

MARIANA FUTIA TAQUETTI

**ALTERNATIVAS PARA CLASSIFICAÇÃO DA CAPACIDADE
PRODUTIVA NA ESTIMAÇÃO DO VOLUME DE PLANTIOS
CLONAIS DE EUCALIPTO**

Dissertação apresentada à Universidade Federal de Viçosa, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Ciência Florestal, para obtenção do título de *Magister Scientiae*.

VIÇOSA
MINAS GERAIS-BRASIL
2017

**Ficha catalográfica preparada pela Biblioteca Central da Universidade
Federal de Viçosa - Câmpus Viçosa**

T

T175a
2017 Taquetti, Mariana Futia, 1990-
Alternativas para classificação da capacidade produtiva na
estimação do volume de plantios clonais de eucalipto / Mariana
Futia Taquetti. – Viçosa, MG, 2017.
vi, 33f. : il. ; 29 cm.

Orientador: Carlos Pedro Boechat Soares.
Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Viçosa.
Inclui bibliografia.

1. Eucalipto - Clonagem. 2. Eucalipto - Produtividade.
3. Eucalipto - Cultivo. I. Universidade Federal de Viçosa.
Departamento de Engenharia Florestal. Programa de
Pós-graduação em Ciência Florestal. II. Título.

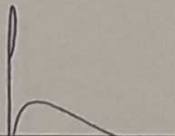
CDO adapt. CDD 22 ed. 634.91815

MARIANA FUTIA TAQUETTI

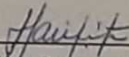
**ALTERNATIVAS PARA CLASSIFICAÇÃO DA CAPACIDADE
PRODUTIVA NA ESTIMAÇÃO DO VOLUME DE PLANTIOS
CLONAIS DE EUCALIPTO**

Dissertação apresentada à Universidade Federal de Viçosa, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Ciência Florestal, para obtenção do título de *Magister Scientiae*.

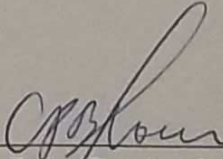
APROVADA: 17 de fevereiro de 2017.



Gilson Fernandes da Silva



Helio Garcia Leite
(Coorientador)



Carlos Pedro Boechat Soares
(Orientador)

AGRADECIMENTOS

Agradeço a Deus pela vida e por todos os momentos que passei, foram essenciais para meu amadurecimento.

Aos Professores Helio Garcia Leite e Carlos Pedro Boechat Soares, pela confiança, ensinamentos, conselhos e por serem os melhores mestres que eu poderia ter nessa caminhada.

Ao Professor Gilson Fernandes da Silva, por dividir conosco seus conhecimentos e contribuir com este trabalho.

Ao Alvaro, por todos os ensinamentos, pelo apoio e boa vontade sempre, extremamente importante para a conclusão deste trabalho.

Ao CNPq, a UFV e ao Departamento de Engenharia Florestal, pelos recursos disponibilizados e pela acolhida.

Ao Alexandre e Dilson, por serem tão solícitos e fazerem tudo dar certo de alguma forma.

Aos meus pais e meus irmãos pelo incentivo, pelas palavras de apoio e por ser quem sou hoje. Ao Thiago por estar ao meu lado e por sua compreensão, e sua família.

Aos meus amigos, principalmente Amana e Vicente que sempre torceram por mim, e que estavam em todos os momentos comigo.

Ao Vinícius e à Caroline pela companhia, conversas e conselhos.

Aos amigos e colegas de trabalho, Ana Carolina, Lyvia, Simone, Renata, Carlos, Leonardo Fardin, Leonardo Reis, Pamella e Diogo por tornarem muito mais interessante esse período de tanta aprendizagem.

“Diante da vastidão do tempo e da imensidão do universo, é um imenso prazer para mim, dividir um planeta e uma época com você.”

Carl Sagan

SUMÁRIO

RESUMO.....	v
ABSTRACT.....	vi
1. INTRODUÇÃO	1
2. OBJETIVO.....	2
3. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	3
3.1 Qualidade do local e suas classificações,.....	3
3.2 Modelos lineares mistos.....	5
3.3 Método de estimação.....	6
3.4 Aplicação de modelos mistos no setor florestal.....	7
4. MATERIAL E MÉTODOS	9
4.1 Descrição dos dados.....	9
4.2 Modelo avaliado.....	10
4.3 Validação.....	14
5. RESULTADOS.....	15
5.1 Equações – modelos com efeitos fixos.....	15
5.2 Equações – modelos com efeitos mistos.....	17
5.3 Comparações entre as equações – modelos com efeito fixo e mistos.....	21
5.4 Validação.....	22
6. CONCLUSÕES.....	26
7. REFERÊNCIAS.....	27

RESUMO

TAQUETTI, Mariana Futia, M.Sc., Universidade Federal de Viçosa, fevereiro de 2017. **Alternativas para classificação da capacidade produtiva na estimação do volume de plantios clonais de eucalipto.** Orientador: Carlos Pedro Boechat Soares. Coorientador: Helio Garcia Leite.

O objetivo deste trabalho foi estudar alternativas ao índice de local nas equações de volume para clones de *E. grandis* x *E. urophylla*. Os dados são provenientes de povoamentos de eucalipto localizados na região nordeste da Bahia, no município de Inhambupe. A região possui precipitação que varia entre 800 e 1.250 mm anuais e diferentes tipos de solos: Podzólico, Latossolo, Areia Quartzosa e Argissolo. As variáveis avaliadas para caracterizar a capacidade produtiva foram o índice de local (S), a altura média das árvores dominantes (Hd), o diâmetro quadrático (q), as classes de solo e as classes de precipitações pluviométricas anuais. A substituição, no modelo de Schumacher (1939), do índice de local pela altura média das árvores dominantes e diâmetro quadrático médio, considerando estas variáveis como efeito fixo nos modelos, não implicou em melhoria do ajuste. Contudo, as equações com estas variáveis apresentaram ajustes próximos ao da equação com índice de local, mostrando que elas podem ser utilizadas como variáveis *proxy* alternativas para caracterizar a capacidade produtiva dos plantios de eucalipto. As classes de precipitação e de solo, incluídas no modelo como variáveis aleatórias por meio da estrutura dos modelos mistos, em substituição ao índice de local, resultaram em bom ajuste das respectivas equações, mostrando-se também como alternativas para caracterizar a capacidade produtiva dos plantios de eucalipto, em substituição às variáveis índice de local, altura média das árvores dominantes e diâmetro quadrático. No entanto, o índice de local no modelo de crescimento e produção ainda foi a variável *proxy* que resultou em estimativas mais precisas, tanto no processo de ajuste das equações quanto na validação.

ABSTRACT

TAQUETTI, Mariana Futia, M.Sc., Universidade Federal de Viçosa, February, 2017. **Alternatives to classify the productive capacity in the estimation of the volume of clonal eucalyptus plantations.** Adviser: Carlos Pedro Boechat Soares. Co-adviser: Helio Garcia Leite.

The objective of this work was to study alternatives to the site index in the volume equations for clones of *E. grandis* x *E. urophylla*. The data used in this study come from continuous forest inventory of *Eucalyptus* plantations in the north of Bahia. The area comprised different soil types such as Podzolic, Latosol, Quartz Sand and Argisol. The total annual rainfall in the region ranges from 800 to 1,250 mm. The variables evaluated to characterize the productive capacity were the site index (S), the average height of the dominant trees (Hd), the quadratic diameter (q), the soil classes and the annual rainfall classes. Replacing the site index by the mean dominant height or by the quadratic diameter in the Schumacher's model, considering these variables as fixed effects in the model, did not imply improvement of the model fit. However, the equations with these variables presented goodness-of-fit similar to the equation with site index, showing that they can be used as alternative proxies for characterizing the productive potential of *Eucalyptus* plantations. The precipitation and soil classes, included as random effects in the model as surrogates of the site index, resulted in good model fits. This indicates that these variables can be used as alternatives to site index, mean dominant height or quadratic diameter to characterize the productive capacity of *Eucalyptus* plantations. However, site index in the growth and yield model was the proxy that resulted in the most precise estimates either in the fitting or in the validation processes.

1. INTRODUÇÃO

Os modelos de crescimento e produção são essenciais para o planejamento florestal. Conhecer o estoque atual de madeira e projetar o estoque de madeira em pé, seja para celulose, ou para outros fins, é primordial para o controle e regulação da produção e para o abastecimento das fábricas de transformação a matéria-prima. Esses modelos podem ser categorizados em três tipos: em nível de árvore individual, distribuição de diâmetros e em nível de povoamento, sendo que a escolha depende do objetivo e da base de dados disponível para o ajuste (WEISKITTEL et al, 2011; CAMPOS e LEITE, 2013).

Dados para o ajuste dos modelos de crescimento e produção podem vir de medições de parcelas permanentes, delineamentos experimentais, da análise de tronco ou, até mesmo, de parcelas temporárias (CAMPOS e LEITE, 2013), cobrindo uma ampla variação de condições ambientais, produtividade, idades, espécies, entre outras variáveis, para representar a população em estudo.

Dentro deste contexto, pode-se observar que os dados para o estudo do crescimento e da produção florestal são dados de séries temporais, por serem obtidos pelas medições sucessivas das mesmas unidades amostrais. Este tipo de dados é conhecido como multinível ou hierárquico e agrupado, por se tratar, no caso de parcelas, de árvores medidas dentro de parcelas, que por sua vez, estão dentro de talhões, localidades, classes de produtividade e solos variados (DEMIDENKO, 2013).

Além do tipo de modelo e do tipo de dados existentes, um fator crucial para o sucesso do seu ajuste, é a escolha das variáveis preditoras do crescimento dos povoamentos. De acordo com Clutter et al. (1983) a produção e o crescimento são variáveis em função da idade (I), da capacidade produtiva do local (S) e da densidade populacional (B), sendo estas variáveis incluídas como variáveis preditoras nos modelos, em seus diferentes níveis de abordagem.

A capacidade produtiva do local é utilizada na classificação de terras, no estabelecimento de prescrições de manejo (DAVIS et al., 2001) e na modelagem do crescimento. Normalmente, a capacidade produtiva é expressa por uma variável *proxy*, como o índice de local ou variáveis como vegetações indicadoras e fatores topográficos, climáticos e edáficos (JONES, 1969; CLUTTER et al., 1983).

Do ponto de vista da modelagem do crescimento e produção florestal, o índice de local tem sido muito empregado como variável para representar a capacidade produtiva de povoamentos, por se tratar de um valor numérico facilmente comparável, de fácil obtenção, altamente correlacionado com a produção florestal e livre da influência da densidade populacional (BURKHART e TOMÉ, 2012). No entanto, em povoamentos não desbastados de eucalipto, com baixas taxas de mortalidade, outras variáveis dos povoamentos têm sido utilizadas para caracterizar a capacidade produtiva dos plantios (SOARES et al., 2004; OLIVEIRA et al., 2008; LEITE et al., 2011).

Variáveis como tipo ou classe de solo ou classe de precipitação tem sido empregadas também como métodos indiretos de classificação da capacidade produtiva ou em associação com o índice de local ou outras variáveis (CLUTTER et al., 1983; DAVIS et al., 2001; COSENZA et al., 2015). A introdução de variáveis categóricas, como o tipo de solo, ou probabilísticas, como precipitação, nos modelos de crescimento, requer um processo de modelagem diferenciado, considerando o efeito destas variáveis como aleatórios e, não fixos, como nos modelos de regressão tradicionais (GARBER e MAGUIRE, 2003; GUJARATI, 2011).

Diante das várias possibilidades de classificar a capacidade produtiva de florestas e das diferentes abordagens no processo de modelagem do crescimento e produção florestal, observa-se a necessidade de estudos que envolvam estas alternativas, a fim de contribuir para o desenvolvimento de ferramentas para o planejamento florestal.

2. OBJETIVOS

Este trabalho tem por objetivo avaliar alternativas de classificação da capacidade produtiva de plantios clonais de eucalipto, com base em características do povoamento, características edáficas e climáticas, considerando-as como efeitos fixos e aleatórios nos modelos de crescimento e produção florestal.

3. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

3.1. Qualidade do local e suas classificações

Um sistema de classificação de terras normalmente é utilizado para definir os seus diferentes tipos e suas qualidades para uma determinada atividade (DAVIS et al., 2001). De acordo com Jones (1969), existem três maneiras de classificar a qualidade do local: por meio do índice de local, da vegetação local e atributos ambientais e do solo. Ainda, de acordo com Clutter et al. (1983), dados históricos, bem como dados dos volumes dos povoamentos também podem ser utilizados para esta finalidade.

No Canadá, o uso de plantas indicadoras para definição da qualidade do local foi a base para a classificação de terras (DAVIS et al., 2001). Coile (1938), no entanto, questionou o uso de vegetação como indicação da qualidade do local, pois depois de uma perturbação grave, o clímax pode não ser atingido, defendendo o uso de características dos solos na avaliação local. Entretanto, em locais com baixa diversidade de espécies a presença ou não de uma determinada espécie pode ser um indicativo da qualidade do local.

A classificação da qualidade do local baseada na classificação dos tipos de solos tem ganhado mais atenção nos últimos anos. É um método comum de classificação baseada em um único fator ambiental, pela facilidade de se conseguir as informações (FARRELY et al., 2009), bem como por ser de interesse estudos sobre a conservação dos solos (FISHER et al., 2005) e avaliação de práticas silviculturais na qualidade dos solos (HOPMANS et al., 2005).

A classificação baseada nos tipos de solos é vista muitas vezes como classificação em que o solo é uma variável *proxy* para expressar a qualidade do local. Alguns estudos realizados na República da Irlanda apresentaram resultados positivos quanto à correlação entre o tipo de solo e a produtividade de “Spruce” (O’CARROLL e FARRELL 1993).

Sprackling (1973) utilizou o solo e a topografia para classificar o local, observando que a profundidade do solo do topo até o horizonte C é o fator mais importante para determinar o índice de local, e que aumentando a profundidade do solo, aumentou-se também a disponibilidade de água. O fato da profundidade do solo ser um bom indicador da produtividade do local é que ela é um dos fatores

que mais afetam o crescimento em altura das árvores, juntamente com a temperatura do ar e a precipitação pluviométrica.

É importante ressaltar a diferença entre a classificação para mapeamento e para modelagem, são estudos diferentes, mas complementares. A classificação que considera variáveis edáficas e climáticas é utilizada mais comumente a fim de mapear os locais e seus gradientes de variação (AVERY, 1973; VOLTZ e WEBSTER, 1990; MCBRATNEY e GRUIJTER, 1992; SOUZA e KUX, 2014).

O desafio a respeito do entendimento sobre as mudanças climáticas e a mitigação da emissão de gases de efeito estufa tem gerado um maior interesse e necessidade de se ter informações a respeito da relação solo, clima e produtividade (FARRELLY et al., 2009). Alcântara (2015) mostrou a importância de se incluir variáveis edáficas e climáticas, além de dados do IFC (inventário florestal contínuo), nos modelos para prognose do crescimento e produção, por representarem os efeitos que fogem do controle operacional, como o déficit hídrico.

No caso de dados históricos de produção e dados da produção atual para classificar a capacidade produtiva dos locais existem limitações de uso, uma vez que manejos intensivos das áreas de floresta, associados à mudança de material genético, mudança na densidade de plantio, ataques de insetos e a ocorrência de doenças e incêndios podem refletir na real capacidade produtiva de um local (CLUTTER et al., 1983).

A classificação baseada na relação entre a altura das árvores dominantes e a idade, definindo o chamado índice de local, é um dos métodos mais comuns de avaliação da qualidade do local e, conseqüentemente, da capacidade produtiva das florestas. No caso de povoamentos superestocados, a altura das árvores dominantes pode ser substituída pelo seu dap (diâmetro a 1,30 m de altura) sem perda de precisão (LEITE et al., 2011). Ele utiliza a altura média das árvores dominantes em uma idade índice, que geralmente é uma idade próxima à idade ótima de corte do plantio (CLUTTER et al., 1983; CAMPOS e LEITE, 2013). Dentre as abordagens para classificação da qualidade do local, o crescimento em altura se mostra a mais prática, consistente e útil, além de ter se tornado o padrão, apesar de existirem outras medidas comparáveis, tais como as propriedades do solo (DAVIS et al., 2001).

3.2. Modelos lineares mistos

Os modelos mistos são compostos por variáveis fixas e aleatórias, além da variável que se deseja estimar. Caso o pesquisador queira inferir sobre algum fenômeno apenas nos níveis observados ou entre eles, ele considerará o efeito como sendo fixo. Caso ele utilize uma amostra para inferir sobre toda a população, ele considerará o efeito como sendo aleatório, por meio de uma distribuição de probabilidade (RESENDE et al., 2014; FILHO, 2003).

Os modelos de efeito misto permitem estimar os componentes da variância, a correlação intra-indivíduos, assim como a variação entre os indivíduos. Isso faz com que o modelo assuma a variação existente entre os indivíduos, e é onde geralmente ocorre a maior variação (FAUSTO et al., 2008), apresentando, por exemplo, curvas de crescimento específicas para cada indivíduo.

O modelo linear misto, em sua forma matricial, tem a seguinte forma:

$$y = X\beta + Zg + \varepsilon$$

tal que

$$g \sim N(0, G) \text{ e } \varepsilon \sim N(0, R)$$

em que

y = vetor da variável resposta;

X = matriz de incidência dos efeitos fixos (conhecida);

β = vetor de efeitos fixos desconhecidos;

Z = matriz de incidência dos efeitos aleatórios (conhecida);

g = vetor de efeitos aleatórios desconhecidos;

ε = vetor de erros aleatórios.

G e R = matrizes de variância – covariância dos efeitos aleatórios e dos erros aleatórios respectivamente.

3.3. Métodos de estimação

Em casos de normalidade, os estimadores de mínimos quadrados ordinários são idênticos aos de máxima verossimilhança, sendo os melhores estimadores lineares não tendenciosos denominados de BLUE (*Best Linear Unbiased Estimator*) - Melhor Estimador Linear não Viesado.

Em um modelo misto, a solução conjunta para estimar os valores de β e prever os valores de g , como definido no item anterior, passa pela resolução do seguinte sistema de equações, cujos estimadores dos efeitos fixos são BLUE e os preditores dos efeitos aleatórios, denominados de BLUP (*Best Linear Unbiased Predictor*) - Melhor Preditor Linear não Viesado:

$$\begin{bmatrix} X'R^{-1}X & X'R^{-1}Z \\ Z'R^{-1}X & Z'R^{-1}Z + G^{-1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{\beta} \\ \hat{g} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X'R^{-1}y \\ Z'R^{-1}y \end{bmatrix}$$

Para ajuste de um modelo linear misto por meio do procedimento BLUP, assume-se que os componentes da variância são conhecidos. Este procedimento, desenvolvido por Henderson (1949), mas chamado de BLUP somente em Henderson (1975), é amplamente estudado nas áreas de melhoramento animal (RESENDE e ROSA-PEREZ, 1999) e vegetal (RESENDE et al., 2001; BORGES et al., 2010; PIEPHO et al., 2007; PEDROZO et al., 2009).

Esse procedimento é utilizado para prever os parâmetros do modelo linear misto e visa minimizar a variância do erro de predição. São vários os métodos de estimação, entre eles: Métodos I, II, III (HENDERSON, 1953) e IV de Henderson (HENDERSON, 1984); Método da Máxima Verossimilhança (*Maximum Likelihood – ML*; HARTLEY e RAO, 1967); Método da Máxima Verossimilhança Restrita (*Restricted Maximum Likelihood – REML*; PATTERSON e THOMPSON, 1971).

O método da máxima verossimilhança consiste na obtenção da função de verossimilhança ou função densidade de probabilidade conjunta das observações. Visa estimar valores numéricos dos parâmetros para os quais a função é máxima. Geralmente se maximiza o valor do logaritmo da função de máxima verossimilhança, por ser mais fácil operacionalmente. De acordo com os fundamentos da matemática, para obter o máximo de uma função, encontra-se a

derivada primeira da função e iguala-se o resultado a zero, encontrando assim, parâmetros que forneçam o máximo da função (RESENDE et al., 2014). As principais vantagens deste método é produzir estimadores de funções consistentes e eficientes, e poder ser usado em dados amostrais não aleatórios (PORTUGAL, 1995).

Além de ser um método de estimação de parâmetros, a verossimilhança também pode ser usada para comparar modelos aninhados. Considerando um modelo A, com n_a número de parâmetros, e outro B, com n_{a-i} número de parâmetros, e o modelo A contém o modelo B, estes são modelos aninhados e, $D = -2 \log (L(B)/L(A))$ é a *deviance* do modelo B e segue uma distribuição proporcional a uma χ^2 com $n_a - n_{a-i}$ graus de liberdade. Se há normalidade dos erros, a *deviance* é análoga à soma de quadrado dos resíduos de uma regressão linear (RESENDE et al., 2014). A *deviance* é sempre maior ou igual a zero, e quanto mais variáveis ou covariáveis, menor o seu valor, até atingir o zero, que significa que o modelo está completo. Um modelo com valor baixo de *deviance* e verossimilhança máxima grande, é um modelo bem ajustado (RESENDE e BIELE, 2002).

3.4. Aplicações de modelos mistos no setor florestal

O aumento na intensidade do manejo florestal cria oportunidades para o estudo de métodos mais precisos para estimar o volume presente e futuro de uma floresta (GARBER e MAGUIRE, 2003). Uma alternativa aos ajustes convencionais de modelos, os quais consideram apenas efeitos fixos, são os modelos lineares e não lineares mistos, que além dos efeitos fixos e do erro, que é uma variável aleatória, apresentam outros efeitos aleatórios.

Variáveis como o tipo de solo, precipitação, tamanho de copa, índice de local e a hierarquia das medições dentro de uma população podem ser essenciais para melhorar a acurácia, por exemplo, das equações volumétricas.

Existem diferentes nomes usados para descrever os modelos lineares de efeito misto, dada a sua ampla e diversificada utilização em diversas áreas, como biomédicas (FAUSTO et al., 2008), melhoramento genético (RESENDE et al., 2001; FREITAS et al., 2014; BORGES et al. 2010). Assim, eles também são

chamados de modelos de efeitos aleatórios de dois estágios, modelo linear multinível e modelo linear hierárquico.

Quando se tem dados de árvores dentro de parcelas, e parcelas dentro do povoamento, são denominados modelos hierárquicos. Essa estrutura nos permite inferir que as observações entre os indivíduos são independentes e, dentro dos indivíduos há dependência com erros correlacionados, sendo preciso modelar a matriz de covariância dos dados (FAUSTO et al., 2008). Esses dados podem ter as informações das árvores medidas ao longo do tempo, sendo sucessivas e espaçadas no tempo com o mesmo intervalo, ou em intervalos diferentes. Quando apresentam o mesmo intervalo no tempo de medição, são chamados de dados longitudinais balanceados, já quando esse intervalo varia são denominados de dados longitudinais desbalanceados (CALEGARIO et al., 2005a).

Os dados longitudinais possuem medidas repetidas que são aninhadas dentro do indivíduo. Os modelos lineares de efeito misto permitem trabalhar com dados longitudinais desbalanceados que apresentam erros correlacionados (CNAAN et al., 1997).

Quando se quer estimar o volume de madeira em pé de determinada área, e têm-se dados de parcelas permanentes, ajusta-se apenas a parte fixa do modelo, desconsiderando a correlação existente entre as medições sucessivas no tempo dentro das parcelas e entre as parcelas individualmente. Assim os ganhos em produção de cada parcela são considerados iguais, contanto que estas tenham os mesmos atributos que foram considerados fixos no modelo (FANG e BAILEY, 2001).

Trabalhos como os de Gregoire et al. (1995), Fang e Baley (2001), Wang et al. (2007) e Leites e Robinson (2004), mostram o sucesso da utilização de modelos de efeito misto na área florestal.

Hall e Bailey (2001) fizeram projeções de crescimento em altura de árvores, com base em dados longitudinais agrupados por localização, por meio de modelos não-lineares mistos e obtiveram resultados satisfatórios com relação aos métodos tradicionais. Calama e Montero (2005) também utilizaram modelos lineares mistos em multiníveis para incremento do diâmetro de árvores de *Pinus pinea* em comparação aos métodos tradicionais abordados dentro do manejo florestal, obtiveram uma significativa melhoria em termos de precisão das estimativas.

De acordo com Calegario et al. (2005b), em estudo sobre o crescimento de eucalipto, o modelo linear em multinível de efeito misto, obteve erro padrão residual 15 vezes menor quando comparado ao modelo de efeito fixo.

Mendonça et al. (2015) utilizou modelos hipsométricos generalizados mistos para predição de altura de *Eucalyptus* sp., mostrando que a adição de covariáveis e a modelagem da heterogeneidade da variância aumentaram a precisão das estimativas.

4. MATERIAL E MÉTODOS

4.1. Descrição dos dados

Este estudo foi realizado com dados provenientes de povoamentos de eucalipto localizados na região nordeste da Bahia, no município de Inhambupe. A região possui um gradiente grande de precipitação, que varia entre 800 e 1.250 mm anuais e diferentes tipos de solos: Podzólico, Latossolo, Areia Quartzosa e Argissolo.

Foram utilizados dados de plantios de híbridos de *Eucalyptus urophylla* x *Eucalyptus grandis*, plantados no espaçamento 3,0 x 2,0 m e obtidos de medições de 133 parcelas permanentes circulares de 472 m² de área, em povoamentos com idades entre 20 e 98 meses. O conjunto total de parcelas foi dividido, constituindo duas bases de dados, em que 53 parcelas foram utilizadas no ajuste das equações e 56 parcelas foram utilizadas para validação. As parcelas estavam em locais com diferentes precipitações médias anuais, distribuídas em seis classes: 850, 900, 950, 1000, 1100, 1200 mm, e distribuídas em 13 classes de solo (Tabela 1).

Tabela 1 – Descrição resumida das classes de solo presentes nos povoamentos de eucalipto localizados no município de Inhambupe, norte da Bahia

Classe de Solo	Sigla
Areia quartzosa	AQ2
Latossolo amarelo distrófico	LAD1
Latossolo vermelho distrófico	LVD1
Argissolos amarelos distróficos	PAD1, PAD7, PAD29, PAD38, PAD43
Argissolo amarelo	PALD4
Podzólico vermelho escuro distrófico	PED1, PED4, PED5
Podzólico vermelho amarelo distrófico	PVLD1

Para estimar os índices de local para uma idade índice (I_i) igual a 60 meses, foi utilizado o método da curva-guia e a seguinte equação, previamente ajustada:

$$Hd = \exp (3,5700 - 25,7843/I)$$

em que

Hd = altura média das árvores dominantes, em metros;

\exp = exponencial;

I = idade, em meses;

4.2. Modelos avaliados

O modelo teórico de produção é:

$$Produção = f(Idade, capacidade produtiva, densidade),$$

sendo a densidade expressa pela área basal por hectare e as variáveis avaliadas para caracterizar a capacidade produtiva: o índice de local (S), a altura média das árvores dominantes (Hd), o diâmetro quadrático (q), as classes de solo (Tabela 1) e as classes de precipitações pluviométricas anuais.

Inicialmente, foram ajustados os seguintes modelos, com e sem a variável índice de local (S) para verificar a significância desta variável:

$$\ln V = \beta_0 + \beta_1 I^{-1} + \beta_2 S + \beta_3 \ln B + \varepsilon \quad (1)$$

$$\ln V = \beta_0 + \beta_1 I^{-1} + \beta_2 \ln B + \varepsilon \quad (2)$$

em que

\ln = logaritmo neperiano;

S = índice de local, em m;

B = área basal, em m²/ha;

V = volume com casca até 4 cm de diâmetro, em m³/ha;

I = idade, em meses;

β_0 a β_3 = parâmetros do modelo;

ε = erro aleatório.

Os modelos foram ajustados pelo método dos mínimos quadrados ordinários, utilizando o software R, versão 3.2.3. (R DEVELOPMENT CORE TEAM, 2011). Foram utilizados critérios como a significância dos parâmetros pelo teste t, erro padrão residual e coeficiente de determinação ajustado.

A multicolinearidade foi avaliada por meio do fator de inflação da variância (VIF), sendo desejado valores menores que 10 (O'BRIEN, 2007):

$$VIF_j = \frac{1}{1 - R_j^2}$$

em que R_j^2 corresponde ao coeficiente de determinação da regressão linear de uma variável independente com as demais. O cenário ideal é ter variáveis independentes altamente correlacionadas com a variável dependente, mas pouco correlacionadas entre elas.

Na sequência, relações funcionais referentes ao modelo de Schumacher (1939) foram ajustadas, substituindo-se a variável índice de local (S), pela média das alturas das árvores dominantes (Hd) e pelo diâmetro quadrático médio (q) como variáveis *proxy* da capacidade produtiva, definindo então os seguintes modelos:

$$\text{Ln}V = \beta_0 + \beta_1 I^{-1} + \beta_2 Hd + \beta_3 \text{Ln}B + \varepsilon \quad (3)$$

$$\text{Ln}V = \beta_0 + \beta_1 I^{-1} + \beta_2 q + \beta_3 \text{Ln}B + \varepsilon \quad (4)$$

Os modelos 3 e 4 também foram ajustados pelo método dos mínimos quadrados ordinários no *software* R e a avaliação dos ajustes foi realizada utilizando-se os mesmos critérios de avaliação dos modelos 1 e 2.

Posteriormente, o modelo de Schumacher (1939), sem a variável independente índice de local (S), foi modificado pela inclusão de interceptos e coeficientes de inclinação aleatórios, considerando as classes de solo e de precipitação como efeitos aleatórios, configurando uma estrutura de modelo de efeito misto, resultando no modelo a seguir:

$$\text{Ln}V = (\beta_0 + a_i) + (\beta_1 + b_{1i})I^{-1} + (\beta_2 + b_{2i})\text{Ln}B + \varepsilon \quad (5)$$

em que

β_0, β_1 e β_2 = parâmetros fixos do modelo;

a_i = intercepto aleatório para a i -ésima classe de solo ou precipitação;

b_{1i} e b_{2i} = coeficientes de inclinação aleatórios para a i -ésima classe de solo ou precipitação.

O ajuste do modelo 5 foi feito pelo método da máxima verossimilhança, utilizando o pacote *nlme* do *software* R, versão 3.2.3. (R DEVELOPMENT CORE TEAM, 2011). A avaliação dos ajustes foi realizada utilizando-se o critério de informação de Akaike (AIC), que assume a existência de um modelo real para os dados e compara os modelos avaliados por meio da minimização da divergência de Kullback-Leibler (K-L) o qual é dado por (WEISKITTEL et al, 2011):

$$\text{AIC} = -2 \log(L) + 2p \quad (6)$$

em que

p = número de parâmetros do modelo;

$\log(L)$ = máximo valor do logaritmo da função de máxima verossimilhança residual.

O resultado da inclusão do efeito aleatório no intercepto e nas inclinações foi verificado por meio do teste de razão de máxima verossimilhança (RESENDE et al., 2014), em que a significância da diferença (D) entre os *deviances* ($-2\log(L)$) para os modelos com e sem o efeito aleatório foi verificada comparando-se o valor calculado com o valor tabelado, pelo teste χ^2 , com 1 grau de liberdade e 5% de significância.

Com isso, ao final deste processo de modelagem, o modelo selecionado como o melhor modelo linear misto poderia ser o modelo completo (como o modelo 5) ou um modelo parcial, isto é, com efeitos aleatórios associados somente a alguns parâmetros do modelo.

Para possibilitar a comparação dos ajustes referentes aos modelos lineares mistos com os modelos lineares de efeito fixo, calculou-se o erro padrão residual e o coeficiente de determinação ajustado pelas seguintes expressões (CRECENTE-CAMPO et al., 2010):

$$\bar{R}^2 = 1 - \frac{n-1}{n-p-1}(1-R^2); \quad S_{y.x} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2}{n-p-1}}; \quad (7 \text{ e } 8)$$

sendo

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2} \quad (9)$$

em que n é o número total de observações; Y_i e \hat{Y}_i são os valores observados da variável dependente e estimados pela equação, respectivamente; p é o número de parâmetros fixos do modelo.

Desta forma, resumidamente na Tabela 2, os modelos avaliados neste estudo, foram:

Tabela 2 - Descrição das características e variáveis que compõe os modelos avaliados

Modelo N°	Tipo de modelo	Efeitos	
		Fixos	Aleatórios
1	Modelo linear	Γ^l, S, LnB	
2		Γ^l, LnB	
3		Γ^l, Hd, LnB	
4		Γ^l, q, LnB	
5a	Modelo linear misto	Γ^l, LnB	Solo
5b		Γ^l, LnB	Precipitação

4.3. Validação dos modelos ajustados

De posse das equações ajustadas, estas foram aplicadas ao conjunto de dados independentes para validação.

Para isso, foram utilizadas as seguintes estatísticas (WEISKITTEL et al., 2011), calculadas na unidade original da variável dependente, isto, do volume (m³/ha):

$$Bias(\%) = \frac{100}{\bar{Y}} \times \frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)}{n} \quad (10)$$

$$RQEQM(\%) = \frac{100}{\bar{Y}} \times \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2}{n}} \quad (11)$$

em que

n = número de observações;

Y_i = i-ésimo volume por hectare observado;

\hat{Y}_i = i-ésimo volume por hectare estimado;

\bar{Y} = média dos volumes por hectare.

Como complemento, foram elaborados gráficos de distribuição dos volumes observados em relação aos volumes estimados e histogramas de distribuição dos erros relativos percentuais (ER%) para verificar a tendência de distribuição das estimativas (super ou subestimação), sendo:

$$ER(\%) = ((\hat{Y}_i - Y_i) / Y_i) \cdot 100$$

5. RESULTADOS E DISCUSSÃO

5.1. Equações – modelos com efeitos fixos

A equação referente ao modelo 1, modelo original de Schumacher (1939), apresentou o melhor ajuste entre todas as equações (Tabela 3), indicando que o índice de local (S) foi a melhor variável para expressar a capacidade produtiva dos povoamentos de eucalipto. A retirada desta variável (modelo 2) acarretou em perda de precisão da equação ajustada, corroborando com a argumentação teórica de Clutter et al. (1983), de que a produção florestal é função da capacidade produtiva do local.

Tabela 3 - Parâmetros, suas estimativas, erro padrão, “t” de Student e medidas de precisão das equações referentes aos modelos lineares de efeito fixo

Modelo Nº	Coefficientes	Estimativas	Erro padrão	t	p-valor	$S_{y,x}$	\bar{R}^2
1	β_0	1,9635	0,0286	68,61	< 0,001	0,0361	0,9972
	β_1	-21,0493	0,5113	-41,17	< 0,001		
	β_2	0,0234	0,0012	19,42	< 0,001		
	β_3	1,0315	0,0937	110,05	< 0,001		
2	β_0	2,1225	0,0457	46,48	< 0,001	0,0601	0,9923
	β_1	-15,0868	0,6808	-22,16	< 0,001		
	β_2	1,1290	0,0132	85,67	< 0,001		
3	β_0	1,6205	0,0416	38,92	< 0,001	0,0389	0,9968
	β_1	-7,6263	0,6198	-12,30	< 0,001		
	β_2	0,0221	0,0013	17,14	< 0,001		
	β_3	1,0854	0,0089	121,7912	< 0,001		
4	β_0	1,5489	0,0577	26,85	< 0,001	0,0458	0,9955
	β_1	-9,0169	0,7112	-12,68	< 0,001		
	β_2	0,0488	0,0039	12,46	< 0,001		
	β_3	1,0657	0,0112	94,80	< 0,001		

As equações 1 (com *S*) e 3 (com *Hd*) apresentaram ajustes bem próximos, indicando que na ausência do índice de local (*S*) como variável independente para expressar a capacidade produtiva, a variável altura média das árvores dominantes (*Hd*) pode ser utilizada para esta finalidade. A classificação de local por meio da altura dominante tornou-se uma prática universal e é conhecida como um dos indicadores mais adequados da produtividade local para fins de gestão de plantios florestais (VANCLAY e SKOVSGAARD, 1997). Desta forma, pode-se optar por não incluir uma idade arbitrária (idade-índice) na geração dos índices de local ou utilizar diretamente a altura média das árvores dominantes. Alcântara (2012) demonstrou que é possível substituir o índice de local pela altura dominante na mesma idade sem prejuízo de eficiência e exatidão, no modelo de Clutter (1963).

Embora a equação 4 não tenha sido a mais precisa, o diâmetro quadrático médio (q) foi significativo ($p < 0,001$) e houve aumento da exatidão da equação quando comparada com a equação sem a variável que representa a capacidade produtiva (modelo 2), indicando que esta variável pode ser utilizada como alternativa para representar a capacidade produtiva dos povoamentos de eucalipto.

Para todas as equações, todas as variáveis independentes apresentaram valor de inflação de variância (VIF) menor do que 10, indicando a não existência de multicolinearidade ou uma baixa multicolinearidade. De acordo com Coble et al., (2014) e O'Brien (2007), VIF maior que 10 unidades indica uma correlação entre as variáveis independentes maior que 90%, causando problemas nas estimativas das variâncias dos parâmetros.

5.2. Equações – modelos com efeitos mistos

As Figuras 1 e 2 mostram os interceptos e inclinações aleatórios para classe de solo e classe de precipitação, respectivamente, onde se observa (Figura 1) que os interceptos aleatórios (a_i) para as classes de solo ficaram concentrados em torno do valor 0 (zero) e com desvio muito pequeno em torno deste valor. Pelo teste de razão de Máxima Verossimilhança, os interceptos aleatórios para as classes de solo foram estatisticamente não significativos ($p > 0,001$). Para as classes de precipitação todos os parâmetros aleatórios foram significativos ($p < 0,001$).

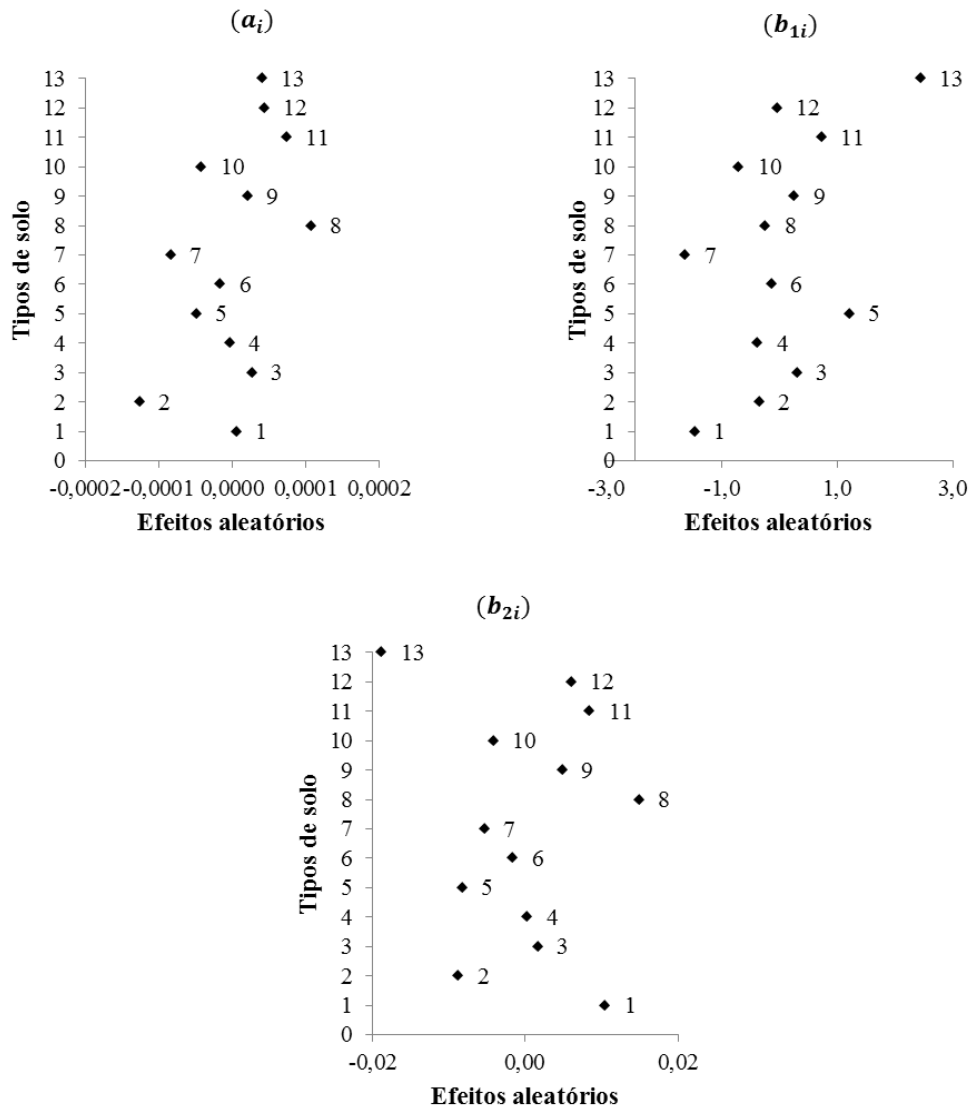


Figura 1 - Parâmetros aleatórios a_i , b_{1i} , b_{2i} por classe de solo. AQ2(1), LAD1(2), LVD1(3), PAD(4), PAD7(5), PAD29(6), PAD38(7), PAD43(8), PALD4(9), PED1(10), PED4(11), PED5(12), PVLD1(13).

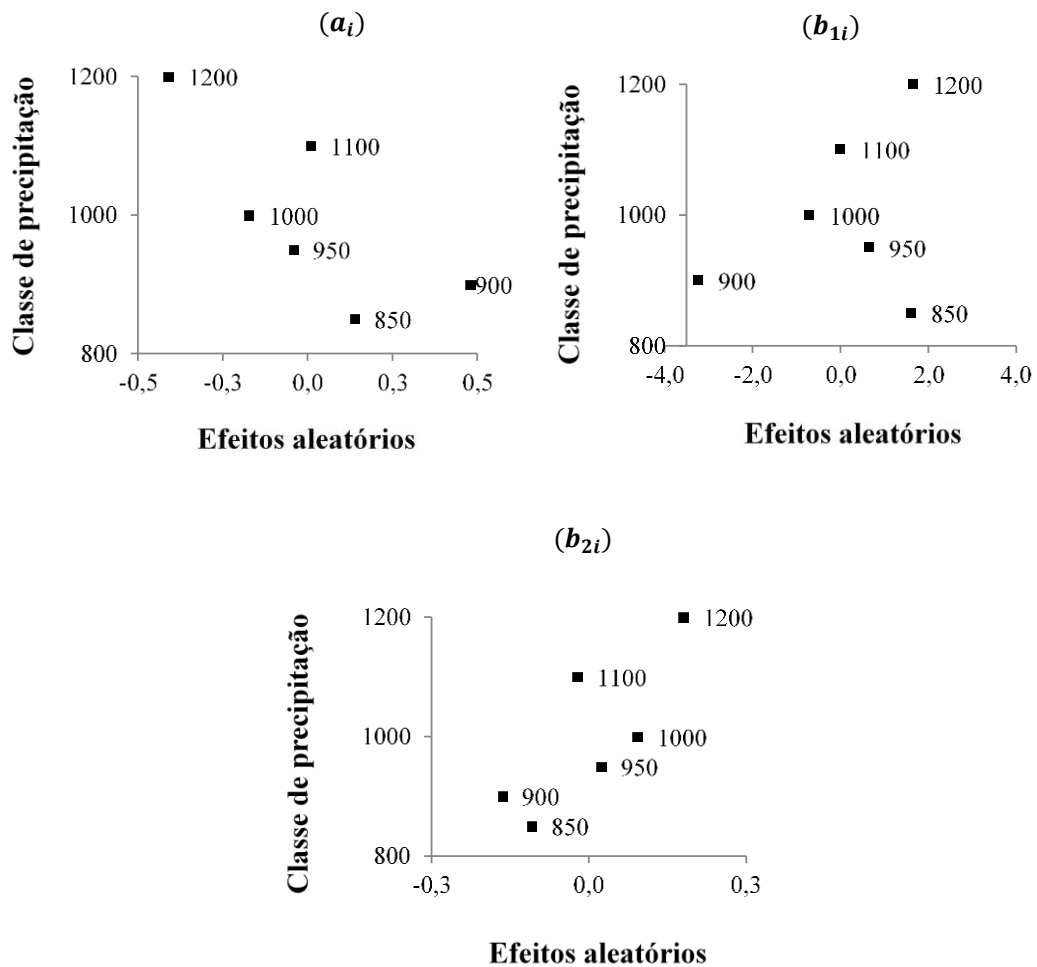


Figura 2 - Parâmetros aleatórios a_i , b_{1i} , b_{2i} por classe de precipitação.

Após o processo inicial de modelagem em que se verificou a significância dos parâmetros aleatórios, os seguintes modelos lineares mistos foram selecionados como os melhores para cada efeito aleatório (classe de solo e classe de precipitação):

- Classe de solo

$$\text{Ln}V = \beta_0 + (\beta_1 + b_{1i})I^{-1} + (\beta_2 + b_{2i})\text{Ln}B + \varepsilon \quad (\text{modelo } 5a)$$

- Classe de precipitação

$$\text{Ln}V = (\beta_0 + a_i) + (\beta_1 + b_{1i})I^{-1} + (\beta_2 + b_{2i})\text{Ln}B + \varepsilon \quad (\text{modelo } 5b)$$

As estimativas dos coeficientes dos parâmetros fixos dos modelos 5a e 5b foram estatisticamente significativos ($p < 0,001$) (Tabela 4). Pode-se notar um

padrão no comportamento do efeito da precipitação com relação às inclinações, quanto maior a classe de precipitação, maior é o efeito da mesma. Já para o intercepto, essa relação é inversa, quando menor a precipitação, maior é o seu efeito.

Tabela 4 - Parâmetros, suas estimativas, erro padrão, “t” de Student e medidas de precisão das equações referentes aos modelos lineares de efeito misto

Modelo Nº	Parâmetro	Estimativa	Erro Padrão	t	p-valor	AIC
5a	β_0	2,0688	0,0472	43,82	< 0,001	-614,70
	β_1	-15,1555	0,7618	-19,89	< 0,001	
	β_2	1,1517	0,0144	80,04	< 0,001	
5b	β_0	1,8166	0,1499	12,12	< 0,001	-675,55
	β_1	-14,1546	1,2782	-11,07	< 0,001	
	β_2	1,2266	0,0513	23,91	< 0,001	

Para estimar o estoque volumétrico de povoamentos de eucalipto com as equações ajustadas referentes aos modelos lineares mistos, tornam-se necessárias além das estimativas conjuntas dos parâmetros fixos, as estimativas dos parâmetros aleatórios, as quais são apresentadas na Tabela 5.

Tabela 5 - Coeficientes fixos + aleatórios das equações referentes aos modelos lineares de efeito misto, considerando os efeitos aleatórios classe de solo e classe de precipitação

Modelo Misto	Classe de Solo	$\widehat{\beta}_0$	$(\widehat{\beta}_1 + \widehat{b}_{11})$	$(\widehat{\beta}_2 + \widehat{b}_{21})$
5a	AQ2	2,06879	-16,62159	1,16221
	LAD1	2,06879	-15,50443	1,14297
	LVD1	2,06879	-14,85107	1,15334
	PAD1	2,06879	-15,53313	1,15202
	PAD7	2,06879	-13,94410	1,14346
	PAD29	2,06879	-15,29279	1,15011
	PAD38	2,06879	-16,78170	1,14637
	PAD43	2,06879	-15,40007	1,16660
	PALD4	2,06879	-14,90024	1,15663
	PED1	2,06879	-15,86493	1,14756
	PED4	2,06879	-14,42621	1,16015
	PED5	2,06879	-15,20080	1,15772
	PVLD1	2,06879	-12,71530	1,13295
		Classe de Precipitação	$(\widehat{\beta}_0 + \widehat{a}_1)$	$(\widehat{\beta}_1 + \widehat{b}_{11})$
5b	850	1,95516	-12,54560	1,13618
	900	2,29482	-17,38515	1,08933
	950	1,77531	-13,50158	1,24613
	1000	1,64355	-14,84704	1,30330
	1100	1,82451	-14,14676	1,20840
	1200	1,40510	-12,50214	1,37666

5.3. Comparações entre as equações – modelos com efeito fixo e mistos

A inclusão das variáveis índice de local (S), altura média das árvores dominantes (Hd), diâmetro quadrático médio (q), bem como os efeitos aleatórios classe de solo e precipitação resultaram em maior precisão das equações ajustadas, em comparação com a equação referente ao modelo 2, isto é, sem o índice de local (Tabela 6).

Tabela 6 - Descrição das características e variáveis que compõe os modelos avaliados e medidas de precisão das equações ajustadas

Modelo N°	Tipo de modelo	Efeitos		$S_{y,x}$	\bar{R}^2
		Fixos	Aleatórios		
1		I^1, S, LnB		0,0361	0,9972
2	Modelo linear	I^1, LnB		0,0601	0,9923
3		I^1, Hd, LnB		0,0389	0,9968
4		I^1, q, LnB		0,0458	0,9955
5a	Modelo linear misto	I^1, LnB	Solo	0,0505	0,9945
5b		I^1, LnB	Precipitação	0,0401	0,9964

O índice de local (S) foi a variável *proxy* que resultou em maior precisão entre as equações ajustadas. Por considerar a altura dominante para classificação da qualidade do local, expressa o potencial que determinada área tem para o crescimento das árvores, englobando os efeitos que fatores climáticos, edáficos e fisiográficos exercem sobre a altura (CAMPOS e LEITE, 2013).

Variáveis do povoamento (*Hd* e *q*) também foram significativas ($p < 0,05$) para representar a capacidade produtiva. Os efeitos aleatórios (solo e precipitação) nos modelos mistos, associados aos coeficientes das equações, também se mostraram como alternativa à classificação da capacidade produtiva.

5.4. Validação

As equações ajustadas considerando alternativas para caracterizar a capacidade produtiva dos plantios de eucalipto (modelos 1, 3, 4, 5a e 5b) foram utilizadas nas 56 parcelas destinadas à validação, para prever estoque volumétrico e verificar o quanto as estimativas se aproximam dos valores observados.

Em termos médios, as equações estimaram os estoques volumétricos com erros (RQEQM%) menores que 7% (Tabela 7), com tendência de subestimação dos volumes (*bias* positivos). As equações referentes aos modelos com efeitos fixos apresentaram desempenho um pouco melhor do que as equações com efeitos mistos, por apresentarem RQEQM(%) e *bias*(%) menores.

Tabela 7 - Estatísticas da validação das equações ajustadas

Modelo Nº	Tipo de modelo	Efeitos		RQEQM(%)	Bias(%)
		Fixos	Aleatórios		
1	Modelos lineares	Γ^I, S, LnB		4,49	0,92
3		Γ^I, Hd, LnB		4,17	0,58
4		Γ^I, q, LnB		4,98	0,03
5a	Modelos mistos	Γ^I, LnB	Solo	6,76	1,60
5b		Γ^I, LnB	Precipitação	5,24	0,27

A equação referente ao modelo misto, cujo efeito aleatório foi a classe de solo (modelo 5a), apresentou o pior desempenho entre as equações avaliadas (Tabela 7). Pela distribuição dos volumes observados em relação aos volumes estimados (Figura 3), observa-se que maior subestimação ocorreu nos povoamentos mais estocados, acarretando esta tendência de erro.

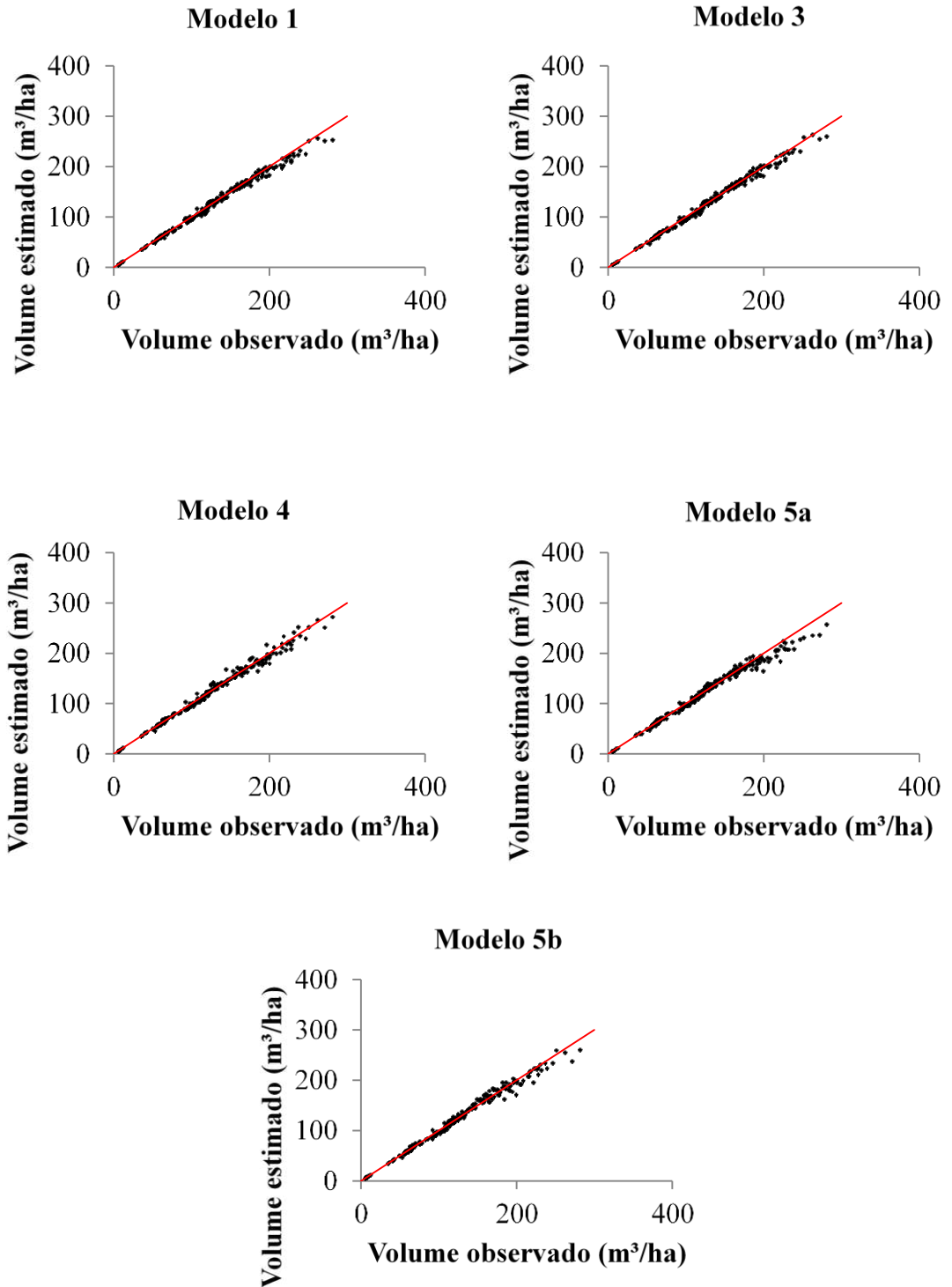


Figura 3 – Distribuição dos volumes observados em relação aos volumes estimados pelas equações referentes aos modelos 1, 3, 4, 5a e 5b.

Em termos de distribuição dos erros relativos percentuais, observa-se, na Figura 4, que a maioria dos erros estão compreendidos entre $\pm 5\%$ para todas as equações avaliadas, com destaque para o modelo 5a que apresentou erros de até +20% em relação ao volume por hectare observado.

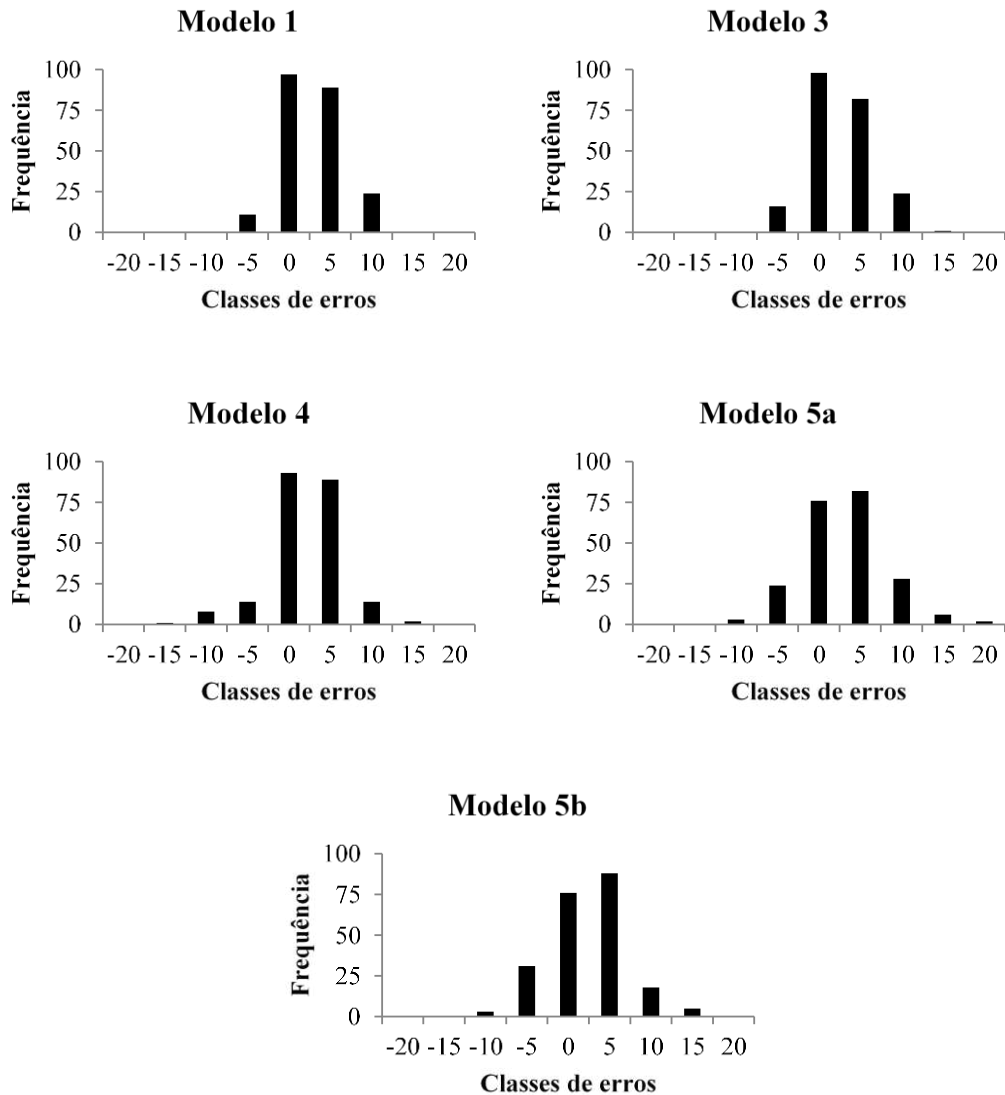


Figura 4 – Histograma de distribuição dos erros relativos percentuais das equações referentes aos modelos 1, 3, 4, 5a e 5b.

6. CONCLUSÕES

A substituição, no modelo de Schumacher (1939), do índice de local pela altura média das árvores dominante ou diâmetro quadrático médio, considerando estas variáveis como efeito fixo nos modelos, não implica em aumento da exatidão. Contudo, as equações com estas variáveis apresentaram ajustes próximos ao da equação com índice de local, mostrando que elas podem ser utilizadas como variáveis *proxy* alternativas para caracterizar a capacidade produtiva dos povoamentos de eucalipto.

As classes de precipitação e de solo, incluídas no modelo como variável aleatória por meio da estrutura dos modelos mistos resulta em uma alternativa eficiente para caracterizar a capacidade produtiva dos povoamentos de eucalipto, em substituição às variáveis índice de local, altura média das árvores dominantes e diâmetro quadrático médio. No entanto, o índice de local no modelo de crescimento e produção ainda é a variável *proxy* que resulta em maior exatidão, tanto no processo de ajuste dos modelos quanto na validação.

7. REFERÊNCIAS

ALCÂNTARA, A. E. M. D. **Alternativas de modelagem para projeção do crescimento de eucalipto em nível de povoamento**. 2010. 65f. Dissertação (mestrado em Ciência Florestal) - Universidade Federal de Viçosa. Viçosa, 2012.

ALCÂNTARA, A. E. M. de. **Redes neurais artificiais para prognose do crescimento e da produção de povoamentos de eucalipto em Minas Gerais**. 2015. 43f. Tese (doutorado em Ciência Florestal). Universidade Federal de Viçosa. Viçosa, 2015.

AVERY, B. W. Soil classification in the Soil Survey of England and Wales. **Journal of Soil Science**, v. 24, n. 3, p. 324-338, 1973.

BORGES, V.; FERREIRA, P. V.; SOARES, L.; SANTOS, G. M.; SANTOS, A. M. M. Seleção de clones de batata-doce pelo procedimento REML/BLUP. **Acta Scientiarum. Agronomy**, v. 32, n. 4, p. 643-649, 2010.

BURKHART, H. E., TOMÉ, M. **Modeling forest trees and stands**. Springer Netherlands, 2012. 457p.

CALAMA, R.; MONTERO, G. Multilevel linear mixed model for tree diameter increment in stone pine (*Pinus pinea*): a calibrating approach. **Silva Fennica**, v. 39, n. 1, p. 37-54, 2005.

CALEGARIO, N.; CALEGARIO, C. L. L.; MAESTRI, R.; DANIELS, R.; NEIVA, R. Melhoria da qualidade de ajuste de modelos biométricos florestais pelo emprego da teoria dos modelos não lineares generalizados. **Scientia Forestalis**, Piracicaba, n. 69, p. 38-50, 2005a.

CALEGARIO, N.; MAESTRI, R.; LEAL, C. L.; DANIELS, R. F. Estimativa do crescimento de povoamentos de *Eucalyptus* baseada na teoria dos modelos não lineares em multinível de efeito misto. **Ciência Florestal**, v. 15, n. 3, p. 285-292, 2005b.

CAMPOS, J. C. C.; LEITE, H. G. **Mensuração florestal: perguntas e respostas**. 4.ed. Viçosa: Editora UFV, 2013. 605 p.

CLUTTER, J. L. Compatible growth and yield models for loblolly pine. **Forest science**, v. 9, n. 3, p. 354-371, 1963.

CLUTTER, J.C.; FORSTON, J.C; PIENNAR, L.V.; BRISTER, G.H.; BAILEY, R.L. **Timber management: a quantitative approach**. 3. ed. New York: John Willey & Sons, 1983. 333p.

CNAAN, A.; LAIRD, N. M.; SLASOR, P. Tutorial in biostatistics: Using the general linear mixed model to analyse unbalanced repeated measures and longitudinal data. **Statistics in Medicine**, v. 16, p. 2349-2380, 1997.

COBLE, A. P., AUTIO, A., CAVALERI, M. A., BINKLEY, D., RYAN, M. G. Converging patterns of vertical variability in leaf morphology and nitrogen across seven Eucalyptus plantations in Brazil and Hawaii, USA. **Trees**, v.28, p. 1-15. 2014.

COILE, T. S. Forest classification: Classification of forest sites with special reference to ground vegetation. **Journal of Forestry**, v. 36, n. 10, p. 1062-1066, 1938.

COSENZA, D. N.; LEITE, H. G.; MARCATTI, G. E.; BINOTI, D. H. B.; ALCÂNTARA, A. E. M. de; RODE, R. Classificação da capacidade produtiva de sítios florestais utilizando máquina de vetor de suporte e rede neural artificial. **Scientia Forestalis**, v. 43, n. 108, p. 955-963, 2015.

CRECENTE-CAMPO, F.; SOARES, P.; TOMÉ, M.; DIEGUÉZ-ARANDA, U. Modelling annual individual-tree growth and mortality of Scot pine with data obtained at irregular measurement intervals and containing missing observations. **Forest Ecology and Management**, v.260, p.1965-1974, 2010.

DAVIS, L. S.; JOHNSON, K. N.; BETTINGER, P. S.; HOWARD, T. E. **Forest management: to sustain ecological, economic, and social values**. 4th ed. Illinois: Waveland Press, Inc, 2001.804p.

DEMIDENKO, E. **Mixed models: Theory and applications with R**. 2nd ed. Hoboken: John Willey & Sons, 2013. 717p.

FANG, Z.; BAILEY, R. L. Nonlinear mixed effects modeling for slash pine dominant height growth following intensive silvicultural treatments. **Forest Science**, v. 47, n. 3, p. 287-300, 2001.

FARRELLY, N.; FEALY, R. M.; RADFORD, T. The use of site factors and site classification methods for the assessment of site quality and forest productivity in Ireland. **Irish Forestry**, 2009.

FAUSTO, M. A.; CARNEIRO, M.; ANTUNES, C. M. de F.; PINTO, J. A.; COLOSIMO, E. A. O modelo de regressão linear misto para dados longitudinais: uma aplicação na análise de dados antropométricos desbalanceados. **Cadernos de Saúde Pública**, v. 24, n. 3, p. 513-524, 2008.

FILHO, J. A. C. **Nota Metodológica sobre Modelos Lineares Mistos**. UFPR. Curitiba, Paraná, 2003. 29 p.

FISHER, R. F.; FOX, T. R.; HARRISON, R. B.; TERRY, T. Forest soils education and research: trends, needs, and wild ideas. **Forest Ecology and Management**, v. 220, n. 1, p. 1-16, 2005.

FREITAS, I. L. de; AMARAL Jr, A. T. do; VIANA, A. P.; PENA, G. F.; CABRAL, P. da S.; VITTORAZZI, C.; SILVA, T. R. da C. Ganho genético avaliado com índices de seleção e com REML/Blup em milho-pipoca. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v. 48, n. 11, p. 1464-1471, 2014.

GARBER, S. M.; MAGUIRE, D. A. Modeling stem taper of three central Oregon species using nonlinear mixed effects models and autoregressive error structures. **Forest Ecology and Management**, v. 179, n. 1, p. 507-522, 2003.

GREGOIRE, T. G.; SCHABENBERGER, O.; BARRETT, J. P. Linear modelling of irregularly spaced, unbalanced, longitudinal data from permanent-plot measurements. **Canadian Journal of Forest Research**, v. 25, n. 1, p. 137-156, 1995.

GUJARATI, D. N.; PORTER, D. C. **Econometria Básica**. 5 ed. Porto Alegre: AMGH Editora, 2011.

HALL, D. B.; BAILEY, R. L. Modeling and prediction of forest growth variables based on multilevel nonlinear mixed models. **Forest Science**, v. 47, n. 3, p. 311-321, 2001.

HARTLEY, H. O.; RAO, J. N. K. Maximum-likelihood estimation for the mixed analysis of variance model. **Biometrika**, v. 54, n. 1-2, p. 93-108, 1967.

HENDERSON, C. R. Best linear unbiased estimation and prediction under a selection model. **Biometrics**, p. 423-447, 1975.

_____. Estimation of changes in herd environment. **Journal of Dairy Science**, v. 32, n. 1, 16 p, 1949.

_____. Estimation of variance and covariance components. **Biometrics**, v. 9, n. 2, p. 226-252, 1953.

_____. Estimation of variances and covariances under multiple trait models, **Journal of Dairy Science**, v.67, p. 1581-1589, 1984.

HOPMANS, P.; BAUHUS, J.; KHANNA, P.; WESTON, C. Carbon and nitrogen in forest soils: potential indicators for sustainable management of eucalypt forests

in south-eastern Australia. **Forest Ecology and Management**, v. 220, n. 1, p. 75-87, 2005.

JONES, J. R. Review and comparison of site evaluation methods. **USDA Forest Service Rocky Mountain Forest and Range Experiment Station**. Research Paper RM-51, 1969.

LEITE, H. G.; CASTRO, R. V. O.; SILVA, A. L.; JUNIOR, C. A. A.; BINOTI, D. H. B.; CASTRO, A. F. N. M.; BINOTI, M. L. M. S. Classificação da capacidade produtiva de povoamentos de eucalipto utilizando diâmetro dominante. **Silva Lusitana**, v.19, p.181-195. 2011.

LEITES, L. P.; ROBINSON, A. P. Improving taper equations of loblolly pine with crown dimensions in a mixed-effects modeling framework. **Forest Science**, v. 50, n. 2, p. 204-212, 2004.

MCBRATNEY, A. B.; GRUIJTER, J. J. de. A continuum approach to soil classification by modified fuzzy k-means with extragrades. **European Journal of Soil Science**, v. 43, n. 1, p. 159-175, 1992.

MENDONÇA, A. R. de; CARVALHO, S. de P. C.; CALEGARIO, N. Modelos hipsométricos generalizados mistos na predição da altura de *Eucalyptus sp.* **CERNE**, v. 21, n. 1, p. 107-115, 2015.

O'BRIEN, R. M. A caution regarding rules of thumb for variance inflation factors. **Quality & Quantity**, v. 41, n. 5, p. 673-690, 2007.

O'CARROLL, C.; FARRELL, E. P. Relationships between soil characteristics and yield for Norway spruce on fen peat in central Ireland. **Forest ecology and management**, v. 57, n. 1-4, p. 61-70, 1993.

OLIVEIRA, M. L. R.; LEITE, H. G.; NOGUEIRA, G. S.; GARCIA, S. L. R.; SOUZA, A. L. Classificação da capacidade produtiva de povoamentos não desbastados de clones de eucalipto. **Pesq. Agropec. Bras.**, v.43, p.1559-1567. 2008.

PATTERSON, H. D.; THOMPSON, R. Recovery of inter-block information when block sizes are unequal. **Biometrika**, v. 58, n. 3, p. 545-554, 1971.

PEDROZO, C. A.; BENITES, F. R. G.; BARBOSA, M. H. P.; RESENDE, M. D. V.; SILVA, F. L. Eficiência de índices de seleção utilizando a metodologia REML/ BLUP no melhoramento da cana-de-açúcar. **Scientia Agraria**, Curitiba, v.10, n.01, p.031-036, 2009.

PIEPHO, H. P.; MÖHRING, J.; MELCHINGER, A. E.; BÜCHSE, A. BLUP for phenotypic selection in plant breeding and variety testing. **Euphytica**, v. 161, n. 1-2, p. 209-228, 2007.

PORTUGAL, M. S. **Notas Introdutórias Sobre o Princípio de Máxima Verossimilhança: Estimação e Teste de Hipóteses**. UFRGS, Porto Alegre, Rio Grande do Sul, 1995.

R Development Core Team (2011). R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. ISBN 3-900051-07-0, URL <http://www.R-project.org/>.

RESENDE, M. D. V.; BIELE, J. Estimação e predição em modelos lineares generalizados mistos com variáveis binomiais. **Rev. Mat. Estat.**, São Paulo, v. 20: p. 39-65, 2002.

RESENDE, M. D. V. de; FURLANI Jr, E.; MORAES, M. L. T. de; FAZUOLI, L. C. Estimativas de parâmetros genéticos e predição de valores genotípicos no melhoramento do cafeeiro pelo procedimento REML/BLUP. **Bragantia**, v. 60, n. 3, p. 185-193, 2001.

RESENDE, M. D. V de; ROSA-PEREZ, J. R. H. Melhoramento animal: predição de valores genéticos pelo modelo animal (BLUP) em bovinos de leite, bovinos de corte, ovinos e suínos. **Archives of Veterinary Science**, v. 4, n. 1, p. 17-30, 1999.

RESENDE, M. D. V. de; SILVA, F. F. e; AZEVEDO, C. F. **Estatística matemática, biométrica e computacional: Modelos mistos, multivariados, categóricos e generalizados (REML/BLUP), inferência bayesiana, regressão aleatória, seleção genômica, QTL-GWAS, estatística espacial e temporal, competição, sobrevivência.** Viçosa: Suprema gráfica e Editora Ltda, 2014. 882p.

SCHUMACHER, F. X. A new growth curve and its application to timber yield studies. **Journal of Forestry**, v. 37, p. 819-820, 1939.

SOARES, C. P. B.; LEITE, H. G.; OLIVEIRA, M. L. R.; CARVALHO, A. Especificação de um modelo de crescimento e produção florestal. **Revista Árvore**, v.28, n.6, p.831-837. 2004.

SOUZA, U. D. V.; KUX, H. J. H. Geobias e mineração de dados na classificação da cobertura do solo urbano em São Luís (MA) com imagens worldview-2 e o sistema interimage. **Revista Brasileira de Cartografia**, v. 1, n. 66/3, 2014.

SPRACKLING, J. A. **Soil-topographic site index for Engelmann spruce on granitic soils in northern Colorado and southern Wyoming.** Forest Service, US Dept. of Agriculture, Rocky Mountain Forest and Range Experiment Station, 1973.

VANCLAY, J. K.; SKOVSGAARD, J. P. Evaluating forest growth models. **Ecological Modelling**, v. 98, n. 1, p. 1-12, 1997.

VOLTZ, M.; WEBSTER, R. A comparison of kriging, cubic splines and classification for predicting soil properties from sample information. **European Journal of Soil Science**, v. 41, n. 3, p. 473-490, 1990.

WANG, Y.; LEMAY, V. M.; BAKER, T. G. Modelling and prediction of dominant height and site index of *Eucalyptus globulus* plantations using a nonlinear mixed-effects model approach. **Canadian journal of forest research**, v.37, n.8, p. 1390-1403, 2007.

WEISKITTEL, A. R.; HANN, D. W.; KERSHAW Jr, J. A.; VANCLAY, J. K.
Forest growth and yield modeling. Oxford: John Willey and Sons, 2011. 415p.