores) do meio de cada local. As amostras do solo foram separadas para remoção de torrões, peneiradas em malha de 2 mm e homogeneizadas; raízes e resíduos visíveis de plantas e animais foram removidos das amostras. A umidade foi padronizada para 40 % da capacidade máxima de saturação do solo. Um experimento de incubação aeróbica em laboratório foi conduzido usando o delineamento inteiramente casualizado com quatro repetições e as quatro coberturas vegetais foram os tratamentos. O CO_2 liberado foi medido após 1, 2, 3, 4, 6, 8, 12, 16 e 20 semanas de incubação.

O CO₂ liberado durante o período de incubação foi usado para medir a taxa de mineralização de C no solo. Na parte superior de cada tubo de percolação, um recipiente de vidro foi fixado na tampa por meio de uma haste plástica; 10 mL de 1 M NaOH foram então adicionados ao recipiente para absorver o CO₂ liberado durante a incubação. Após a adição do NaOH ao recipiente de vidro, as extremidades do percolador foram imediatamente fechadas para evitar a absorção ambiental de CO₂. Assim, após cada período de incubação, a solução de 1 M NaOH dos recipientes foi trocada e os percoladores foram então vedados novamente. Os níveis de C-CO₂ na solução de NaOH foram determinados por titulação potenciométrica com 0,5 M HCI.

Os modelos não lineares avaliados foram: Cabrera (1), Juma (2) e Stanford & Smith (3) com as seguintes equações:

 $C_i = C_1(1 - \exp(-k_1 t_i)) + k_0 t_i + u_i$; (1)

$$C_i = C_0 t_i / (v + t_i) + u_i$$
; (2)

$$C_i = C_0(1 - \exp(-kt_i)) + u_i$$
; (3)

em que $u_i = \phi_1 u_{i-1} + \ldots + \phi_p u_{i,p} + \varepsilon_i$, com $i = 1, 2, \ldots$, n e n o número de tempos em que foram realizadas as medições; u_i é o resíduo do ajuste no i-ésimo tempo; ϕ_1 é o parâmetro autoregressivo de ordem 1; u_{i-1} é o resíduo do ajuste do tempo imediatamente anterior à i-ésima medida; ϕ_p é o parâmetro autoregressivo de ordem p; $u_{i,p}$ é o resíduo do ajuste em p tempos anterior à i-ésima medida; ε_i é o resíduo branco, com distribuição normal com média zero e variância constante σ^2 , ou seja, $\varepsilon_i \sim N(0,\sigma^2)$. Nos modelos, quando os resíduos forem independentes, os parâmetros ϕ_i serão nulos e, em consequência, $u_i = \varepsilon_i$ (MAZZINI *et al.*, 2005).

Nas equações 1, 2 e 3, C_i define o valor médio da quantidade de carbono mineralizado nos tempos t_i em semanas; C_0 indica o valor da quantidade de carbono potencialmente mineralizável; C_1 representa a quantidade de carbono facilmente mineralizável; k, k_1 , k_0 são taxas de mineralização; v tempo de meia-vida; t_i refere-se ao tempo da i-ésima mensuração, expresso em semanas (PEREIRA *et al.*, 2005). Para o ajuste dos modelos, foi utilizado o software R (R DEVELOPMENT CORE TEAM, 2020).

A estimação dos parâmetros C₀, C₁, k, k₁, k₀ e v dos modelos foi feita pelo método de mínimos quadrados, por meio do qual é obtido o Sistema de Equações Normais (SEN) não linear. No caso de modelos não lineares, o sistema não apresenta uma solução direta, sendo necessária a utilização de algoritmos iterativos de busca numérica para obter as estimativas dos parâmetros (DRAPER; SMITH, 2014; OLIVEIRA et al., 2013; RIBEIRO et al., 2018a; PRADO et al., 2020). Vários processos iterativos são descritos na literatura, sendo que foi utilizado neste trabalho o algoritmo de Gauss-Newton. Esse algoritmo considera a expansão em série de Taylor para aproximar o modelo de regressão não linear com termos lineares e, então, aplicar o método dos mínimos quadrados ordinários para a estimação dos parâmetros (RIBEIRO et al., 2018b; SILVA et al., 2019c; SILVA et al., 2021; SILVEIRA et al., 2018).

Para verificar os pressupostos dos modelos de regressão foram feitos os testes: Shapiro-Wilk, para verificar o pressuposto de normalidade dos erros; Breusch-Pagan, para verificar a hipótese de que os erros são homocedásticos e o teste de Durbin-Watson, para verificar a independência dos erros. Quando o teste de Durbin-Watson rejeitou a hipótese nula de que os erros experimentais foram independentes, os erros do modelo foram considerados da seguinte maneira: $u_i = \phi_1 u_{i-1} + \epsilon_i$, em que ϕ_1 é o parâmetro de autocorrelação de primeira ordem AR(1) e ε_i é o ruído branco (FRUHAUF, et al., 2022; JANE, et al., 2020b; MORETTIN; TOLOI, 2006). Nos casos em que a suposição de normalidade foi atendida, estimou-se o intervalo de confiança com 95 % de probabilidade para os parâmetros dos modelos com base na expressão:

$$IC(\beta i) : b_i \pm t(\nu; 0; 025).S(b_i)$$

em que: $b_i \in a$ estimativa para o parâmetro (β_i); S(b_i) é o erro padrão da estimativa e t(v;0;025) é o quantil superior da distribuição t de Student, considerando $\alpha = 5 \%$ e o grau de liberdade v=n-d, em que $d \in o$ número de parâmetros do modelo.

Os modelos serão comparados quanto à qualidade do ajuste e será indicado qual o modelo mais adequado para descrever a curva de mineralização em função do tempo. Foram utilizados os seguintes critérios:

i. Coeficiente de determinação ajustado, R_{aj}^2 :

$$R_{aj}^2 = 1 - rac{ig(1-R^2ig)(n-1)}{n-d} \; ;$$

em que R^2 : é o coeficiente de determinação; n é o número de observações e d é a quantidade de parâmetros do modelo. Um modelo deve ser preferido em relação ao outro se apresentar um maior valor de R^2_{aj} .

ii. Desvio-padrão residual, DPR:

$$DPR = \sqrt{QME}$$

em que: QME é uma estimativa da variância residual. Quanto menor o valor do DPR, melhor é o ajuste do modelo.

iii. Critério de informação de Akaike, AIC

$$AIC = -2\log L\Big(ilde{ heta}\Big) + 2p$$

em que: $L(\tilde{\theta})$ é o máximo da função de verossimilhança, p é o número de parâmetros no modelo e log é o operador logarítmico natural.

Resultados e discussão

Os resultados obtidos pela análise dos erros experimentais (TABELA 1) foram expressos pelos testes de Shapiro-Wilk, Breusch-Pagan e Durbin-Watson. De acordo com os resultados, o teste de Shapiro-Wilk indicou normalidade residual para todos os modelos e todos os tratamentos (p>0,05). O teste de Breusch-Pagan indicou homocedasticidade residual para todos os modelos e tratamentos (p>0,05). No teste de Durbin-Watson, houve correlação no estudo para os tratamentos Floresta e Acácia, para o modelo Stanford & Smith e modelo Juma e foi apresentado ajuste com erros autorregressivos de primeira ordem AR(1) para modelar a dependência dos resíduos desses tratamentos. A correlação dos erros era esperada, porque as medidas foram feitas ao longo do tempo para a mesma observação.

Tabela 1 – P-valores	s dos testes	aplicados ad	os erros do	s modelos	para	carbono	mineralizado	em mg (20, kg ⁻¹	dos
tratamentos analisa	dos								-	

Tratamento	Modelo	SW p-valor	BP p-valor	DW p-valor
Mimosa	Stanford & Smith	0,7601	0,3436	0,7080
Mimosa	Cabrera	0,9990	0,5313	0,6440
Mimosa	Juma	0,7149	0,8218	0,2720
Floresta	Stanford & Smith	0,2850	0,0783	0,0320
Floresta	Cabrera	0,2825	0,1540	0,0620
Floresta	Juma	0,6234	0,1764	0,0180
Acácia	Stanford & Smith	0,3795	0,6055	0,0240
Acácia	Cabrera	0,1015	0,4546	0,7640
Acácia	Juma	0,4692	0,5121	0,0420
Pastagem	Stanford & Smith	0,3795	0,2928	0,1300
Pastagem	Cabrera	0,4713	0,5870	0,1340
Pastagem	Juma	0,7661	0,3217	0,1680

Shapiro-Wilk (SW), Durbin-Watson (DW) e Breusch-Pagan (BP) Fonte: Elaboração dos autores (2022). Silva *et al.* (2019a) observaram correlação no ajuste dos modelos não lineares a dados da mineralização do carbono para dejetos de suínos. Os tratamentos avaliados pelo modelo Cabrera apresentaram independência dos erros (p>0,05); os tratamentos Mimosa e Pastagem nos modelos Stanford & Smith e Juma também apresentaram independência nos erros residuais (p>0,05).

As estimativas dos parâmetros dos modelos e seus respectivos intervalos de confiança de 95 % de probabilidade estão apresentados nas Tabelas 2, 3 e 4. Observa-se que para os modelos Stanford & Smith e Juma (TABELAS 2; 3), os intervalos de confiança não incluíram o valor zero em nenhum tratamento, indicando que todos os parâmetros foram significativos, assim, os modelos se ajustaram a esses tratamentos (ZEVIANI *et al.*, 2012).

Considerando os intervalos de confiança para a estimativa do parâmetro C_0 do modelo Stanford & Smith (TABELA 2), observa-se que houve sobreposição entre os intervalos de confiança nos tratamentos Floresta, Pastagem e Acácia, indicando que a quantidade de carbono mineralizável é a mesma para esses tratamentos. Para os tratamentos Floresta e Mimosa, houve diferença no carbono potencialmente mineralizável, pois não houve sobreposição dos intervalos de confiança, sendo o tratamento Floresta com maior quantidade de carbono potencialmente mineralizável (TABELA 2).

Para o parâmetro tempo de meia-vida (v), no modelo Stanford & Smith, houve sobreposição dos intervalos de confiança para os tratamentos Acácia, Mimosa e Pastagem (TABELA 2), mostrando que o tempo para mineralizar metade do carbono potencialmente mineralizável é o mesmo nesses tratamentos. Para os tratamentos Floresta e Mimosa, não houve sobreposição do intervalo de confiança, com isso, o tempo para mineralizar metade do carbono potencialmente mineralizável é diferente. Floresta teve o tempo de meia-vida maior em relação à mimosa.

Para os intervalos de confiança para a estimativa do parâmetro C₀ do modelo Juma (TABELA 3), não houve sobreposição entre os intervalos de confiança nos tratamentos Floresta e Mimosa e Floresta e Acácia, portanto houve diferença no carbono potencialmente mineralizável. Apesar de as plantações serem diferentes, apenas esse fator não explica toda a complexidade que há no ecossistema do solo. Diversos outros fatores, como a relação C:N, a forma do íon N, entre outros, podem influenciar a aceleração da mineralização do carbono (FERNANDES *et al.,* 2011).

Floresta					Acácia			
	LI	Estimativa	LS		LI	Estimativa	LS	
C _o	1099,1750	1156,2270	1213,2790	Co	649,5234	892,5438	1135,5642	
k	0,0552	0,0596	0,0630	k	0,0355	0,0680	0,1005	
V	11,0023	11,6299	12,5570	V	6,8970	10,1933	19,5253	
φ	-0,8812	-0,6061	-0,0246	φ	-0,0749	0,6004	0,8528	
		Mimosa				Pastagem		
	LI	Estimativa	LS		LI	Estimativa	LS	
C _o	955,1156	993,3	1036,145	Co	1024,2	1121	1248,74	
k	0,0692	0,0743	0,0794	k	0,0599	0,0712	0,0830	
V	8,7298	9,3290	10,0166	V	8,3512	9,7352	11,5717	

Tabela 2 – Estimativas para os parâmetros do modelo Stanford & Smith e seus respectivos intervalos de confiança assintóticos de 95 % no ajuste do C mineralizado em mg CO₂kg⁻¹ dos tratamentos analisados

LI - limite inferior e LS - limite superior

Fonte: elaboração dos autores (2022).

Floresta				Acácia			
	LI	Estimativa	LS		LI	Estimativa	LS
Co	1773,4120	1886,7117	2000,0115	C _o	827,4039	1303,6937	1679,9835
V	24,2287	26,5685	28,9083	v	9,7238	19,4837	29,2437
φ	-0,8994	-0,6412	-0,0514	φ	-0,0749	0,5339	0,8528
		Mimosa				Pastagem	
	LI	Estimativa	LS		LI	Estimativa	LS
Co	1448,0719	1551,2460	1671,7478	Co	1531,3982	1755,2322	1979,0662
V	17,9223	20,0840	22,6399	V	16,6806	20,9868	25,2929

Tabela 3 – Estimativas para os parâmetros do modelo Juma e seus respectivos intervalos de confiança assintóticos de 95 % no ajuste do C mineralizado, em mg $CO_2 kg^1$ dos tratamentos analisados

LI - limite inferior e LS - limite superior

Fonte: elaboração dos autores (2022).

O parâmetro tempo de meia-vida (v) no modelo Juma teve sobreposição dos intervalos de confiança para os tratamentos Acácia, Mimosa e Pastagem, mostrando que o tempo para mineralizar metade do carbono potencialmente mineralizável é o mesmo. Para os tratamentos Floresta e Mimosa, não houve sobreposição do intervalo de confiança, com isso, o tempo para mineralizar metade do carbono potencialmente mineralizar metade do carbono potencialmente mineralizar tetade do carbono potencialmente mineralizar tetade do carbono potencialmente mineralizável é diferente entre eles. Nesse modelo, Floresta teve o tempo de meia-vida maior em relação à Mimosa.

O modelo Cabrera apresenta duas fases de mineralização, uma que é facilmente mineralizável (C_1) e outra resistente (k_0) . O intervalo de confiança do parâmetro k_o incluiu o zero para os tratamentos Floresta, Mimosa e Pastagem, sendo assim, esse modelo se reduz ao Stanford & Smith, não sendo adequado na descrição desses tratamentos (ZEVIANI et al., 2012). Dessa forma, na Tabela 4, foram apresentadas apenas as estimativas dos parâmetros do tratamento Acácia. No ajuste do modelo Molina (duplo exponencial) a dados de mineralização de C de solo sob plantação de eucalipto, Barreto et al. (2010) obtiveram parâmetros não significativos para o modelo, indicando que o processo não apresentou dois compartimentos de carbono.

Por outro lado, os intervalos de confiança para o modelo Cabrera no tratamento Acácia

não incluíram o zero (TABELA 4), indicando que esse tratamento apresenta duas fases de mineralização, uma facilmente mineralizável com comportamento exponencial e outra resistente com mineralização constante (ZEVIANI *et al.,* 2012). Silva *et al.* (2019a) observaram duas fases de mineralização de carbono dos tratamentos solo + palha de aveia, solo + dejetos líquidos de suínos e solo + dejetos de suínos + palha de aveia, além disso, Silva *et al.* (2019b) observaram o mesmo comportamento para o tratamento solo + lodo de esgoto + palha de aveia. O tempo de meia-vida (v) do carbono facilmente mineralizável foi estimado em 2,6 dias (TABELA 4).

Tabela 4 – Estimativas para os parâmetros do modelo Cabrera e seus respectivos intervalos de confiança assintóticos de 95 % no ajuste do C mineralizado, em mg do tratamento Acácia.

Acácia							
	LI	Estimativa	LS				
C ₁	132,4864	165,4614	218,0105				
k_1	0,2837	0,4444	0,7099				
k _o	22,1004	25,3036	27,6135				
V	0,9764	1,5597	2,4432				

LI - limite inferior e LS - limite superior **Fonte:** elaboração dos autores (2022). Os critérios de seleção para identificação do modelo mais adequado para descrever a dinâmica de decomposição de cada plantação estão apresentados na Tabela 5. Os modelos obtiveram bons ajustes em todos os tratamentos, visto que os valores do coeficiente de determinação ajustado (R_{aj}^2) foram acima de 98 % (SILVA *et al.*, 2019a). No ajuste dos modelos não lineares, Stanford & Smith e Cabrera, na mineralização de carbono de dejetos de suínos e palha de aveia no solo, Silva *et al.* (2019a) obtiveram valores de R_{aj}^2 maiores que 0,97, indicando que os modelos descreveram adequadamente os tratamentos estudados.

De modo geral, os modelos foram adequados na descrição dos tratamentos, exceto o modelo Cabrera que não se ajustou aos tratamentos Floresta, Mimosa e Pastagem. Os ajustes podem ser observados nas Figuras 1, 2, 3 e 4.

Para o tratamento Floresta, os modelos Stanford & Smith e Juma tiveram boa descrição da dinâmica de mineralização do carbono, apresentando o mesmo valor de coeficiente de determinação ajustado (R²_{aj}), sendo que o modelo Juma foi indicado como melhor para descrever o tratamento por ter menor valor do Critério de Informação de Akaike (AIC) (TABELA 5).

O tratamento Acácia foi melhor descrito pelo modelo Cabrera, por apresentar menor valor de AIC e DPR e maior valor de R^2_{ai} (TABELA 5).

Para Pastagem, o modelo Juma também foi indicado como melhor, por ter maior R^2_{aj} e menores AIC e DPR (TABELA 5).

O modelo Stanford & Smith descreveu melhor o tratamento Mimosa do que o de Juma, por ter menores valores de AIC e DPR (TABELA 5).

De acordo com a literatura, o modelo Stanford & Smith é o mais utilizado para descrever a mineralização do carbono no solo (BARRETO *et al.,* 2010; FERNANDES *et al.,* 2011; MARTINES *et al.,* 2006). Entretanto, neste estudo o modelo mais adequado para Acácia foi o Cabrera e para Pastagem e Floresta, o modelo Juma.

TRATAMENTO	MODELO	CRITÉRIOS DE SELEÇÃO				
		$R^2_{_{aj}}$	AIC	DPR		
Floresta	Stanford Smith	0,9987	74,815	8,4009		
Floresta	Juma	0,9987	74,7415	8,6407		
Acácia	Stanford Smith	0,9882	94,6723	22,552		
Acácia	Juma	0,9913	92,4712	19,2143		
Acácia	Cabrera	0,9982	76,9349	9,081		
Mimosa	Stanford Smith	0,9995	66,9897	5,709		
Mimosa	Juma	0,9995	72,0856	7,656		
Pastagem	Stanford Smith	0,9977	85,4717	14,39		
Pastagem	Juma	0,9977	85,1513	14,16		

Tabela 5 – Estimativas dos critérios de seleção: coeficiente de determinação ajustado (R²_{aj}), critério de informação de Akaike (AIC) e desvio-padrão residual (RSD) para os modelos ajustados na descrição de carbono mineralizado em mg CO₂kg⁻¹ dos tratamentos analisados.

Fonte: elaboração dos autores (2022).





Fonte: Elaboração dos autores (2022).

Figura 2 – Modelo Stanford & Smith, Juma e Cabrera ajustados à mineralização de carbono (mg CO₂kg⁻¹), para o tratamento Acácia, em função do tempo de incubação



Fonte: Elaboração dos autores (2022).





Fonte: Elaboração dos autores (2022).

Figura 4. Modelo de Stanford & Smith e Juma ajustados à mineralização de carbono (mg CO₂kg⁻¹), para o tratamento Mimosa, em função do tempo de incubação



Fonte: Elaboração dos autores (2022).

Conclusões

Os modelos não lineares Stanford & Smith e Juma descreveram adequadamente o processo de mineralização do carbono do solo de pastagem e dos solos com cobertura de plantas. Para o solo com cobertura de Acácia, o modelo Cabrera foi o melhor. Para o solo com cobertura de Floresta e solo de pastagem, o modelo Juma obteve melhor ajuste. Para o solo com cobertura de Mimosa, o modelo Stanford & Smith descreveu melhor a mineralização de carbono.

Agradecimentos

Os autores agradecem ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq), à Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) e ao grupo de estudos em regressão não linear aplicada (NLIN) do Departamento de Estatística (DES) da Universidade Federal de Lavras (UFLA).

Referências

ANDRADE, C. A.; BIBAR, M. P. S.; COSCIONE, A. R.; PIRES, A. M. M.; SOARES, A. G. Mineralization and effects of poultry litter biochar on soil cation exchange capacity. **Pesquisa Agropecuária Brasileira,** v. 50, n. 5, p. 407-416, 2015. Disponível em: http://www.scielo. br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0100-204X2015000500407 Acesso em: 13 maio 2019. DOI: http://dx.DOI.org/10.1590/S0100-204X2015000500008.

ANDRADE, L. C.; ANDREAZZA, R.; CAMARGO, F. A. O. Soil microbial activity under wastewater treatment plant sludge doses from an industrial landfill. **Ciência Rural,** v. 46, n. 2, p. 267-272, 2016. Disponível em: http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0103-84782016000200267. Acesso em: 13 maio 2019. DOI: http://dx.DOI.org/10.1590/0103-8478cr20140871.

BARRETO, P. A. B.; RODRIGUES, E. F. G.; RODRIGUES, A. C. G.; BARROS, N. F.; ALVES, B. J. R.; FONSECA, S. Carbon and nitrogen mineralization in soils under an eucalyptus plantation chronosequence. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v. 34, p. 735-745, 2010. Disponível em: http://www.scielo.br/scielo.php? script=sci_arttext&pid=S0100-06832010 000300015. Acesso em: 13 maio 2019. DOI: http://dx.DOI.org/10.1590/S0100-06832010 000300015.

CABRERA, M. L. Modeling the flush of nitrogen mineralization caused by drying and rewetting soils. **Soil Science Society of America Jornal**, v. 57, p. 63-66, 1993.

DRAPER, N. R.; SMITH, H. **Aplied regression analisys**, 3rd ed, reprint, New York: J. Wiley, 2014.

FERNANDES, A. H. B. M. F.; CARDOSO, M. A.; SOUZA, R. A. C.; FERNANDES, F. A.; SOARES, M. T. S.; CRISPIM, S. M. A.; GALVANI, F.; LISITA, F. O. Nitrificação e mineralização de carbono em solos tratados com dejetos de suínos biodigeridos. Corumbá, MS: Embrapa Pantanal, 2011.

FERNANDES, T. J.; MUNIZ, J. A.; PEREIRA, A. A.; MUNIZ, F. R.; MUIANGA, C. A. Parameterization effects in nonlinear models to describe growth curves. **Acta Scientiarum. Technology,** v. 37, n. 4, p. 397-402, 2015. Available at: https:// www.researchgate.net/publication/283735241_ Parameterization_effects_in_nonlinear_models_ to_describe_growth_curves. Access on: 30 set. 2021.

FERNANDES, T. J.; PEREIRA, A. A.; MUNIZ, J. A. Double sigmoidal models describing the growth of coffee berries. **Ciência Rural**, v. 47, n. 8, p. 1-7, 2017. Available at: http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid= S0103-84782017000800401. Access on: 30 set. 2021.

FRÜHAUF, A. C.; PEREIRA, G. A.; BARBOSA, A. C. M. C.; FERNANDES, T. J.; MUNIZ, J. A. Nonlinear models in the study of the cedar diametric growth in a seasonally dry tropical forest. **Revista Brasileira de Ciências Agrárias**, v. 15, n. 4, p.1-8, 2020.

FRUHAUF, A. C.; SILVA, E. M.; FERNANDES, T. J.; MUNIZ, J. A. Predicting height growth in bean plants using non-linear and polynomial models. **Revista Agrogeoambiental**, v. 13, n. 3, p. 488-497, 2022. DOI: https://doi.org/10.18406/2316-1817v13n320211625.

GODINHO, T. O.; CALDEIRA, M. V. W.; ROCHA, J. H. T.; CALIMAN, J. P.; TRAZZI, P. A. Quantification of biomass and nutrients in the accumated litter in a section of submontane seasonal semideciduous forest, ES. **Cerne**, v. 20, n. 1, p. 11-20, 2014. Disponível em: http:// www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext& pid=S0104-77602014000100002 . Acesso em: Maio 13, 2019. DOI: http://dx.DOI.org/10. 1590/S0104-77602014000100002 .

JANE, S. A.; FERNANDES, F. A.; SILVA, E. M.; MUNIZ, J. A.; FERNANDES, T. J. Comparison of polynomial and nonlinear models on description of pepper growth. **Revista Brasileira de Ciências Agrárias**, v. 14, n. 4, p.1-7, 2019.

JANE, S. A.; FERNANDES, F. A.; MUNIZ, J. A.; FERNANDES, T. J. Nonlinear models to describe height and diameter of sugarcane RB92579 variety. **Revista Ciência Agronômica**, Fortaleza, v. 51, n. 4, p.1-7, 2020a.

JANE, S. A.; FERNANDES, F. A.; SILVA, E. M.; MUNIZ, J. A.; FERNANDES, T. J.; PIMENTEL, G. V. Adjustment of growth curve of different sugarcane varieties using nonlinear models. **Ciência Rural,** v. 50, n.3, p. 1-10, 2020b. Disponível em: https://www.scielo.br/scielo.php? pid=S0103-84782020000300204&script= sci_arttext&tlng=en. JUMA, N. G., PAUL, E. A.; MARY, B. Kinetic analysis of net mineralization in soil. **Soil Science Society of America Journal,** v. 48, p. 465-472, 1984.

MARTINES, A. M.; ANDRADE, C. A.; CARDOSO, E. J. B. N. Mineralização do carbono orgânico em solos tratados com lodo de curtume. **Pesquisa Agropecuária Brasileira,** v. 41, p. 1149-1155, 2006.

MAZZINI, A. R. de A.; MUNIZ, J. A.; SILVA, F. F.; AQUINO, L. H. Curva de crescimento de novilhos Hereford: heterocedasticidade e resíduos autoregressivos. **Ciência Rural**, v. 35, p. 422-427, 2005.

MORAIS, V. A.; SANTOS, C. A.; MELLO, J. M.; DADID, H. C.; ARAÚJO, E. J. G.; SCOLFORO, J. R. S. Spatial and vertical distribution of litter and belowground carbon in a brazilian cerrado vegetation. **Cerne**, v. 23, n. 1, p. 43-52, 2017. Disponível em: http://www.scielo.br/scielo.php? script=sci_arttext&pid=S0104-77602017 000100043 . Acesso em: 13 maio 2019. DOI: http://dx.DOI.org/10.1590/010477602017 23012247.

MORETTIN, P. A.; TOLOI, C. M. C. **Análise de séries temporais,** 2. ed. São Paulo: Edgard Blucher, 2006.

NUNES, D. A. D.; RODRIGUES, E. F. G.; BARRETO, P. A. B.; RODRIGUES, A. C. G.; MONROE, P. H. M. Carbon and nitrogen mineralization in soil of leguminous trees in a degraded pasture in northern Rio de Janeiro, Brazil. **Journal of Forest Research,** n. 27, p. 91-99, 2016. Disponível em: https://www. researchgate.net/publication/283081169_ Carbon_and_nitrogen_mineralization_in_ soil_of_leguminous_trees_in_a_degraded_ pasture_in_northern_Rio_de_Janeiro_Brazil. Acesso em: 13 maio 2019. DOI: 10.1007/ s11676-015-0164-3. PAULA, G. S.; SILVA, E. M.; FURTADO, T. D. R.; FRUHAUF, A. C.; MUNIZ, J. A. Comparison of nonlinear models for the description of carbon mineralization in soils treated with pig slurry. **Revista Agrogeoambiental**, v. 11, n. 4, p. 82-95, 2019. Disponível em: https:// agrogeoambiental.ifsuldeminas.edu.br/index. php/Agrogeoambiental/article/view/1412. Acesso em: 10 out. 2019. DOI: http://dx.doi. org/10.18406/2316-1817v11n420191412.

PAULA, G. S.; SILVA, E. M.; FRUHAUF, A. C.; SILVA, E. M.; MUNIZ, J. A.; FERNANDES, T. J. Modeling the amount of mineralized carbon from swine manure and wheat straw. **Revista Agrogeoambiental**, v. 12, n. 3, p. 60-77, 2020.

PEREIRA, J. M.; MUNIZ, J. A.; SILVA, C. A. Nonlinear models to predict nitrogen mineralization in an oxisol. **Scientia Agricola**, v. 62, p. 395-400, 2005. Disponível em: http:// www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext& pid=S0103-90162005000400014. Acesso em: 13 maio 2019. DOI: http://dx.DOI.org/10. 1590/S0103-90162005000400014.

PEREIRA, J. M.; MUNIZ, J. A.; SÁFADI, T.; SILVA, C. A. Comparison of the models for prediction of the mineralized nitrogen: a Bayesian approach. **Ciência e Agrotecnologia**, v. 33, p. 1792-1797, 2009. Disponível em: http://www.scielo. br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1413-70542009000700016&Ing=en&nrm=iso& tlng=pt. Acesso em: 30 set. 2019.

PULROLNIK, K. **Transformações do carbono no solo.** Planaltina, DF: Embrapa Cerrados, 2009.

R DEVELOPMENT CORE TEAM. **R**: a language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, 2020.

SILVA, E. M.; FURTADO, T. D. R.; FERNANDES, J. G. F.; MUNIZ, J. A. Description of the

carbon mineralization of swine manure and oat straw in the soil through nonlinear models. **Revista Agrogeoambiental**, v. 11, n. 2, p. 71-86, 2019a. Disponível em: https:// agrogeoambiental.ifsuldeminas.edu.br/index. php/Agrogeoambiental/article/view/1299/pdf. Acesso em: 30 set. 2021.

SILVA, E. M.; SILVEIRA, S. C.; FURTADO, T. D. R.; MUNIZ, J. A. Fitting of decomposition of sewage sludge and oat straw by nonlinear models. **Revista Agrogeoambiental**, v. 11, n. 2, p. 18-28, 2019b. Disponível em: https://agrogeoambiental.ifsuldeminas.edu.br/index.php/Agrogeoambiental/article/view/1287/pdf . Acesso em: 30 set. 2021.

SILVA, E. M.; FRUHAUF, A. C.; FERNANDES, F. A.; PAULA, G. S.; MUNIZ, J. A.; FERNANDES, T. J. Método de Newton e Gauss-Newton na estimação dos parâmetros de modelo de regressão não linear. **Sigmae**, v. 8, n. 2, p. 728-734, 2019c. Disponível em: https://publicacoes. unifal-mg.edu.br/revistas/index.php/sigmae/ article/view/946/692. Acesso em: 30 set. 2021.

SILVA, E. M.; FRÜHAUF, A. C.; JANE, S. A.; SILVA, É, M da; MUNIZ, J. A.; FERNANDES, T. J. Comparison of nonlinear models in the description of carbon mineralization in litter soil. **Revista Agrogeoambiental**, v. 12, n. 4, p. 58-69, 2020a.

SILVA, E. M. da; TADEU, M. H.; SILVA, V. F. da; PIO, R.; FERNANDES, T. J.; MUNIZ, J. A. Description of blackberry fruit growth by nonlinear regression models. **Revista Brasileira de Fruticultura**, Jaboticabal, v. 42, n. 2, p.1-11, 2020b.

STANFORD, G.; SMITH, S. J. Nitrogen mineralization potentials of soils. **Soil Science Society of America Jornal,** v. 36, p. 465-471, 1972.

ZEVIANI, W. M.; SILVA, C. A.; OLIVEIRA, W. J.; MUNIZ, J. A. Non linear models to potassium release from animals manure in latosols. **Ciência Rural**, v. 42, p. 1789-1796, 2012. Disponível em: http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_ arttext&pid=S0103-84782012001000012 . Acesso em: 13 maio 2019. DOI: http://dx.DOI. org/10.1590/S0103-84782012001000012.