

UFRRJ
INSTITUTO DE FLORESTAS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIAS AMBIENTAIS E
FLORESTAIS

DISSERTAÇÃO

**Geoestatística na Classificação da Capacidade Produtiva em Povoamentos
de Eucalipto**

Pedro Vaz da Rocha

2020



**UNIVERSIDADE FEDERAL RURAL DO RIO DE JANEIRO
INSTITUTO DE FLORESTAS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIAS AMBIENTAIS E
FLORESTAIS**

**GEOESTATÍSTICA NA CLASSIFICAÇÃO DA CAPACIDADE
PRODUTIVA EM POVOAMENTOS DE EUCALIPTO**

PEDRO VAZ DA ROCHA

*Sob orientação do professor
Emanuel José Gomes de Araújo*

Dissertação submetida como requisito parcial para obtenção do grau de **Mestre em Ciências Ambientais e Florestais** no Programa de Pós-graduação em Ciências Ambientais e Florestais, área de concentração em Silvicultura e Manejo Florestal.

Seropédica, RJ
Fevereiro de 2020

“O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – Brasil (CAPES) – Código de Financiamento 001”.

“This study was financed in part by the Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – Brasil (CAPES) – Finance Code 001”.

Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro
Biblioteca Central / Seção de Processamento Técnico

Ficha catalográfica elaborada
com os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

V673g Vaz da Rocha, Pedro, 1991-
Geoestatística na classificação da capacidade
produtiva em povoamentos de eucalipto / Pedro Vaz da
Rocha. - Seropédica, 2020.
74 f.: il.

Orientador: Emanuel José Gomes de Araújo.
Dissertação(Mestrado). -- Universidade Federal Rural
do Rio de Janeiro, Programa de Pós-Graduação em
Ciências Ambientais e Florestais, 2020.

1. Índice de sítio. 2. Dependência espacial. 3.
Krigagem . 4. Krigagem com regressão. 5. Modelagem.
I. José Gomes de Araújo, Emanuel , 1984-, orient. II
Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro.
Programa de Pós-Graduação em Ciências Ambientais e
Florestais III. Título.

**UNIVERSIDADE FEDERAL RURAL DO RIO DE JANEIRO
INSTITUTO DE FLORESTAS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIAS AMBIENTAIS E
FLORESTAIS**

PEDRO VAZ DA ROCHA

Dissertação submetida como requisito parcial para obtenção do grau de **Mestre em Ciências Ambientais e Florestais**, no Programa de Pós-Graduação em Ciências Ambientais e Florestais, área de concentração em Silvicultura e Manejo Florestal.

DISSERTAÇÃO APROVADA EM 28/02/2020.

Emanuel J.G. de Araújo

Emanuel José Gomes de Araújo. Prof. Dr. UFRRJ
(Orientador)

Marco Antonio Monte

Marco Antonio Monte. Prof. Dr. UFRRJ

Vinícius Augusto Morais

Vinícius Augusto Morais. Prof. Dr. UNEMAT



TERMO N° 43/2024 - PPGCAF (12.28.01.00.00.00.00.27)

(Nº do Protocolo: NÃO PROTOCOLADO)

(Assinado digitalmente em 15/02/2024 16:51)
EMANUEL JOSE GOMES DE ARAUJO
PROFESSOR DO MAGISTERIO SUPERIOR
DeptSil (12.28.01.00.00.00.00.31)
Matrícula: ####782#5

(Assinado digitalmente em 19/02/2024 20:27)
MARCO ANTONIO MONTE
PROFESSOR DO MAGISTERIO SUPERIOR
DeptSil (12.28.01.00.00.00.00.31)
Matrícula: ####725#5

(Assinado digitalmente em 16/02/2024 17:01)
VINICIUS AUGUSTO MORAIS
ASSINANTE EXTERNO
CPF: ####.####.806-##

Visualize o documento original em <https://sipac.ufrrj.br/documentos/> informando seu número: 43, ano: 2024, tipo:
TERMO, data de emissão: 15/02/2024 e o código de verificação: **c59494ac5d**

À minha família e amigos.

Dedico.

AGRADECIMENTOS

Agradeço à Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro por todas as oportunidades que me foram dadas, pelo conhecimento que adquiri e as pessoas que conheci.

Ao PPGCAF e a Capes pelo auxílio financeiro, do qual me possibilitou cursar a Pós-Graduação, permitindo o aprimoramento dos meus conhecimentos.

Ao Professor Emanuel José Gomes de Araújo, meu orientador, pelos ensinamentos, amizade e compromisso com a realização deste trabalho, além de um grande conselheiro no desenvolvimento de outros projetos e trabalhos científicos durante a minha trajetória acadêmica.

Ao Laboratório de Mensuração e Manejo Florestal por possibilitar o desenvolvimento deste trabalho, com o grande auxílio do Professor Marco Antonio Monte, de meus colegas de Pós-Graduação, Danilo Henrique dos Santos Ataíde e Laís Cândido Silva, e dos demais membros da graduação.

Aos membros da banca, Emanuel José Gomes de Araújo, Marco Antonio Monte, Vinícius Augusto Moraes, Janaína Ribeiro Costa Rows e Rafaella de Angeli Curto, por aceitarem participar da banca avaliadora e pelas contribuições importantes para o presente trabalho.

À minha família, em especial minha mãe Ana Maria de Mattos Vaz, meu pai Alcino Castello Branco Ferreira da Rocha, e meus irmãos André, Lucas e Tomaz Vaz da Rocha, por todo apoio que me deram durante essa fase da minha vida.

Agradeço aos meus irmãos e irmãs da turma de Engenharia Florestal 2012-2, especialmente ao Iohann, Lucas, Caio, Stephany, Juçara e Fagner, que levarei para o resto da minha vida, pelos grandes momentos felizes que passei ao lado deles.

Aos meus colegas da República Taj Mahal, Matheus, Irving, João, Tanai, Pedro, Lucas e Hugo, por fazerem daquela casa o meu segundo lar.

Aos meus companheiros da equipe masculina de vôlei, do qual passamos momentos bons e ruins para representar a UFRRJ nos campeonatos universitários.

Agradeço também ao meu amado cachorro Billy, por seu amor incondicional.

RESUMO

ROCHA, Pedro Vaz da. **Geoestatística na classificação da capacidade produtiva em povoamentos de eucalipto.** 2020. 74f. Dissertação (Mestrado em Ciências Ambientais e Florestais). Instituto de Florestas, Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro, Seropédica, RJ, 2020.

O objetivo deste trabalho foi avaliar métodos de classificação da capacidade produtiva, associados a aplicação de diferentes técnicas de krigagem, em povoamentos de eucalipto. O estudo foi realizado em 62 talhões com povoamentos clonais de *Eucalyptus* sp., abrangendo área total de 2.119 hectares, localizados em Minas Gerais, Brasil. O clima é classificado como Aw, tropical úmido de savana, com invernos secos e verões chuvosos. A altitude média é de 820 metros, com precipitação de 1.246 mm e temperatura média anual de 24°C. Os dados foram coletados aos 24, 36, 48, 60, 72 e 84 meses em 170 unidades amostrais de 400 m², seguindo amostragem casual simples, sendo 136 utilizadas no ajuste dos modelos e 34 na validação preditiva. Nas unidades amostrais foram mensuradas as variáveis diâmetro a 1,30 m do solo (DAP), altura total (Ht) e, posteriormente, obtida a altura média das árvores dominantes (Hd), pelo conceito de Assmann (1970). Utilizou-se na classificação da capacidade produtiva os métodos da curva-guia e da diferença algébrica, com os modelos de regressão de Schumacher, Chapman e Richards e Bailey e Clutter. Assim, foram realizados seis ajustes de equações para estimar o índice de sítio, e a qualidade avaliada através do coeficiente de determinação ajustado (R_{adj}^2), erro padrão da estimativa em porcentagem ($S_{yx}\%$), raiz quadrada do erro médio (RQEM), erro médio de previsão em porcentagem (bias%), análise gráfica dos resíduos normalizados, além da comparação entre os valores estimados e observados. Posteriormente, realizou-se a análise de semivariância do índice de sítio para os seis ajustes. Comprovada a dependência espacial, interpolou-se o índice de sítio aplicando krigagem ordinária, utilizando 4, 8, 12 e 16 vizinhos. Estas estimativas espaciais foram avaliadas através da raiz quadrada do erro médio (RQEM), erro médio de previsão em porcentagem (bias%), correlação de Pearson (r), índice de concordância de Willmott (d) e índice de desempenho (c). Também foram obtidas as estimativas do índice de sítio aplicando krigagem com regressão do tipo B e C. A validação foi realizada com os valores da altura dominante aos 72 meses de idade das 34 unidades separadas para a validação. Comparou-se as estimativas do índice de sítio obtidas pelos modelos de regressão, krigagem ordinária e krigagem com regressão tipo B e C. O método da diferença algébrica foi o que gerou as melhores estimativas do índice de sítio, com destaque para o modelo Bailey e Clutter. O índice de sítio apresentou dependência espacial em todos ajustes e sua interpolação utilizando 4 pontos vizinhos apresentou o melhor desempenho. Na espacialização do índice de sítio, as técnicas de krigagem com regressão foram superiores à krigagem ordinária. Conclui-se que o método da diferença algébrica foi mais eficiente e o índice de sítio apresentou forte dependência espacial em todas as idades, independente do modelo utilizado. Os modelos de regressão para estimativa do índice de sítio podem ser utilizados em combinação com as técnicas de krigagem, com maiores níveis de precisão e exatidão quando associados a krigagem com regressão tipo B e C.

Palavras-chave: Índice de sítio; Dependência espacial; Krigagem; Krigagem com regressão; Modelagem.

ABSTRACT

ROCHA, Pedro Vaz da. **Geostatistics for the classification of production capacity in eucalyptus stands.** 2020. 74f. Dissertation (Master in Environmental and Forest Sciences). Instituto de Florestas, Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro, Seropédica, RJ, 2020.

The objective of this work was to evaluate methods of classifying productive capacity, associated with the application of different kriging techniques, in eucalyptus stands. The study was carried out in 62 plots with clonal stands of *Eucalyptus* sp., covering a total area of 2.119 hectares, located in Minas Gerais, Brazil. The climate is classified as Aw, humid tropical savannah, with dry winters and rainy summers. The average altitude is 820 meters, with precipitation of 1.246 mm and an annual average temperature of 24°C. Data were collected at 24, 36, 48, 60, 72, and 84 months in 170 sample units of 400 m², following simple casual sampling, 136 of which were used to adjust the models, and 34 for predictive validation. In the sample units, the variables diameter at 1.30 m from the ground (DBH), total height (Ht) were measured, and, subsequently, the average height of the dominant trees (Hd) was obtained, according to the concept of Assmann (1970). In the classification of productive capacity, the methods of the guide curve and the algebraic difference were used, with the regression models of Schumacher, Chapman and Richards, and Bailey and Clutter. Thus, six equation adjustments were made to estimate the site index, and the quality assessed through the adjusted determination coefficient (R_{Aj}^2), standard error of the estimate in percentage ($S_{yx}\%$), root-mean-square error (RMSE), the mean error of prediction in percentage (bias%), graphical analysis of normalized residues, in addition to the comparison between estimated and observed values. Subsequently, the site index semi-variance analysis was performed for the six adjustments. After proving the spatial dependence, the site index was interpolated using ordinary kriging, using 4, 8, 12, and 16 neighbors. These spatial estimates were evaluated using the root-mean-square error (RMSE), mean error of prediction in percentage (bias%), Pearson correlation (r), Willmott agreement index (d), and performance index (c). Site index estimates were also obtained by applying regression kriging with type B and C. Validation was performed with the values of dominant height at 72 months of age from 34 separate units for validation. The site index estimates were compared with obtained by the regression, ordinary kriging, and regression kriging type B and C. The algebraic difference method was the one that generated the best site index estimates, with emphasis on the Bailey and Clutter. The site index showed spatial dependence in all adjustments and its interpolation using 4 neighboring points showed the best performance. In the spatialization of the site index, regression kriging techniques were superior to ordinary kriging. It is concluded that the algebraic difference method was more efficient and the site index presented a strong spatial dependence at all ages, regardless of the model used. Regression models to estimate the site index can be used in combination with kriging techniques, with higher levels of precision and accuracy when associated with kriging with type B and C regression.

Keywords: Site index; Spatial dependence; Kriging; Regression Kriging; Modeling

LISTA DE TABELAS

Tabela 1: Modelos de regressão utilizados para a classificação da capacidade produtiva em povoamentos de eucalipto, no município de Bocaiúva, MG, Brasil.	9
Tabela 2: Modelos rearranjados utilizados na classificação da capacidade produtiva pelos métodos da curva-guia e diferença algébrica, em povoamentos de eucalipto, no município de Bocaiúva, MG, Brasil.	10
Tabela 3: Estatística descritiva e teste de normalidade de Shapiro-Wilk, para as variáveis dendrométricas mensuradas nas idades de 24 a 84 meses, dos povoamentos de eucalipto, no município de Bocaiúva, MG, Brasil	16
Tabela 4: Parâmetros e estatísticas de ajuste dos modelos para estimar a altura dominante em função da idade, pelos métodos da curva-guia e da diferença algébrica, para os povoamentos de eucalipto, no município de Bocaiúva, MG, Brasil.	17
Tabela 5: Parâmetros, estatísticas de ajuste e índice de dependência espacial dos modelos de semivariância teóricos para a variável índice de sítio, obtida pelo método da curva-guia, com os modelos de regressão e nas idades avaliadas dos povoamentos de eucalipto, no município de Bocaiúva, MG, Brasil	21
Tabela 6: Parâmetros, estatísticas de ajuste e índice de dependência espacial dos modelos de semivariância teóricos para a variável índice de sítio, obtida pelo método da diferença algébrica, com os modelos de regressão e nas idades avaliadas dos povoamentos de eucalipto, no município de Bocaiúva, MG, Brasil	22
Tabela 7: Parâmetros, estatística de ajuste e índice de dependência espacial dos modelos de semivariância teóricos para os resíduos dos modelos ajustados pelo método da diferença algébrica, aos 72 meses de idade dos povoamentos de eucalipto, no município de Bocaiúva, MG, Brasil.	38
Tabela 8: Estatísticas de ajuste e desempenho das estimativas de índice de sítio pela krigagem ordinário, a partir dos métodos de ajuste, modelos de índice de sítio e números de vizinhos, na idade de 24 meses do povoamento de eucalipto em Bocaiúva, MG.	56
Tabela 9: Estatísticas de ajuste e desempenho das estimativas de índice de sítio pela krigagem ordinário, a partir dos métodos de ajuste, modelos de índice de sítio e números de vizinhos, na idade de 36 meses do povoamento de eucalipto em Bocaiúva, MG.	57
Tabela 10: Estatísticas de ajuste e desempenho das estimativas de índice de sítio pela krigagem ordinário, a partir dos métodos de ajuste, modelos de índice de sítio e números de vizinhos, na idade de 48 meses do povoamento de eucalipto em Bocaiúva, MG.	58
Tabela 11: Estatísticas de ajuste e desempenho das estimativas de índice de sítio pela krigagem ordinário, a partir dos métodos de ajuste, modelos de índice de sítio e números de vizinhos, na idade de 60 meses do povoamento de eucalipto em Bocaiúva, MG.	59
Tabela 12: Estatísticas de ajuste e desempenho das estimativas de índice de sítio pela krigagem ordinário, a partir dos métodos de ajuste, modelos de índice de sítio e números de vizinhos, na idade de 72 meses do povoamento de eucalipto em Bocaiúva, MG.	60
Tabela 13: Estatísticas de ajuste e desempenho das estimativas de índice de sítio pela krigagem ordinário, a partir dos métodos de ajuste, modelos de índice de sítio e números de vizinhos, na idade de 84 meses do povoamento de eucalipto em Bocaiúva, MG.	61

LISTA DE FIGURAS

Figura 1: Área de estudo e distribuição das unidades amostrais nos povoamentos clonais de eucalipto, no município de Bocaiúva, MG, Brasil.....	8
Figura 2: Procedimento utilizado para gerar a estimativa do índice de sítio utilizando a krigagem com regressão tipo B, que consiste na soma dos valores do índice de sítio (A) e erro obtidos por modelos de regressão (B), ambos espacializados pela krigagem ordinária, gerando o mapa resultante da krigagem com regressão tipo B (C).....	13
Figura 3: Procedimento utilizado para gerar a estimativa do índice de sítio utilizando a krigagem com regressão tipo C, através da soma dos valores do índice de sítio estimados por modelos de regressão com os resíduos espacializados pela krigagem ordinária.	15
Figura 4: Gráficos de resíduos normalizados, das equações de índice de sítio ajustadas para os povoamentos de eucalipto, no município de Bocaiúva, MG, Brasil. Em que: CG e DA são os métodos da curva-guia e diferença algébrica, respectivamente, e S, CR e BC são os modelos de Schumacher, Chapman e Richards e Bailey e Clutter, respectivamente.	18
Figura 5: Gráficos dos valores da altura dominante estimada em função da observada, das equações de índice de sítio ajustadas para os povoamentos de eucalipto, no município de Bocaiúva, MG, Brasil. Em que: CG e DA são os métodos da curva-guia e diferença algébrica, respectivamente, e S, CR e BC são os modelos de Schumacher, Chapman e Richards e Bailey e Clutter, respectivamente.	19
Figura 6: Estatísticas de comparação entre os valores de índice de sítio obtidos pela krigagem ordinária, utilizando 4, 8, 12 e 16 vizinhos, em relação aos métodos de classificação da capacidade produtiva, nas idades de 24, 36, 48, 60 ,72 e 84 meses dos povoamentos de eucalipto, no município de Bocaiúva, MG, Brasil. Em que: CG e DA são os métodos da curva-guia e diferença algébrica, respectivamente; e S, CR e BC são os modelos de Schumacher, Chapman e Richards e Bailey e Clutter, respectivamente.....	26
Figura 7: Estatísticas de comparação entre os valores de índice de sítio obtidos pela krigagem ordinária, utilizando 4, 8, 12 e 16 vizinhos, em relação aos métodos de classificação da capacidade produtiva, nas idades de 24, 36, 48, 60 ,72 e 84 meses dos povoamentos de eucalipto, no município de Bocaiúva, MG, Brasil. Em que: CG e DA são os métodos da curva-guia e diferença algébrica, respectivamente; e S, CR e BC são os modelos de Schumacher, Chapman e Richards e Bailey e Clutter, respectivamente.....	27
Figura 8: Mapas de krigagem ordinária, utilizando 4, 8, 12 e 16 vizinhos, para o índice de sítio obtido pelo modelo de Schumacher no método da diferença algébrica, nas idades de 24, 72 e 84 meses, dos povoamentos de eucalipto no município de Bocaiúva, MG, Brasil. Em que: A, B, C e D são os mapas de interpolação utilizando 4, 8, 12 e 16 vizinhos, respectivamente.	29
Figura 9: Mapas de krigagem ordinária, utilizando 4, 8, 12 e 16 vizinhos, para o índice de sítio obtido pelo modelo de Chapman e Richards no método da diferença algébrica, nas idades de 24, 72 e 84 meses, dos povoamentos de eucalipto no município de Bocaiúva, MG, Brasil. Em que: A, B, C e D são os mapas de interpolação utilizando 4, 8, 12 e 16 vizinhos, respectivamente.....	30
Figura 10: Mapas de krigagem ordinária, utilizando 4, 8, 12 e 16 vizinhos, para o índice de sítio obtido pelo modelo de Bailey e Clutter no método da diferença algébrica, nas idades de 24, 72 e 84 meses, dos povoamentos de eucalipto no município de Bocaiúva,	

MG, Brasil. Em que: A, B, C e D são os mapas de interpolação utilizando 4, 8, 12 e 16 vizinhos, respectivamente..... 31

Figura 11: Gráficos de resíduos das estimativas do índice de sítio, dos modelos de regressão, pelo método da diferença algébrica, e os valores estimados pela krigagem ordinária utilizando 4 e 8 vizinhos, para as unidades amostrais de validação dos povoamentos de eucalipto aos 72 meses, no município de Bocaíuva, MG, Brasil. Em que S, CR e BC são os modelos de Schumacher, Chapman e Richards e Bailey e Clutter, respectivamente..... 32

Figura 12: Gráficos de validação das estimativas do índice de sítio, dos modelos de regressão, pelo método da diferença algébrica, e os valores estimados pela krigagem ordinária utilizando 4 e 8 vizinhos, para as unidades amostrais de validação dos povoamentos de eucalipto aos 72 meses, no município de Bocaíuva, MG, Brasil. Em que S, CR e BC são os modelos de Schumacher, Chapman e Richards e Bailey e Clutter, respectivamente..... 33

Figura 13: Espacialização do índice de sítio obtido pelo modelo de Schumacher, no método da diferença algébrica, utilizando o interpolador da krigagem ordinária com 4 e 8 vizinhos, aos 72 meses com as unidades amostrais de validação que não se enquadram nas determinadas classes e os seus respectivos erros em módulo, para os povoamentos de eucalipto, no município de Bocaíuva, MG, Brasil. Em que: A e B são os mapas utilizando 7 e 3 classes de sítio, respectivamente..... 35

Figura 14: Espacialização do índice de sítio obtido pelo modelo de Chapman e Richards, no método da diferença algébrica, utilizando o interpolador da krigagem ordinária com 4 e 8 vizinhos, aos 72 meses com as unidades amostrais de validação que não se enquadram nas determinadas classes e os seus respectivos erros em módulo, para os povoamentos de eucalipto, no município de Bocaíuva, MG, Brasil. Em que: A e B são os mapas utilizando 7 e 3 classes de sítio, respectivamente. 36

Figura 15: Espacialização do índice de sítio obtido pelo modelo de Bailey e Clutter, no método da diferença algébrica, utilizando o interpolador da krigagem ordinária com 4 e 8 vizinhos, aos 72 meses com as unidades amostrais de validação que não se enquadram nas determinadas classes e os seus respectivos erros em módulo, para os povoamentos de eucalipto, no município de Bocaíuva, MG, Brasil. Em que: A e B são os mapas utilizando 7 e 3 classes de sítio, respectivamente..... 37

Figura 16: Mapas utilizados para gerar a krigagem com regressão tipo B, utilizando o modelo de Schumacher, ajustado pelo método da diferença algébrica, para os povoamentos de eucalipto aos 72 meses, no município de Bocaíuva, MG, Brasil. Em que: A e B são os mapas de interpolação utilizando 4 e 8 vizinhos, respectivamente: KO é a krigagem ordinária; Erro é o resíduo obtido pelo modelo de regressão e interpolado pela krigagem ordinária; KR é a krigagem com regressão tipo B. 39

Figura 17: Mapas utilizados para gerar a krigagem com regressão tipo B utilizando o modelo de Chapman e Richards, ajustado pelo método da diferença algébrica, para os povoamentos de eucalipto aos 72 meses, no município de Bocaíuva, MG, Brasil. Em que: A e B são os mapas de interpolação utilizando 4 e 8 vizinhos, respectivamente: KO é a krigagem ordinária; Erro é o resíduo obtido pelo modelo de regressão e interpolado pela krigagem ordinária; KR é a krigagem com regressão tipo B. 40

Figura 18: Mapas utilizados para gerar a krigagem com regressão tipo B utilizando o modelo de Bailey e Clutter ajustado pelo método da diferença algébrica, para os povoamentos de eucalipto aos 72 meses, no município de Bocaíuva, MG, Brasil. Em que:

A e B são os mapas de interpolação utilizando 4 e 8 vizinhos, respectivamente: KO é a krigagem ordinária; Erro é o resíduo obtido pelo modelo de regressão e interpolado pela krigagem ordinária; KR é a krigagem com regressão tipo B.	41
Figura 19: Gráficos de resíduos das estimativas do índice de sítio dos modelos de regressão e da krigagem com regressão tipo B utilizando 4 e 8 vizinhos, para as unidades amostrais de validação aos 72 meses de idade dos povoamentos de eucalipto, no município de Bocaiúva, MG, Brasil. Em que S, CR e BC são os modelos de Schumacher, Chapman e Richards e Bailey e Clutter, respectivamente.....	42
Figura 20: Gráficos de validação das estimativas do índice de sítio dos modelos de regressão e da krigagem com regressão tipo B utilizando 4 e 8 vizinhos, para as unidades amostrais de validação aos 72 meses de idade dos povoamentos de eucalipto, no município de Bocaiúva, MG, Brasil. Em que S, CR e BC são os modelos de Schumacher, Chapman e Richards e Bailey e Clutter, respectivamente.....	43
Figura 21: Espacialização do índice de sítio obtido pelo modelo de Schumacher, no método da diferença algébrica, utilizando a técnica de krigagem com regressão tipo B com 4 e 8 vizinhos, aos 72 meses com as unidades amostrais de validação que não se enquadram nas determinadas classes e os seus respectivos erros em módulo, para os povoamentos de eucalipto, no município de Bocaiúva, MG, Brasil. Em que: A e B são os mapas utilizando 7 e 3 classes de sítio, respectivamente.	44
Figura 22: Espacialização do índice de sítio obtido pelo modelo de Chapman e Richards, no método da diferença algébrica, utilizando a técnica de krigagem com regressão tipo B com 4 e 8 vizinhos, aos 72 meses com as unidades amostrais de validação que não se enquadram nas determinadas classes e os seus respectivos erros em módulo, para os povoamentos de eucalipto, no município de Bocaiúva, MG, Brasil. Em que: A e B são os mapas utilizando 7 e 3 classes de sítio, respectivamente.	45
Figura 23: Espacialização do índice de sítio obtido pelo modelo de Bailey e Clutter, no método da diferença algébrica, utilizando a técnica de krigagem com regressão tipo B com 4 e 8 vizinhos, aos 72 meses com as unidades amostrais de validação que não se enquadram nas determinadas classes e os seus respectivos erros em módulo, para os povoamentos de eucalipto, no município de Bocaiúva, MG, Brasil. Em que: A e B são os mapas utilizando 7 e 3 classes de sítio, respectivamente.	46
Figura 24: Gráficos de resíduos das estimativas do índice de sítio dos modelos de regressão, no método da diferença algébrica, e os valores estimados pela krigagem com regressão tipo C utilizando 4 e 8 vizinhos, para as unidades amostrais de validação, dos povoamentos de eucalipto aos 72 meses, no município de Bocaiúva, MG, Brasil. Em que S, CR e BC são os modelos de Schumacher, Chapman e Richards e Bailey e Clutter, respectivamente.	48
Figura 25: Gráficos de validação das estimativas do índice de sítio, dos modelos de regressão, no método da diferença algébrica, e os valores estimados pela krigagem com regressão tipo C utilizando 4 e 8 vizinhos, para as unidades amostrais de validação, dos povoamentos de eucalipto aos 72 meses, no município de Bocaiúva, MG, Brasil. Em que S, CR e BC são os modelos de Schumacher, Chapman e Richards e Bailey e Clutter, respectivamente.	48

SUMÁRIO

RESUMO	vi
ABSTRACT	vii
1. INTRODUÇÃO.....	1
2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA.....	2
2.1. Capacidade Produtiva	2
2.2. Métodos de Classificação da Capacidade Produtiva	2
2.3. Geoestatística na Classificação da Capacidade Produtiva.....	4
2.4. Krigagem Com Regressão.....	5
3. MATERIAIS E MÉTODOS.....	8
3.1. Área de estudo	8
3.2. Coleta e descrição dos dados.....	8
3.3. Classificação da Capacidade Produtiva.....	9
3.3.1. Modelos de Regressão	9
3.3.2. Krigagem Ordinária	11
3.3.3. Krigagem com Regressão.....	13
3.4. Validação Preditiva	14
4. RESUTALDOS E DISCUSSÃO	16
4.1. Estatística descritiva	16
4.2. Ajuste dos Modelos de Regressão Para Classificação da Capacidade Produtiva ...	17
4.3. Classificação da Capacidade Produtiva utilizando Geoestatística	19
4.3.1. Ajuste dos Modelos de Semivariância	19
4.3.2. Espacialização do Índice de Sítio Via Krigagem Ordinária.....	23
4.3.3. Validação dos Procedimentos com Krigagem Ordinária	32
4.3.3.1. Gráficos de Resíduos e de Validação	32
4.3.3.2. Mapeamento das Classes de Capacidade Produtiva	33
4.4. Classificação da Capacidade Produtiva Utilizando Krigagem com Regressão.....	38
4.4.1. Validação da Krigagem com Regressão Tipo B.....	41
4.4.2. Validação da Krigagem com Regressão Tipo C	47
5. CONCLUSÃO.....	49
6. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	50
7. APÊNDICE	56

1. INTRODUÇÃO

A classificação da capacidade produtiva visa descrever o potencial produtivo de madeira de um determinado local e espécie, podendo ser realizada utilizando métodos indiretos ou diretos de classificação (CAMPOS e LEITE, 2017). Os métodos diretos possibilitam representar o potencial produtivo por meio de um valor quantitativo, denominado de índice de sítio. O índice de sítio é um robusto indicador da qualidade do local, utilizado para auxiliar na aplicação das técnicas de manejo, na avaliação da viabilidade econômica de plantios florestais, além de ser uma variável fundamental nos modelos de crescimento e produção (LEITE et al., 2011; CAMPOS e LEITE, 2017).

A aplicação de métodos diretos na classificação da capacidade produtiva é mais eficiente (DIAS, 2005; OLIVEIRA, 2008; LEITE et al., 2011), pois utiliza modelos de regressão que relacionam variáveis dendrométricas com a idade do povoamento. Dentre as variáveis que podem ser utilizadas como indicador da qualidade do sítio, destacam-se volume, área basal, altura total ou altura média das árvores dominantes do povoamento (SCOLFORO, 2006). Contudo, a altura média das árvores dominantes é considerada a variável que propicia resultados mais consistentes (BATISTA e COUTO, 1986; SCOLFORO e MACHADO, 1988), pois ela é pouca influenciada pela densidade do povoamento, além de ser uma variável que apresenta correlação significativa com o volume de madeira (HUSCH; BEERS; KERSHAW JR., 2003).

Na classificação da capacidade produtiva é importante considerar a estruturação espacial da variável utilizada como indicador de sítio. As técnicas geoestatísticas são amplamente utilizadas para descrever a estrutura de continuidade espacial de variáveis dendrométricas em povoamentos comerciais, principalmente para a espécie *Eucalyptus* sp. (MELLO et al., 2005; ORTIZ et al., 2006; RUFINO et al., 2006; MELLO et al., 2009; GUEDES et al., 2012; GUEDES et al., 2015; LUNDGREN; SILVA; FERREIRA, 2017; ATAÍDE, 2019). Estas pesquisas comprovam a forte dependência espacial que a altura média das árvores dominantes apresenta em povoamentos comerciais de *Eucalyptus* sp. Diante disso, é importante que a classificação da capacidade produtiva seja realizada considerando a estruturação espacial do índice de sítio. Dentre os métodos geoestatísticos existentes, a krigagem ordinária é a opção mais comumente utilizada, por gerar estimativas não enviesadas para locais não amostrados, utilizando os parâmetros obtidos a partir da análise semivariográfica (ISAAKS e SRIVASTAVA, 1989).

Outra técnica que apresenta grande destaque entre os interpoladores espaciais, é a krigagem com regressão (KESKIN e GRUNWALD, 2018). Essa técnica é considerada um interpolador híbrido, que consiste na combinação de modelos de regressão com a geoestatística (GUEDES, 2014). Nos estudos florestais, essa técnica tem sido utilizada para mapeamento de determinados atributos florestais em grandes áreas, como a biomassa vegetal acima do solo (SCOLFORO et al., 2015; SCOLFORO et al., 2016; MORAIS et al., 2020). A krigagem com regressão também pode ser aplicada na classificação da capacidade produtiva em povoamentos florestais, na espacialização de variáveis como a altura dominante, volume e incremento médio anual (GUEDES, 2014), além do índice de sítio (PALMER et al., 2009), demonstrando melhorar a acurácia das estimativas espaciais comparado aos demais interpoladores utilizados.

Quando os métodos que relacionam altura dominante e idade do povoamento na classificação da capacidade produtiva são associados a técnicas de krigagem, é possível estimar o índice de sítio em locais não amostrados. Isso permite espacializar as classes de potencial produtivo nos povoamentos florestais, gerando informações espaciais importantes para o manejo. Diante disso, o objetivo deste trabalho foi avaliar métodos de classificação da capacidade produtiva, associados a aplicação de diferentes técnicas de krigagem, em povoamentos de eucalipto.

2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1. Capacidade Produtiva

A capacidade produtiva de um local pode ser definida como o potencial de produção de algum produto (madeira ou outros) em uma determinada área, para uma espécie ou clone (CAMPOS e LEITE, 2017). Existem diferentes fatores abióticos e bióticos que influenciam na produtividade de um povoamento. Dentre os abióticos, estão os atributos físicos e químicos do solo, condições climáticas, a tipografia e o material de origem do solo (SCHNEIDER e SCHNEIDER, 2008). Os fatores bióticos estão em sua maioria relacionados aos tratamentos silviculturais, como densidade do povoamento, variabilidade genética da espécie ou clone, controle de pragas e doenças, entre outros, que também interferem na produtividade, porém não estão diretamente relacionados à qualidade do local. Dessa forma, o conhecimento da capacidade produtiva do local e dos fatores que interferem na mesma, é fundamental no manejo dos povoamentos florestais, buscando gerar o planejamento e estratégias na realização das atividades silviculturais e na condução dessas plantações (CAMPOS e LEITE, 2017).

Dentre as principais variáveis utilizadas na classificação da capacidade produtiva, o índice de sítio, ou também conhecido como índice local, é uma medida que procura quantificar as áreas de acordo com seu potencial produtivo (BATISTA e COUTO, 1986). Existem algumas formas de obter o índice de sítio, sendo que através da altura média das árvores dominantes e codominantes é considerada por muitos autores a forma mais eficiente e prática (BATISTA e COUTO, 1986; SCOLFORO e MACHADO, 1988; TONINI et al. 2006; RETSLAFF et al, 2015). A sua constante aplicação nesses estudos, ocorre por ser uma variável pouco influenciada pela competição dos indivíduos, relacionada à densidade do povoamento, e por apresentar forte correlação com o volume de madeira (HUSCH; BEERS; KERSHAW JR., 2003).

Para determinar o índice de sítio pelos métodos diretos é necessário predeterminar uma idade utilizada durante o processo, denominada como idade de referência ou idade índice. Refere-se a uma idade escolhida arbitrariamente de acordo com o povoamento estudado, que permite relacionar a altura dominante em diferentes idades com a classificação do sítio, referente à altura dominante na idade de referência (SCHNEIDER e SCHNEIDER, 2008). Normalmente, é adotada a idade de rotação ou próxima a ela (SCOLFORO, 2006), variando de acordo com a espécie ou a finalidade da produção.

O índice de sítio, além de ser utilizado para qualificar um determinado local, também possui aplicações nos modelos de crescimento e produção florestal. O modelo Clutter (1963) é considerado o modelo de crescimento e produção com maior aplicação no setor florestal, apresentando entre suas variáveis independentes o índice de sítio. Esse índice possui importância nos estudos de crescimento e produção, principalmente em grandes povoamentos, pois em áreas extensas tende apresentar maiores variações, e a inserção dessa variável ao modelo permite representar essas variações. Entretanto, a distorção e erros em sua obtenção, podem influenciar diretamente nas estimativas da área basal e do volume de madeira do povoamento (OLIVEIRA et al., 2008).

2.2. Métodos de Classificação da Capacidade Produtiva

A capacidade produtiva de um local pode ser obtida por métodos indiretos, sendo descrita pelas características do local, ou os diretos, quantificados através de atributos dendrométricos da floresta. Os métodos indiretos utilizam a combinação ou avaliação individual de fatores primários (macroclima, tipografia, material de origem do solo) ou secundários (microclima, características físicas e químicas do solo, lençol freático), para

gerar a classificação de qualidade do local (SCOLFORO, 2006). Segundo Campos e Leite (2017), esse tipo de avaliação possui como vantagem não necessitar de um povoamento estabelecido, permitindo indicar qual espécie, adubação e estratificação do terreno para futuros empreendimentos, além da possibilidade de utilizá-lo como fonte de informação complementar aos métodos diretos de classificação da capacidade produtiva.

Os métodos diretos de estimativa da qualidade do sítio utilizam de variáveis dendrométricas como o volume, área basal e a altura, obtidas através do inventário florestal com parcelas temporárias ou permanentes e por análise tronco (SCOLFORO, 2006). Esses métodos de classificação da capacidade produtiva apresentam maior aplicação no setor florestal, onde a construção de curvas de índice de sítio é considerada o método mais difundido (DIAS, 2005; OLIVEIRA, 2008). A construção das curvas de índice de sítio busca quantificar a qualidade do sítio, através de modelos matemáticos que envolvem a relação entre a altura das árvores dominantes e a idade do povoamento. Existem diferentes alternativas para a construção das curvas de índice sítio, entre elas estão o método da curva-guia, da atribuição preliminar de índices de local, da equação das diferenças, de Hammer e da predição de parâmetros (CAMPOS e LEITE, 2017).

Esses métodos, possibilitam gerar curvas denominadas como harmônicas ou anamórficas e naturais ou polimórficas (BATISTA e COUTO, 1986). As curvas anamórficas possuem a característica de apresentar proporcionalidade no desenvolvimento, devido a taxa de crescimento constante nas diferentes classes de sítio. Já as curvas polimórficas, não apresentam essa proporcionalidade nas diferentes classes, pois a taxa de crescimento está relacionada a qualidade do sítio (SCOLFORO, 2006).

Os métodos mais comumente utilizados nos trabalhos de capacidade produtiva e modelagem do crescimento e produção, em povoamento de eucalipto, são os métodos da curva-guia (DEMOLINARI et al. 2007; RETSLAFF et al, 2015) e da equação das diferenças, ou também conhecida como método da diferença algébrica (CUNHA NETO et al, 1996; ABREU et al., 2002). O método da curva-guia apresenta maior praticidade quanto sua aplicação (CASTRO et al, 2016b), enquanto o método da diferença algébrica possibilita a geração de curvas anamórficas e polimórficas (SCOLFORO, 2006).

Alguns trabalhos procuraram comparar a eficiência e aplicabilidade entre os métodos de construção de curvas de índice de sítio. Em um povoamento clonal de eucalipto no estado de Minas Gerais, Castro et al. (2015) verificaram, ao comparar os métodos da curva-guia e equação das diferenças, que ambos os métodos foram eficientes para a classificação da capacidade produtiva e na modelagem de crescimento e produção. Entretanto, na validação dos modelos para a realização da prognose, o método da equação das diferenças demonstrou superioridade. Em povoamento clonal desbastado na Bahia, Dias et al. (2005) testaram os métodos da curva-guia, da equação das diferenças e predição de parâmetros. Eles verificaram a eficiência de ambos os métodos na construção das curvas de índice de local, com destaque para o método da curva-guia como o mais adequado para a situação.

Binoti et al. (2012) e Cunha (2016) testaram os métodos da curva-guia, da equação das diferenças, Hammer e predição de parâmetros em povoamento de eucalipto. Binoti et al. (2012) utilizaram a função hiperbólica pelos quatro métodos. Apresentaram resultados satisfatórios e semelhança os métodos da curva-guia, da equação das diferenças e o método de Hammer na construção de curvas anamórficas. A eficiência de todos esses métodos também foi verificada por Cunha (2016), tanto na classificação da capacidade produtiva, quanto para aplicação no modelo de prognose de Clutter, em um povoamento clonal em Minas Gerais. Nesse caso, os métodos se diferiram principalmente pela complexidade de obtenção do índice de sítio, sendo que o autor indicou o uso dos métodos da curva-guia, equação das diferenças e Hammer por serem de fácil aplicação.

2.3. Geoestatística na Classificação da Capacidade Produtiva

As informações espaciais nos povoamentos florestais possuem grande importância, principalmente, quando necessária a aplicação de técnicas de manejo regionalizados, consideradas atividades que compõe a silvicultura de precisão. Brandelero et al. (2007) descrevem a silvicultura de precisão como um novo meio de gerir as florestas, utilizando as novas tecnologias para a obtenção de informações espaciais e temporais relacionadas aos fatores de produção.

As geotecnologias aplicadas a silvicultura de precisão podem ser separadas em tecnologias de obtenção de dados e às aplicadas aos processamentos dessas informações. A coleta de dados aplicada a silvicultura de precisão, pode ser obtida através de sensores acoplados em satélites orbitais (SOUZA et al.; 2007; HUDAK et al., 2002), por veículos aéreos tripulados ou não tripulados (SOBRINHO et al., 2018), através de laser scanner ou LiDAR (HUDAK et al., 2002; NOORDERMEER et al., 2020), ou por amostragem em campo utilizando o sistema de informação geográfica. Entretanto, Maeda et al. (2014) ressaltam que os dados coletados dependem de técnicas de geoprocessamento para correções de erros nas coletas de dados, de posicionamento ou no processamento para gerar informações para auxiliar no manejo do povoamento.

Dessa forma, a combinação das técnicas de geoprocessamento com o sistema de informações geográficas e sensoriamento remoto, permitem inúmeras aplicações como gerar mapas de fertilidade, subsidiar o controle de pragas, de doenças, da erosão e da irrigação, entre outras (BRANDELERO et al., 2007). Presente entre as diferentes técnicas de geoprocessamento aplicadas ao manejo florestal, Maeda et al. (2014) destaca o uso da geoestatística, possibilitando a geração de mapas relacionados à produtividade de madeira, características físicas e químicas do solo, entre outras características do povoamento, permitindo assim, buscar a relação espacial da capacidade produtiva do local e propor estratégias de manejo e tratamentos silviculturais.

A geoestatística permite estudar a relação de uma variável regionalizada com ela mesma em diferentes posições no espaço (CRESSIE, 1993). Para verificar essa relação, utiliza-se a análise do semivariograma, onde são ajustados os modelos teóricos para a obtenção dos parâmetros efeito pepita, contribuição, patamar e alcance (JOURNEL e HUIJBREGTS, 1978), auxiliando a verificação da estruturação espacial da variável de interesse como forma de avaliação da dependência espacial dos dados. Em casos que não existe correlação espacial, o efeito pepita é classificado como puro (YAMAMOTO e LANDIM, 2013), necessitando avaliar os dados por métodos determinísticos. Um parâmetro comumente utilizado nos estudos geoestatísticos é o índice de dependência espacial, que através da razão entre a contribuição e o patamar (SEIDEL e OLIVEIRA, 2014), demonstra a intensidade da estruturação espacial da variável, podendo ser classificada como forte, moderada ou fraca (ZIMBACK, 2003).

A aplicação da geoestatística está presente em diferentes áreas de estudos, desde geológicas (LANDIM, 2006; OLIVEIRA e ANTÔNIO, 2017), agronômicas e ciências do solo (CAMBARDELLA et al., 1994; ODEH; MCBRATNEY; CHITTLEBOROUGH, 1995; CARVALHO et al., 2002), meteorológicas (GOMES et al., 2011; MELLO e OLIVEIRA, 2016), entre outras, incluindo às ciências ambientais e florestais. Nas pesquisas florestais, a geoestatística entra como uma ferramenta auxiliar no manejo dos recursos florestais, geralmente aplicada em povoamentos comerciais como os de *Eucalyptus* sp. (MELLO et al., 2005; ORTIZ et al., 2006; RUFINO et al., 2006; MELLO et al., 2009; GUEDES et al., 2012; GUEDES et al., 2015; LUNDGREN; SILVA; FERREIRA, 2017), *Pinus* sp (PALMER et al., 2009; VIANA et al., 2012) e outras espécies, como por exemplo a *Tectona grandis* (PELISSARI et al., 2014; PELISSARI et al., 2015).

Os estudos realizados em povoamentos de eucalipto, comumente possuem como objetivo verificar a estruturação espacial das variáveis dendrométricas e estimá-las, a fim de estratificar os povoamentos de acordo com sua capacidade produtiva. Para isto, são utilizadas diferentes variáveis, intensidades amostrais (MELLO et al., 2005; LUNDGREN; SILVA; FERREIRA, 2017), estratégias de amostragem (GUEDES et al., 2012), tamanho e forma das unidades amostrais (MELLO et al., 2005) e interpoladores espaciais (GUEDES et al., 2012; LUNDGREN; SILVA; FERREIRA, 2017; ATAÍDE et al., 2020), visando analisar o método mais eficiente para o mapeamento da produção.

A variável normalmente utilizada nestes trabalhos é o volume (MELLO et al., 2005; MELLO et al., 2009; GUEDES et al., 2012; GUEDES et al., 2015; LUNDGREN; SILVA; FERREIRA, 2015; SANTOS et al., 2017; LUNDGREN; SILVA; FERREIRA, 2017), pois apresenta de moderado à forte grau de dependência espacial (GUEDES et al., 2012; SANTOS et al., 2017; LUNDGREN; SILVA; FERREIRA, 2017), permitindo a utilização de interpoladores geoestatísticos e gerando estimativas espaciais precisas, fundamentais para a execução do manejo florestal.

Trabalhos também procuram representar a capacidade produtiva de um local, utilizando as técnicas geoestatísticas com outras variáveis, como a área basal (MELLO et al., 2005; RUFINO et al., 2006), número de fustes por indivíduos (MELLO et al., 2009), explorando a relação entre as características químicas e físicas do solo com variáveis dendrométricas (RUFINO et al., 2006), e a associação do índice de sítio com atributos edáficos (ORTIZ et al., 2006). Os trabalhos com altura total e altura das árvores dominantes apresentam resultados satisfatórios, quanto ao uso das técnicas de interpolação espacial, geoestatísticas e determinísticas (MELLO et al., 2005; RUFINO et al., 2006; GUEDES et al., 2015; ATAÍDE et al., 2020). A altura média das árvores dominantes, normalmente utilizada na classificação da capacidade produtiva, tende a apresentar forte estruturação espacial (MELLO et al., 2005; GUEDES et al., 2015; ATAÍDE et al., 2020). Além de ser uma variável que possui maior facilidade em ser mensurada, ela também representa de forma eficiente o potencial produtivo do sítio, por sofrer pouca influência da competição gerada pela densidade de indivíduos (HUSCH; BEERS; KERSHAW JR., 2003).

2.4. Krigagem Com Regressão

Os métodos de interpolação espacial podem ser classificados em três categorias: os não geoestatísticos, geoestatísticos multivariados ou univariados e os métodos híbridos (LI e HEAP, 2008). A krigagem com regressão é classificada como um método híbrido, do qual combina a relação de causa e efeito da estatística clássica, com a abordagem geoestatística (GUEDES, 2014). Dessa forma, os precursores da krigagem com regressão (ODEH; MCBRATNEY; CHITTLEBOROUGH, 1994) descreveram o modelo matemático, onde os termos determinísticos e estocásticos são calculados separadamente e posteriormente somados (Equação 1).

$$\hat{Z} = \hat{Z}_r + \hat{\varepsilon} \quad \text{Equação 1}$$

Em que: \hat{Z} = variável resultante pela krigagem com regressão; \hat{Z}_r = variável de estudo estimada pelo modelo de regressão e interpolada pela krigagem ordinária; $\hat{\varepsilon}$ = resíduo gerado pelo modelo de regressão e interpolado pela krigagem ordinária.

As possibilidades de aplicação da krigagem com regressão, ao longo dos anos, foram sendo constantemente aprimoradas, surgindo novas técnicas e formas de aplicação, sendo algumas apresentadas por Keskin e Grunwald (2018). Estes autores apresentam diferentes formas de obtenção do componente determinístico e de interpolação no componente estocástico. Dentre os tipos de krigagem com regressão mais difundidos na literatura, Li e Heap (2008) classificaram e sintetizaram como seis tipos, sendo eles:

- Tipo A: Consiste em ajustar um modelo de regressão linear para uma variável de interesse e posteriormente interpolar o valor estimado através da krigagem ordinária (ODEH; MCBRATNEY; CHITTLEBOROUGH, 1994);
- Tipo B: Para esse método, são obtidos os valores estimados e o resíduo através de modelo de regressão linear, ambos são interpolados pela krigagem ordinária separadamente, e os valores obtidos pelas duas krigagens são somados (ODEH; MCBRATNEY; CHITTLEBOROUGH, 1994);
- Tipo C: Esse método é semelhante aos Tipo A e B, onde utiliza a regressão linear para gerar as estimativas da variável de interesse e obter o resíduo. Porém, a interpolação pela krigagem ordinária é realizada somente para o resíduo, e depois estes são somados os valores da variável de interesse obtida pela regressão (ODEH; MCBRATNEY; CHITTLEBOROUGH, 1995).
- Tipo D: Esse tipo utiliza o método dos quadrados mínimos generalizados no ajuste de regressão dos dados, para a obtenção da variável estimada e do resíduo. Posteriormente, é realizada a krigagem simples dos resíduos obtidos, e esses valores somados a variável de interesse estimada pelo modelo de regressão (HENGL; HEUVELINK; ROSSITER, 2007).
- Tipo E: Diferentes dos demais tipos, esse utiliza modelos não lineares para estimar uma variável de interesse em pontos não amostrados, através de sua relação com as variáveis secundárias. Nos pontos amostrais onde a variável de interesse é mensurada, se obtêm o resíduo e realiza-se a interpolação pela krigagem ordinária, para depois somá-los as estimativas da variável de interesse nos pontos onde essa não foi mensurada (LI et al., 2007).
- Tipo F: Este método utiliza-se de modelos aditivos generalizados (MAG) no ajuste dos dados, onde através dele são obtidos os valores estimados da variável e o resíduo. O resíduo é interpolado pela krigagem ordinária e posteriormente somado aos valores estimados pelo modelo aditivo generalizado (BISHOP e MCBRATNEY, 2001).

A krigagem com regressão tem sido um recurso bastante utilizado por vários pesquisadores em diferentes áreas de estudo, devido sua grande flexibilidade de aplicações que o método permite. Knotters, Brus e Oude Voshaar (1995), demonstraram a vantagem do método em descrever a relação entre a variável de interesse e a auxiliar, através da etapa de regressão. Situação que não ocorreu na co-krigagem, pois não conseguiu estimar a variável de interesse com precisão utilizando a mesma variável auxiliar. Keskin e Grunwald (2018), também verificaram superioridade da krigagem com regressão, demonstrando que a aplicação desta técnica apresentou resultados satisfatórios, destacando-o por ser um método prático e robusto comparado à diferentes interpoladores geoestatísticos e determinísticos (KESKIN e GRUNWALD, 2018).

Estudos que aplicam a krigagem com regressão na ciência florestal ainda são poucos, comparados aos estudos meteorológicos, geológicos e agronômicos. Entretanto, alguns trabalhos demonstram que a técnica é eficiente em mapear estoque de carbono no

solo em extensas áreas com fragmentos florestais, como do bioma Cerrado presente no estado de Minas Gerais (MORAIS et al., 2020). Além do estoque de carbono presentes no solo, a krigagem com regressão também permitiu estimar o estoque de carbono da vegetação arbórea em grandes áreas, como para os biomas Mata Atlântica, Cerrado e para Caatinga no estado de Minas Gerais (SCOLFORO et al., 2015; SCOLFORO et al., 2016).

Com relação a capacidade produtiva, Palmer et al. (2009) compararam a krigagem com regressão e interpoladores da krigagem ordinária e do inverso da distância ponderada, na espacialização do índice de sítio e no incremento médio anual de *Pinus radiata*, na Nova Zelândia. Nesse trabalho, os autores concluíram que a krigagem com regressão possui a capacidade de captar melhor as variações espaciais, porém não é recomendada em áreas com baixa intensidade amostral. Guedes (2014) também testou as técnicas krigagem com regressão e krigagem ordinária, em diferentes idades, utilizando como variáveis a altura dominante, incremento médio anual e volume de madeira em povoamento de eucalipto. A autora destacou que houve ganhos consideráveis quanto aos parâmetros de precisão, quando utilizada a krigagem com regressão para o volume e a krigagem ordinária para as demais variáveis.

3. MATERIAIS E MÉTODOS

3.1. Área de estudo

O estudo foi realizado em uma área com 2.119 hectares com povoamentos clonais de *Eucalyptus* sp., localizada no município de Bocaiúva, Minas Gerais ($17^{\circ}17'26,9''$ S, $43^{\circ}42'33,7''$ E) (Figura 1). O clima da região é do tipo Aw, segundo a classificação climática de Köppen, caracterizado por possuir clima tropical úmido de savana, com invernos secos e verões chuvosos (ALVARES et al., 2013). A região apresenta altitude média de 820 m, com precipitação e temperatura média anual de 1.246 mm e 24°C, respectivamente. Os solos predominantes são do tipo Latossolo Vermelho Escuro Distrófico ou Latossolo Vermelho Amarelo Distrófico (CALDEIRA et al., 2005).

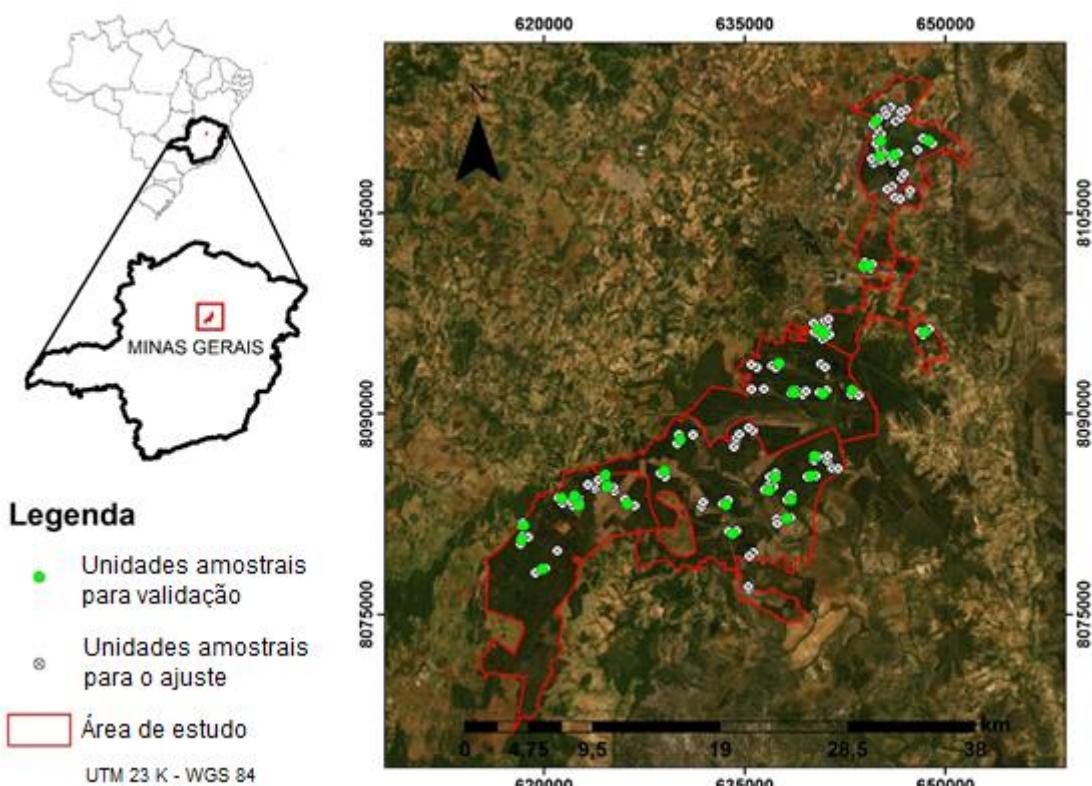


Figura 1: Área de estudo e distribuição das unidades amostrais nos povoamentos clonais de eucalipto, no município de Bocaiúva, MG, Brasil.

3.2. Coleta e descrição dos dados

As informações foram obtidas a partir de unidades amostrais alocadas em 62 talhões dos povoamentos, com o mesmo clone e espaçamento inicial. Foram selecionadas 170 unidades amostrais quadradas e área fixa de 400m² cada, representando uma intensidade amostral de uma unidade de amostra para cada 12,46 hectares (0,32% da área total). As distâncias entre as unidades amostrais variam de 203,50 metros, entre as unidades mais próximas, e 44.354,63 metros entre as mais distantes. Em todas as unidades amostrais foram mensurados o diâmetro a 1,30 m do solo (DAP) e a altura total (Ht), e posteriormente obtida a altura média das árvores dominantes (Hd), seguindo o conceito de Assmann (1970), em idades próximas aos 24, 36, 48, 60, 72 e 84 meses de idade. As

unidades amostrais foram georreferenciadas, a partir da obtenção das suas coordenadas geográficas centrais. As unidades amostrais foram divididas em dois grupos: 136 (1 unidade amostral para cada 15,58 hectares) foram utilizadas para o ajuste dos modelos e avaliação dos procedimentos de classificação da capacidade produtiva; e 34 (1 unidade amostral para cada 62,32 hectares) foram utilizadas para a validação preditiva das estimativas dos melhores procedimentos selecionados. As unidades de validação foram selecionadas de forma a representar toda a área de estudo, ou seja, selecionando pelo menos uma unidade para validação por talhão, quando possível.

Para as variáveis DAP, Ht e Hd foram obtidos os valores máximos, mínimos, média, desvio padrão e coeficiente de variação em porcentagem. Além disso, foi realizado o teste de normalidade de Shapiro-Wilk ($\alpha = 5\%$) para essas variáveis dendrométricas, dos 24 aos 84 meses de idade.

3.3. Classificação da Capacidade Produtiva

3.3.1. Modelos de Regressão

A capacidade produtiva foi avaliada por meio dos métodos da curva-guia e da diferença algébrica, utilizando a idade de referência de 72 meses. Em cada método foram ajustados três modelos de regressão para estimar a altura dominante em função da idade (Tabela 1). Os ajustes foram realizados utilizando o pacote nlstools (BATY et al., 2015) no software R (R CORE TEAM, 2015).

Tabela 1: Modelos de regressão utilizados para a classificação da capacidade produtiva em povoamentos de eucalipto, no município de Bocaiúva, MG, Brasil.

Modelo	Autor
$\ln(Hd_i) = \beta_0 + \beta_1 \left(\frac{1}{I} \right) + \varepsilon_i$	Schumacher (1939)
$Hd_i = \beta_1 (1 - e^{-\beta_2 I})^{\left(\frac{1}{1-\beta_3}\right)} + \varepsilon_i$	Chapman e Richards (1959)
$\ln(Hd_i) = \beta_0 + \beta_1 \left(\frac{1}{I} \right)^{\beta_2} + \varepsilon_i$	Bailey e Clutter (1974)

Em que: \ln = logaritmo neperiano; Hd_i = altura média das árvores dominantes (m); β_0 , β_1 e β_2 = parâmetros dos modelos; I = idade do povoamento (meses); e = exponencial; ε_i = resíduo.

As equações ajustadas foram avaliadas por meio do coeficiente de determinação ajustado (Equação 2), do erro padrão da estimativa absoluta e em porcentagem (Equações 3 e 4), da raiz quadrada do erro médio (Equação 5), do erro médio de predição em porcentagem (Equação 6) e análise gráfica dos resíduos normalizados (Equação 7). Também foram verificadas a significância dos coeficientes pelo teste t, a normalidade dos resíduos utilizando o teste de Shapiro-Wilk, ambos com 5% de probabilidade de significância ($\alpha=0,05$), além da comparação entre os valores estimados e observados. Após o rearranjo dos três modelos ajustados, nos métodos da curva-guia e da diferença algébrica (Tabela 2), foram obtidas as equações para estimar o índice de sítio.

$$R_{aj.}^2 = 1 - \left(\frac{n-1}{n-p-1} \right) \frac{SQres}{SQtotal} \quad \text{Equação 2}$$

$$S_{yx} = \sqrt{\frac{SQres}{GLres}} \quad \text{Equação 3}$$

$$S_{yx}(\%) = \frac{S_{yx}}{\bar{y}} \cdot 100 \quad \text{Equação 4}$$

$$RQEM = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{n}} \quad \text{Equação 5}$$

$$\text{bias}(\%) = \frac{\sum_{i=1}^n \left(\frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right)}{n} \cdot 100 \quad \text{Equação 6}$$

$$e_n = \left(\frac{y_i - \hat{y}_i}{\sqrt{QMres}} \right) \quad \text{Equação 7}$$

Em que: $R^2_{Aj.}$ = coeficiente de determinação ajustado; S_{yx} = erro padrão da estimativa; $S_{yx}(\%)$ = erro padrão da estimativa em porcentagem; RQEM = raiz quadrada do erro médio; bias(%) = erro médio de predição em porcentagem; $SQres$ = soma de quadrados do resíduo; $SQtotal$ = soma de quadrados total; $GLres$ = grau de liberdade do resíduo; $QMres$ = quadrado médio do resíduo; n = número de observações; e_n = resíduo normalizado; y_i , \hat{y}_i e \bar{y} = valor observado, valor estimado e média observada da altura dominante, respectivamente.

Tabela 2: Modelos rearranjados utilizados na classificação da capacidade produtiva pelos métodos da curva-guia e diferença algébrica, em povoamentos de eucalipto, no município de Bocaiúva, MG, Brasil.

Método	Autor	Equação Rearranjada
Curva-Guia	Schumacher	$S = Hd + e^{\left[\hat{\beta}_1 \left(\frac{1}{I_{ref}} - \frac{1}{I} \right) \right]}$
	Chapman e Richards	$S = Hd \left[\frac{1 - e^{(-\hat{\beta}_2 I_{ref})}}{1 - e^{(-\hat{\beta}_2 I)}} \right]^{\left(\frac{1}{1 - \hat{\beta}_3} \right)}$
	Bailey e Clutter	$S = Hd + e^{\left\{ \hat{\beta}_1 \left[\left(\frac{1}{I_{ref}} \right)^{\hat{\beta}_2} - \left(\frac{1}{I} \right)^{\hat{\beta}_2} \right] \right\}}$
Diferença Algébrica	Schumacher	$S = Hd e^{\left[\hat{\beta}_1 \left(\frac{1}{I} - \frac{1}{I_{ref}} \right) \right]}$
	Chapman e Richards	$S = Hd \left[\frac{1 - e^{(-\hat{\beta}_1 I_{ref})}}{1 - e^{(-\hat{\beta}_1 I)}} \right]^{\hat{\beta}_2}$
	Bailey e Clutter	$S = \frac{Hd}{e^{\hat{\beta}_1 \left(I - \hat{\beta}_2 - I_{ref}^{-\hat{\beta}_2} \right)}}$

Em que: S = índice de sítio (m); Hd = altura média das árvores dominantes (m); $\hat{\beta}_1$, $\hat{\beta}_2$ e $\hat{\beta}_3$ = parâmetros das equações; I = idade do povoamento (meses); I_{ref} = idade de referência (meses) ; e = exponencial.

3.3.2. Krigagem Ordinária

O índice de sítio estimado utilizando os métodos da curva-guia e da diferença algébrica, foi avaliado quanto sua estrutura de continuidade espacial, por meio do semivariograma experimental (Equação 8). Para isso, foram ajustados os modelos teóricos exponencial (Equação 9), esférico (Equação 10) e gaussiano (Equação 11), pelo Método da Máxima Verossimilhança, utilizando o pacote GeoR (RIBEIRO JÚNIOR e DIGGLE, 2001) no software R (R CORE TEAM, 2015).

$$\hat{\gamma}(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{i=1}^{N(h)} [Z(x_i) - Z(x_i + h)]^2 \quad \text{Equação 8}$$

$$\hat{\gamma}(h) = C_0 + C \left[1 - e^{\left(-\frac{h}{a} \right)} \right] \quad \text{Equação 9}$$

$$\hat{\gamma}(h) = C_0 + C \left[1,5 \frac{h}{a} - 0,5 \left(\frac{h}{a} \right)^3 \right] \quad \text{se: } h < a \quad \text{Equação 10}$$

$$\hat{\gamma}(h) = C_0 + C \quad \text{se: } h \geq a$$

$$\hat{\gamma}(h) = C_0 + C \left[1 - e^{\left(-\frac{h}{a} \right)^2} \right] \quad \text{Equação 11}$$

Em que: $\hat{\gamma}(h)$ = semivariância; $Z(x_i)$ = valor da variável regionalizada no ponto x ; $Z(x_i + h)$ = valor da variável no ponto $x + h$; $N(h)$ = número de pares separados pela distância h ; C_0 = efeito pepita; C = contribuição; a = alcance.

Os critérios utilizados para a seleção do melhor modelo de semivariância foram: critério de informação de Akaike (Equação 12), desvio padrão dos erros reduzidos (Equação 13), erro médio reduzido (Equação 14) e validação cruzada. O índice de dependência espacial (IDE) (Equação 15), foi obtido para cada um dos modelos teóricos ajustados aos semivariogramas, sendo que este é classificado como dependência espacial fraca ($IDE < 0,25$), moderada ($0,25 < IDE < 0,75$) e forte ($IDE > 0,75$) (ZIMBACK, 2003).

$$AIC = -2 \log L + 2K \quad \text{Equação 12}$$

$$S_{er} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left[\frac{z(x_i) - \hat{z}(x_i)}{\sigma(x_i)} \right]^2} \quad \text{Equação 13}$$

$$\overline{ER} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{z(x_i) - \hat{z}(x_i)}{\sigma(x_i)} \quad \text{Equação 14}$$

$$IDE = \frac{c}{(C_0 + c)}$$

Equação 15

Em que: IDE = índice de dependência espacial; AIC = critério de informação de Akaike; S_{er} = desvio padrão do erro reduzido; \bar{ER} = erro médio reduzido; C = contribuição; C_0 = efeito pepita; L = verossimilhança do modelo; K = número de parâmetros do modelo; $z(x_i)$ = valor observado; $\hat{z}(x_i)$ = valor estimado; $\sigma(x_i)$ = desvio padrão da krigagem; i = ponto amostral variando de 1 até n.

Comprovada a dependência espacial do índice de sítio, foi realizada a krigagem ordinária (Equação 16), para obter as estimativas espaciais nos locais não amostrados, além da correção do índice de sítio obtido pelos procedimentos de regressão descritos anteriormente. Para cada forma de espacialização e correção do índice de sítio, utilizou-se no processo de interpolação 4, 8, 12 e 16 pontos vizinhos, sendo esses equivalentes à unidades amostrais mais próximas ao ponto de interesse à ser estimado. A krigagem ordinária foi realizada utilizando o *software* ArcMap 10.5, que também possibilitou a confecção dos mapas temáticos.

$$\hat{Z}(x_0) = \sum_{i=1}^n \lambda_i Z(x_i)$$

Equação 16

Em que: $\hat{Z}(x_0)$ = estimativa no ponto x_0 ; $Z(x_i)$ = valor observado no ponto x_i ; n = número de pontos amostrais; λ_i = peso referente ao ponto pela krigagem.

Os valores de índice de sítio, corrigidos pelo processo da krigagem ordinária, considerando diferentes números de vizinhos, foram comparados com aqueles obtidos pelos modelos de regressão, visando avaliar o desempenho das estimativas pela krigagem, e o efeito do número de vizinhos utilizados na espacialização. Para isso, utilizou-se os valores da raiz quadrada do erro médio (Equação 5) e o erro médio de predição em porcentagem (Equação 6), além dos valores de correlação de Pearson (Equação 17), índice de concordância de Willmott (Equação 18) e índice de desempenho (Equação 19).

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})(\hat{y}_i - \bar{\hat{y}})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2 \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{\hat{y}})^2}}$$

Equação 17

$$d = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2}{\sum_{i=1}^n (|\hat{y}_i - \bar{y}| + |y_i - \bar{y}|)^2}$$

Equação 18

$$c = dr$$

Equação 19

Em que: r = coeficiente de correlação de Pearson; d = índice de concordância de Willmott; c = índice de desempenho; y_i = i-ésimo valor do índice de sítio estimado pelos modelos de regressão; \bar{y} = média do índice de sítio estimado pelos modelos de regressão; \hat{y}_i = i-

ésimo valor do índice de sítio estimado pela krigagem ordinária; \hat{y} = média do índice de sítio estimado pela krigagem ordinária.

3.3.3. Krigagem com Regressão

Após analisar os procedimentos de classificação da capacidade produtiva aplicando modelos de regressão e a interação destes com a krigagem ordinária, foram selecionados os que apresentaram melhor desempenho para realizar os processos de krigagem com regressão. Esse procedimento foi realizado em duas etapas: primeiramente verificou-se a normalidade dos resíduos estimados com os modelos de regressão, utilizando o teste de Shapiro-Wilk ($\alpha=5\%$). Posteriormente, foi analisada a estrutura de dependência espacial destes resíduos e realizada sua espacialização aplicando a krigagem ordinária.

Comprovada a dependência espacial do resíduo, foi aplicada a krigagem com regressão descrita por Odeh, Mcbratney e Chittleborough (1994), denominado como tipo B. Para isso, os mapas de interpolação obtidos pela krigagem ordinária da variável de interesse e dos resíduos foram somados, ambos em formato *raster*, com pixel de 20 m x 20 m, gerando as estimativas pela técnica de krigagem com regressão tipo B (Equação 20), como demonstrado na Figura 2.

$$\hat{Z} = \hat{Z}_r + \hat{\epsilon} \quad \text{Equação 20}$$

Em que: \hat{Z} = variável resultante pela krigagem com regressão tipo B; \hat{Z}_r = variável de estudo estimada pelo modelo de regressão e interpolada pela krigagem ordinária; $\hat{\epsilon}$ = resíduo gerado pelo modelo de regressão e interpolado pela krigagem ordinária.

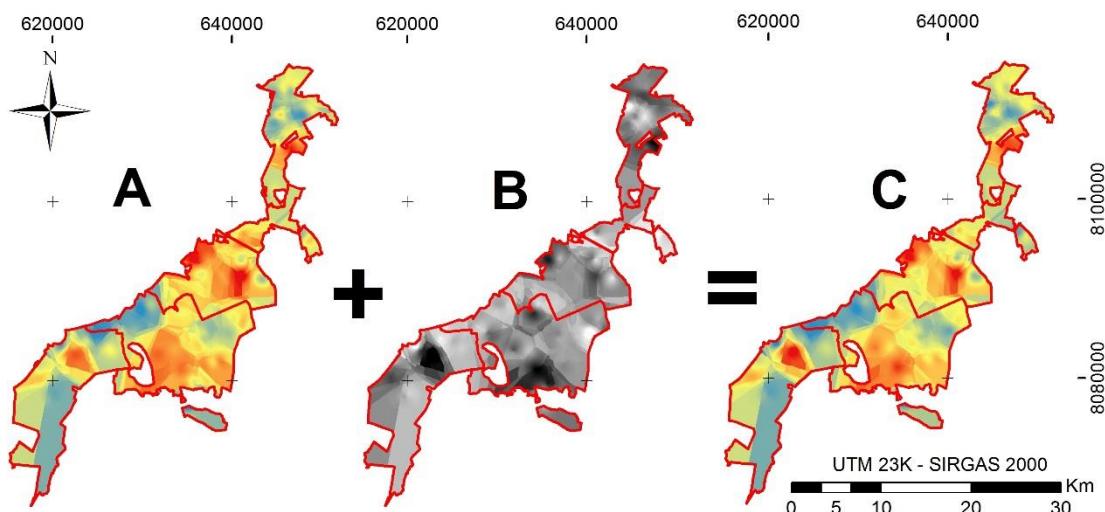


Figura 2: Procedimento utilizado para gerar a estimativa do índice de sítio utilizando a krigagem com regressão tipo B, que consiste na soma dos valores do índice de sítio (A) e erro obtidos por modelos de regressão (B), ambos espacializados pela krigagem ordinária, gerando o mapa resultante da krigagem com regressão tipo B (C).

3.4. Validação Preditiva

As 34 unidades amostrais não utilizadas no ajuste dos modelos de regressão, foram utilizadas para realizar a validação preditiva dos diferentes procedimentos de classificação da capacidade produtiva. Os valores de índice de sítio obtidos pelos modelos de regressão, pela interação destes com a krigagem ordinária e pela krigagem com regressão tipo B, foram comparados com os valores observados da altura média das árvores dominantes das unidades de validação, na idade de referência de 72 meses.

Para isso, os mapas de interpolação gerados pela krigagem ordinária e pela krigagem com regressão tipo B, foram convertidos para o formato *raster* com pixel de dimensões de 20 m x 20 m, apresentando área igual ao tamanho das unidades amostrais. Nos mapas gerados pelas krigagens, foram inseridas as 34 unidades amostrais separadas para a validação e, posteriormente, extraídos os valores estimados do índice de sítio. Os valores extraídos foram comparados com a altura média observada das árvores dominantes na idade de referência de 72 meses, e avaliadas através do erro médio absoluto (Equação 21), pela análise gráfica de resíduos em porcentagem e entre os valores observados e estimados. Para verificar a espacialização quanto ao zoneamento de classes do índice de sítio, foram mantidas as unidades amostrais que não se enquadram na classificação e, após, foram calculadas a diferença entre a altura dominante observada na unidade amostral e o limite da classe onde estava posicionada.

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|}{n} \quad \text{Equação 21}$$

Em que: MAE = erro médio absoluto; y_i = valor observado da altura dominante; \hat{y}_i = valor estimado do índice de sítio; n = número de unidades amostrais utilizadas na validação.

Também foi realizada uma adaptação da krigagem com regressão tipo C, descrito por Odeh, Mcbratney e Chittleborough (1995), para as 34 unidades de validação. As estimativas do índice de sítio pelos modelos de regressão foram geradas para as unidades de validação e, posteriormente, os resíduos obtidos foram espacializados pela krigagem ordinária e extraídos. As estimativas pela krigagem com regressão tipo C foram obtidas pela soma do resíduo espacializado aos valores estimados pelos modelos de regressão (Equação 22), como apresentado na Figura 3. As avaliações das estimativas para esse procedimento foram semelhantes ao realizadas na krigagem ordinária e na krigagem com regressão tipo B.

$$\hat{Z} = \hat{Z}_{pr} + \hat{\varepsilon} \quad \text{Equação 22}$$

Em que: \hat{Z} = variável resultante pela krigagem com regressão tipo C; \hat{Z}_{pr} = variável de estudo estimada pelo modelo de regressão; $\hat{\varepsilon}$ = resíduo gerado pelo modelo de regressão e interpolado pela krigagem ordinária.

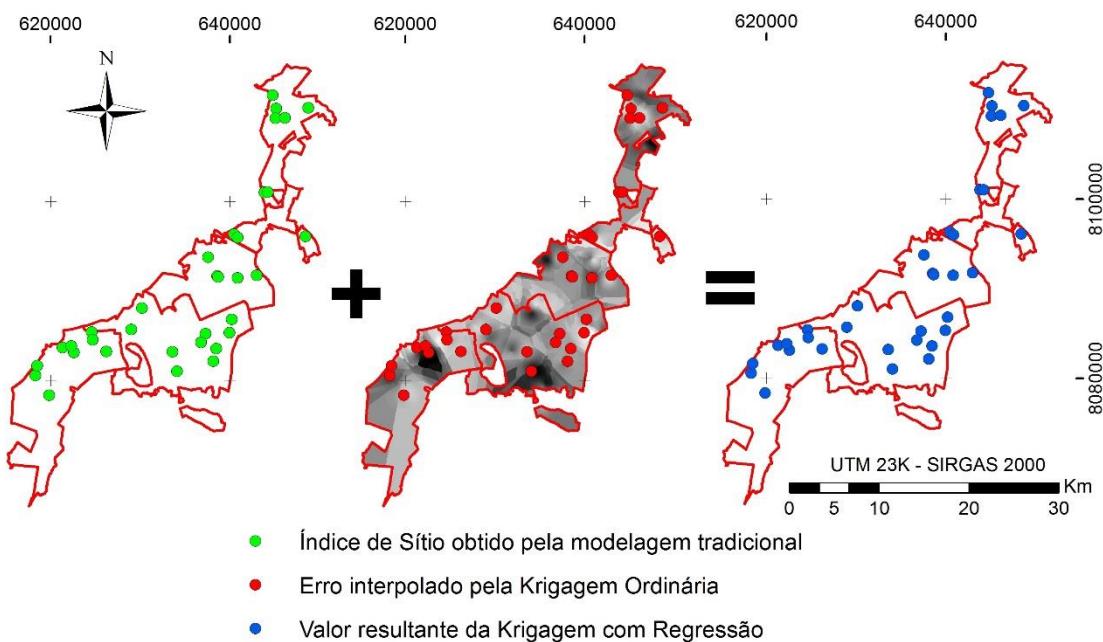


Figura 3: Procedimento utilizado para gerar a estimativa do índice de sítio utilizando a krigagem com regressão tipo C, através da soma dos valores do índice de sítio estimados por modelos de regressão com os resíduos espacializados pela krigagem ordinária.

4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1. Estatística descritiva

As estatísticas descritivas e o teste de normalidade das variáveis diâmetro a 1,30 m do solo (DAP), altura total (Ht) e altura média das árvores dominantes (Hd) estão apresentadas na Tabela 3. O teste de normalidade de Shapiro-Wilk ($\alpha=5\%$) atestou a rejeição da hipótese de normalidade dos dados nas idades iniciais (24, 36 e 48 meses), demonstrando que na fase inicial do crescimento do povoamento, as variáveis analisadas apresentam distribuição assimétrica, com maior proporção de árvores mais finas e de menor altura. Essa relação também foi verificada por Castro et al. (2016a), ao ajustar função Gama generalizada para os dados de distribuição diamétrica de um povoamento de eucalipto na Bahia. Nas primeiras idades avaliadas a curva apresentou assimetria, com maior número de indivíduos nas menores classes de diâmetro, contudo, ao longo do tempo a distribuição diamétrica tornou-se semelhante a uma distribuição normal.

Como esperado para florestas equiâneas, as variáveis DAP, Ht e Hd, na área do presente estudo, assumiram uma distribuição aproximadamente normal a partir dos 60 meses de idade (5 anos). Esses resultados demonstram a estabilização do crescimento do povoamento, que para as condições de plantio da área em estudo, ocorreu entre 5 e 6 anos de idade (SOARES et al., 2004; GUEDES et al., 2015).

Percebe-se, na Tabela 3, que para todas as variáveis ao longo do tempo, ocorreu um aumento dos seus valores mínimos, máximo e médios, sendo que na fase inicial (24, 36 e 48 meses), tendem a possuir maiores incrementos, devido a fase de crescimento exponencial (GUEDES et al., 2015). Nessa fase inicial do povoamento também existe uma maior variação desses atributos, perceptível através do coeficiente de variação que é maior e reduz com o avanço das idades, tendendo a estabilizar após aos 48 meses, conciliando com a normalidade dos dados. Essa característica retrata a competição por recursos, onde na fase inicial a competição é mais intensa, acarretando essas maiores variações (FOX; ADES; BI, 2001).

Tabela 3: Estatística descritiva e teste de normalidade de Shapiro-Wilk, para as variáveis dendrométricas mensuradas nas idades de 24 a 84 meses, dos povoamentos de eucalipto, no município de Bocaiúva, MG, Brasil (continua).

Idade	Variável	Mín	Máx	\bar{x}	s	CV%	p
24	DAP	5,32	11,11	9,25	1,24	13,40	$1,61 \times 10^{-08}*$
	Ht	5,52	14,29	11,39	1,75	15,33	$7,01 \times 10^{-06}*$
	Hd	6,20	14,92	12,01	1,67	13,93	$3,27 \times 10^{-05}*$
36	DAP	8,32	14,03	12,29	0,97	7,88	$2,52 \times 10^{-06}*$
	Ht	10,70	21,53	17,37	1,98	11,39	$1,83 \times 10^{-05}*$
	Hd	12,12	22,48	18,19	1,96	10,78	$2,73 \times 10^{-05}*$
48	DAP	9,62	15,87	13,68	1,00	7,32	$6,29 \times 10^{-03}*$
	Ht	13,18	24,77	21,08	2,22	10,55	$8,37 \times 10^{-04}*$
	Hd	14,52	26,60	22,01	2,17	9,87	$3,05 \times 10^{-02}*$
60	DAP	11,22	16,71	14,35	0,96	6,70	$2,96 \times 10^{-01}$
	Ht	14,94	27,54	22,98	2,18	9,50	$6,07 \times 10^{-02}$
	Hd	16,56	29,22	24,10	2,17	9,01	$4,50 \times 10^{-01}$
72	DAP	11,82	17,52	14,81	1,03	6,96	$8,45 \times 10^{-01}$
	Ht	17,38	30,05	24,38	2,40	9,84	$6,40 \times 10^{-01}$
	Hd	17,74	32,28	25,62	2,44	9,52	$4,91 \times 10^{-01}$

Tabela 3. Continuação.

	DAP	12,45	17,72	15,10	1,00	6,60	$8,93 \times 10^{-01}$
84	Ht	18,20	31,32	25,29	2,45	9,70	$8,00 \times 10^{-01}$
	Hd	19,18	33,64	26,62	2,41	9,05	$9,50 \times 10^{-01}$

Em que: Mín = valor mínimo; Máx = valor máximo; \bar{x} = média; s = desvio padrão; CV% = coeficiente de variação em porcentagem; p = valor-p do teste de normalidade de Shapiro-Wilk ($\alpha = 5\%$); DAP = diâmetro a 1,30 metros do solo (cm); Ht = altura total (m); Hd = altura média das árvores dominantes pelo conceito de Assmann (m); * = rejeição da hipótese de normalidade dos dados, pelo teste de Shapiro-Wilk ($\alpha = 5\%$).

4.2. Ajuste dos Modelos de Regressão Para Classificação da Capacidade Produtiva

Os coeficientes dos modelos de classificação da capacidade produtiva foram significativos pelo teste t ($p < 0,05$) para todos os ajustes realizados (Tabela 4). Além disso, os valores de coeficiente de determinação ajustado ($R^2_{aj.}$) foram superiores a 0,80 e os valores de erro padrão da estimativa ($S_{yx}\%$) inferiores a 10%, indicando a boa qualidade das equações ajustadas.

De maneira geral, as equações ajustadas no método da diferença algébrica apresentaram melhores estatísticas de ajuste, exceto para os valores de $R^2_{aj.}$, com pequena inferioridade em relação ao da curva guia. Entretanto, as estatísticas indicaram que o método da diferença algébrica apresentou maior acurácia nas estimativas, com valores inferiores do parâmetro RQEM menores que 6,86%. Os valores negativos do bias% indicaram que a curva-guia tende a superestimar, e os valores positivos obtidos pelo método da diferença algébrica, em subestimar a altura dominante.

Tabela 4: Parâmetros e estatísticas de ajuste dos modelos para estimar a altura dominante em função da idade, pelos métodos da curva-guia e da diferença algébrica, para os povoamentos de eucalipto, no município de Bocaiúva, MG, Brasil.

Método	Modelo	$\hat{\beta}_0$	$\hat{\beta}_1$	$\hat{\beta}_2$	$\hat{\beta}_3$	$R^2_{aj.}$	$S_{yx}\%$	RQEM	bias%
CG	S	3,56*	-24,28*			0,857	9,715	2,076	-0,674
	CR		29,39*	0,03*	0,25*	0,859	9,623	2,055	-1,200
	BC	3,82*	-11,74*	0,70*		0,857	9,710	2,074	-0,659
DA	S		23,03*			0,840	6,440	1,498	0,657
	CR		0,036*	1,19*		0,818	6,858	1,594	2,913
	BC		-14,86*	0,81*		0,843	6,363	1,479	0,158

Em que: CG = curva-guia; DA = diferença algébrica; S = Schumacher; CR = Chapman e Richards; BC = Bailey e Clutter; $\hat{\beta}_0$, $\hat{\beta}_1$, $\hat{\beta}_2$ e $\hat{\beta}_3$ = coeficientes dos modelos ajustados; $R^2_{Aj.}$ = coeficiente de determinação ajustado; $S_{yx}\%$ = erro padrão da estimativa em porcentagem; RQEM = raiz quadrada do erro médio; bias% = erro médio de predição em porcentagem; * = valor significativo com 5% probabilidade de significância pelo teste t.

Ao compararem os dois métodos de classificação da capacidade produtiva em povoamento de eucalipto em Minas Gerais, Castro et al. (2015) verificaram a superioridade da acurácia do método da diferença algébrica através do $S_{yx}\%$, apresentando valores próximos a 6%, semelhantes ao encontrado no presente trabalho

para esse método. Pissinin e Schneider (2017) encontraram relação semelhante, onde o método da diferença algébrica apresentou os menores valores $S_{yx}\%$, comparado à curva-guia, utilizando o modelo de Chapman e Richards.

Na avaliação dos modelos, destacou-se os ajustes dos modelos de Bailey e Clutter no método da diferença algébrica, principalmente por apresentarem os menores valores, em módulo, de $S_{yx}\%$, RQEM e bias%, com 6,363, 1,479 e 0,158, respectivamente. Resultados semelhantes foram obtidos por Kitikidou, Bountis e Milius (2011), ao ajustarem os modelos de Bailey e Clutter e de Chapman e Richards em um povoamento de *Pinus brutia* no método da diferença algébrica. Os autores verificaram que o modelo de Bailey e Clutter foi superior ao de Chapman e Richards, com valor de bias% próximos ao encontrado no presente estudo, com tendência de subestimativa da altura dominante.

A superioridade do método da diferença algébrica é corroborada pela distribuição gráfica dos resíduos normalizados, apresentando uma distribuição mais uniforme comparado ao método da curva-guia (Figura 4). Característica semelhante foi encontrada por Pissinin e Schneider (2017), ao ajustarem diferentes modelos nos métodos da curva-guia e da diferença algébrica em povoamento de eucalipto, onde o método da diferença algébrica apresentou distribuição homogênea dos resíduos e menores erros.

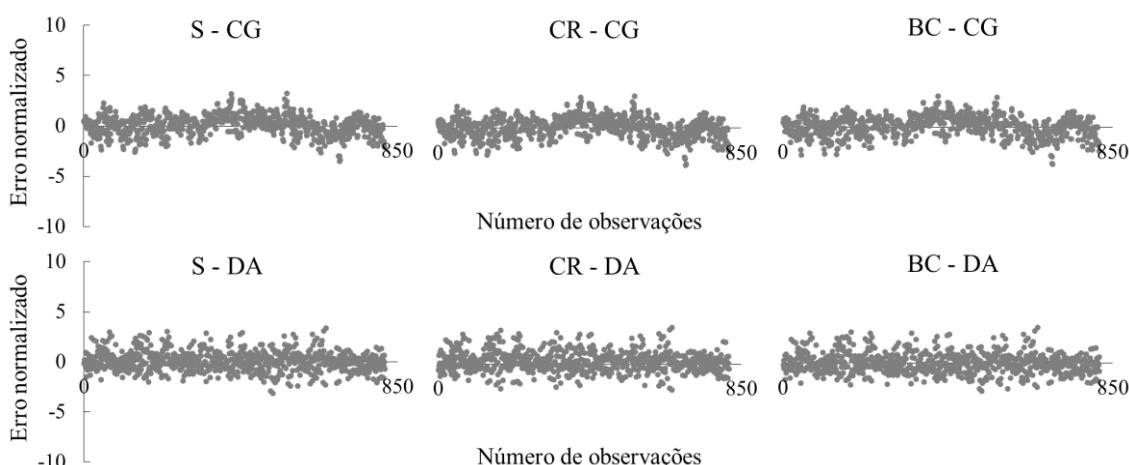


Figura 4: Gráficos de resíduos normalizados, das equações de índice de sítio ajustadas para os povoamentos de eucalipto, no município de Bocaiúva, MG, Brasil. Em que: CG e DA são os métodos da curva-guia e diferença algébrica, respectivamente, e S, CR e BC são os modelos de Schumacher, Chapman e Richards e Bailey e Clutter, respectivamente.

Ao avaliar a linha de tendência dos gráficos dos valores estimados em função dos observados, todos apresentaram proximidade com a inclinação de 45° e o intercepto da origem do eixo cartesiano (Figura 5). Foi verificado valores próximos a 1 para os coeficientes angulares (B_1) e de determinação (R^2), sendo superiores a 0,84, e valores baixos dos coeficientes lineares (B_0), sendo esses inferiores a 3,21. O coeficiente de determinação descreve a precisão, e os coeficientes lineares e angulares, o descolamento no eixo horizontal e a inclinação da linha de tendência, respectivamente, relacionados a exatidão das estimativas. Segundo Araújo (2015), os valores ideias para o coeficiente angular e para o coeficiente de determinação da linha de tendência são próximos a 1. Com estes valores, o coeficiente de determinação representa maior precisão, e o coeficiente angular indica maior exatidão, este sendo representado graficamente pela

inclinação da linha de tendência próxima a 45° ($B_1=1$). Além disso, para a análise da linha de tendência, o ideal é que ela não apresente deslocamento no plano cartesiano, ou seja, o coeficiente linear seja nulo ($B_0=0$). Esses valores representam maior semelhança entre as estimativas com os valores observados da variável de interesse, ou seja, indicam maior precisão e exatidão do método e do modelo ajustado. Dessa forma, o método da diferença algébrica utilizando o modelo de Bailey e Clutter, demonstrou superioridade em relação aos demais, pois apresentou coeficiente angular igual a 0,9893, coeficiente de determinação igual a 0,9336 e menor coeficiente linear de 0,2583 (Figura 5).

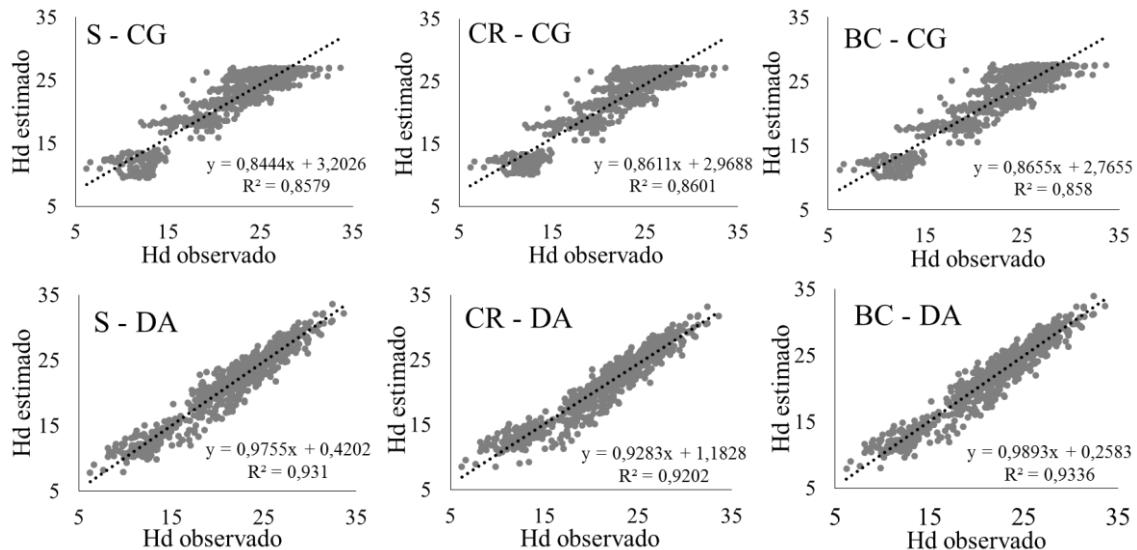


Figura 5: Gráficos dos valores da altura dominante estimada em função da observada, das equações de índice de sítio ajustadas para os povoamentos de eucalipto, no município de Bocaiúva, MG, Brasil. Em que: CG e DA são os métodos da curva-guia e diferença algébrica, respectivamente, e S, CR e BC são os modelos de Schumacher, Chapman e Richards e Bailey e Clutter, respectivamente.

4.3. Classificação da Capacidade Produtiva utilizando Geoestatística

4.3.1. Ajuste dos Modelos de Semivariância

O índice de sítio estimados por meio de modelos de regressão, apresentou forte dependência espacial nos seis procedimentos apresentados anteriormente, ou seja, utilizando os modelos de Schumacher, Chapman e Richards e Bailey e Clutter, nos métodos da curva-guia e da diferença algébrica (Tabelas 5 e 6). A altura média das árvores dominantes, comumente é classificada como de moderada a forte dependência espacial, para diferentes espécies como *Eucaliptus* sp. (MELLO et al., 2005; GUEDES et al., 2015), *Tectona grandis* (PELISSARI et al., 2015) e *Pinus* sp. (ZECH et al., 2018). Nesse estudo a dependência espacial para o índice de sítio variou de moderada a forte, com altos valores de IDE%, variando entre 60,21% e 96,12%, independente do modelo de regressão ou do método utilizado. A partir desses resultados, é viável utilizar interpoladores geoestatísticos para gerar estimativas espaciais do índice de sítio nas diferentes idades avaliadas.

Observou-se que os modelos gaussiano, exponencial e esférico apresentaram bons ajustes ao semivariograma experimental da variável índice de sítio, em todos os diferentes procedimentos de classificação da capacidade produtiva (Tabelas 5 e 6). Para seleção dos

melhores modelos, foi utilizado o menor valor de AIC como principal critério de seleção, considerando o conceito apresentado por Burnhan e Anderson (2002). Os modelos são considerados estatisticamente diferentes se a diferença entre os valores de AIC for superior a 2. Dessa forma, verificou-se que a maioria dos modelos não apresentaram diferença estatística, e que de forma geral, o modelo gaussiano apresentou os melhores ajustes na maioria das idades e procedimentos de classificação da capacidade produtiva. Essa decisão foi tomada com base no menor valor do desvio padrão do erro reduzido (S_{er}) como critério de desempate. As exceções foram para os ajustes realizados na idade de 48 meses, onde o modelo exponencial se destacou como o sendo o melhor, e aos 24 meses utilizando o modelo de Schumacher pelo método da curva-guia, em que o modelo de semivariância esférico apresentou o melhor ajuste.

Os maiores valores de efeito pepita para os modelos selecionados, foram encontrados nas idades de 24, 36 e 48 meses, apresentando valores superiores à 1,65, enquanto para as demais idades avaliadas esses valores foram inferiores à 1,44. Característica semelhante foi encontrada por Guedes et al. (2015), ao avaliarem a estrutura de dependência espacial da altura dominante, do volume e do incremento médio anual (IMA) em um povoamento de eucalipto. Nessa ocasião, os autores verificaram que o efeito pepita também foi superior na primeira medição, realizada aos 2,7 anos de idade. Os autores destacam que o efeito pepita é considerado um erro aleatório, que não é possível ser explicado na análise espacial, sendo um problema, principalmente, relacionado a proximidade entre as unidades amostrais e a alta variação dos dados na fase inicial do povoamento.

Dentre os modelos com melhor ajuste, o gaussiano nas idades de 36, 60, 72 e 84 meses (Tabela 5 e 6), apresentou valores de alcance variando entre 968 e 1.781 metros. Porém, nas idades de 24 e 48 meses, em que os modelos esférico e exponencial demonstraram superioridade no ajuste, os valores de alcance foram maiores que 2.242 metros. Essa informação demonstra a distância média em que o índice de sítio se correlaciona espacialmente (WEBSTER e OLIVER, 2007). Alguns estudos aplicados em povoamentos de eucalipto, apresentaram valores de alcance variando entre 150 a 450 metros, na avaliação da estruturação espacial das variáveis volume e altura total e altura dominante (MELLO et al., 2005; MELLO et al., 2009; GUEDES et al., 2015). Entretanto, esses estudos foram realizados em áreas menores que 1.100 hectares, utilizando uma maior intensidade amostral, ou seja, com mais de uma unidade amostral para cada 10 hectares com amostragem sistemática, justificando os valores de alcance bastante inferiores comparados ao presente estudo. Dessa forma, os resultados obtidos no presente estudo demonstram que é possível captar a estruturação espacial do índice de sítio pela geoestatística em áreas extensas, com menor intensidade amostral e utilizando amostragem casual simples. Considerando que, essas informações possuem grande importância para a definição do método e processo de amostragem em inventários florestais para os estudos geoestatísticos (MELLO et al., 2005; PELISSARI et al., 2014), possibilitando redução de custos na mensuração com a redução da intensidade amostral, e sua aplicação em povoamentos extensos.

Tabela 5: Parâmetros, estatísticas de ajuste e índice de dependência espacial dos modelos de semivariância teóricos para a variável índice de sítio, obtida pelo método da curvagüia, com os modelos de regressão e nas idades avaliadas dos povoamentos de eucalipto, no município de Bocaiúva, MG, Brasil (continua).

Mod (S)	Idade	Mod (sem)	Co	C	a	ER	S _{er}	AIC	IDE%
S	24	Esf	1,71	16,81	4.888	0,0109	1,032	678,8	90,75
		Exp	1,09	17,82	2.390	0,0134	1,032	682,3	94,22
		Gaus	3,58	15,32	2.227	0,0073	1,030	681,1	81,07
	36	Esf	0,81	6,67	2.090	0,0069	1,025	615,8	89,13
		Exp	0,77	7,14	1.302	0,0078	1,033	613,9	90,26
		Gaus	1,89	5,63	1.038	0,0050	1,021	615,9	74,86
	48	Esf	1,36	3,47	2.459	0,0031	1,034	571,1	71,88
		Exp	1,80	3,28	2.604	0,0018	1,042	565,5	64,61
		Gaus	1,94	3,02	1.387	0,0032	1,039	569,9	60,98
CR	60	Esf	0,60	3,83	2.382	0,0008	1,041	541,0	86,50
		Exp	0,64	4,05	1.500	0,0011	1,048	541,5	86,43
		Gaus	1,14	3,27	1.108	0,0002	1,036	540,9	74,23
	72	Esf	0,53	4,80	2.639	0,0000	1,055	553,4	90,12
		Exp	0,29	5,25	1.365	-0,0023	1,049	554,1	94,85
		Gaus	1,29	4,35	1.471	-0,0021	1,039	553,0	77,11
	84	Esf	0,79	4,39	3.636	0,0010	1,035	538,3	84,72
		Exp	0,46	4,68	1.570	0,0021	1,038	539,0	91,11
		Gaus	1,41	3,77	1.758	-0,0026	1,025	540,0	72,81
BC	24	Esf	1,70	14,32	4.700	0,0105	1,035	666,7	89,39
		Exp	1,12	15,32	2.257	0,0130	1,035	670,8	93,21
		Gaus	3,35	13,39	2.258	0,0071	1,034	668,1	79,98
	36	Esf	0,86	7,04	2.106	0,0070	1,025	622,8	89,08
		Exp	0,83	7,54	1.327	0,0078	1,033	621,0	90,03
		Gaus	2,01	5,96	1.055	0,0049	1,021	622,9	74,76
	48	Esf	1,40	3,46	2.465	0,0030	1,035	572,5	71,23
		Exp	1,87	3,24	2.762	0,0027	1,037	566,6	63,42
		Gaus	1,99	3,00	1.412	0,0025	1,039	571,3	60,21
BC	60	Esf	0,61	3,78	2.375	0,0008	1,041	540,8	86,06
		Exp	0,36	3,94	1.064	-0,0007	1,039	540,5	91,60
		Gaus	1,14	3,23	1.102	0,0000	1,037	540,7	73,86
	72	Esf	0,52	4,81	2.639	-0,0001	1,055	553,6	90,17
		Exp	0,28	5,27	1.365	-0,0023	1,049	554,2	94,90
		Gaus	1,29	4,36	1.471	-0,0022	1,039	553,1	77,15
	84	Esf	0,79	4,47	3.632	0,0010	1,035	539,7	85,06
		Exp	0,44	4,77	1.566	0,0021	1,038	540,4	91,48
		Gaus	1,41	3,84	1.749	-0,0025	1,025	541,4	73,16
BC	24	Esf	1,68	14,52	4.717	0,0106	1,035	667,2	89,61
		Exp	1,11	15,55	2.286	0,0131	1,035	671,3	93,35
		Gaus	3,35	13,56	2.257	0,0072	1,034	668,8	80,17
	36	Esf	0,87	7,05	2.084	0,0069	1,025	623,7	89,04
		Exp	0,82	7,55	1.294	0,0074	1,031	621,9	90,22
		Gaus	2,00	5,96	1.033	0,0048	1,021	623,8	74,81

Tabela 5. Continuação.

		Esf	1,43	3,56	2.465	0,0030	1,035	576,0	71,32
BC	48	Exp	1,91	3,33	2.733	0,0027	1,038	570,1	63,59
		Gaus	2,03	3,09	1.409	0,0025	1,039	574,8	60,31
		Esf	0,64	3,77	2.370	0,0007	1,042	542,0	85,56
	60	Exp	0,38	3,93	1.058	-0,0009	1,041	541,8	91,14
		Gaus	1,16	3,21	1.097	0,0000	1,037	541,9	73,45
		Esf	0,69	4,65	3.075	0,0000	1,057	550,6	87,10
	72	Exp	0,33	5,01	1.367	-0,0019	1,052	551,5	93,74
		Gaus	1,30	4,15	1.477	-0,0025	1,040	550,5	76,18
		Esf	0,79	4,12	3.647	0,0010	1,035	533,2	83,84
	84	Exp	0,48	4,40	1.578	0,0022	1,039	533,7	90,15
		Gaus	1,38	3,54	1.781	-0,0027	1,026	534,8	71,92

Em que: Mod (S) = modelos de índice de sítio; S = Schumacher; CR = Chapman e Richards; BC = Bailey e Clutter; Mod (sem) = modelos teóricos semivariográficos; Esf = esférico; Exp = modelo exponencial; Gaus = modelo gaussiano; C_0 = efeito pepita; C = contribuição; a = alcance; \bar{ER} = erro médio reduzido; S_{er} = desvio padrão do erro reduzido; AIC = critério de informação de Akaike; IDE% = índice de dependência espacial em porcentagem.

Tabela 6: Parâmetros, estatísticas de ajuste e índice de dependência espacial dos modelos de semivariância teóricos para a variável índice de sítio, obtida pelo método da diferença algébrica, com os modelos de regressão e nas idades avaliadas dos povoamentos de eucalipto, no município de Bocaiúva, MG, Brasil (continua).

Mod (S)	Idade	Mod (sem)	Co	C	a	\bar{ER}	S_{er}	AIC	IDE%
S	24	Esf	1,59	14,83	4.851	0,0108	1,033	664,5	90,34
		Exp	1,02	15,76	2.359	0,0133	1,033	668,1	93,90
		Gaus	3,24	13,62	2.242	0,0073	1,031	666,5	80,77
	36	Esf	0,79	6,43	2.055	0,0065	1,021	607,8	89,09
		Exp	0,72	6,89	1.253	0,0068	1,026	606,1	90,59
		Gaus	1,80	5,43	1.002	0,0043	1,016	607,9	75,05
	48	Esf	1,33	3,46	2.456	0,0032	1,034	569,8	72,21
		Exp	1,75	3,28	2.530	0,0019	1,042	564,4	65,24
		Gaus	1,90	3,02	1.376	0,0030	1,039	568,7	61,36
CR	60	Esf	0,59	3,85	2.386	0,0009	1,040	540,8	86,80
		Exp	0,34	4,02	1.078	-0,0007	1,037	540,5	92,27
		Gaus	1,13	3,30	1.112	0,0003	1,036	540,8	74,49
	72	Esf	0,52	4,85	2.635	0,0002	1,055	554,0	90,39
		Exp	0,27	5,31	1.365	-0,0024	1,049	554,7	95,10
		Gaus	1,29	4,39	1.470	-0,0022	1,039	553,6	77,31
	84	Esf	0,79	4,44	3.634	0,0010	1,035	539,3	84,88
		Exp	0,45	4,73	1.568	0,0021	1,038	540,0	91,28
		Gaus	1,41	3,81	1.754	-0,0026	1,025	541,0	72,97
24	24	Esf	1,27	9,91	4.577	0,0105	1,038	621,8	88,67
		Exp	0,83	10,61	2.161	0,0129	1,038	626,3	92,71
		Gaus	2,44	9,31	2.247	0,0072	1,038	623,0	79,25

Tabela 6. Continuação.

		Esf	0,74	5,96	2.025	0,0065	1,022	598,7	88,95
36		Exp	0,63	6,40	1.195	0,0065	1,025	597,2	91,08
		Gaus	1,65	5,03	968	0,0048	1,016	598,7	75,24
		Esf	1,28	3,40	2.451	0,0031	1,034	566,0	72,73
48		Exp	1,66	3,25	2.428	0,0021	1,042	560,7	66,20
		Gaus	1,83	2,98	1.361	0,0034	1,039	564,8	61,94
		Esf	0,55	3,90	2.395	0,0009	1,039	539,9	87,56
CR	60	Exp	0,31	4,07	1.089	-0,0008	1,036	539,6	92,97
		Gaus	1,11	3,34	1.121	0,0000	1,036	539,9	75,13
		Esf	0,47	5,08	2.619	0,0013	1,058	556,5	91,53
72		Exp	0,22	5,56	1.365	-0,0028	1,046	557,4	96,12
		Gaus	1,28	4,60	1.464	-0,0020	1,039	556,1	78,19
		Esf	0,78	4,75	3.621	0,0010	1,035	545,0	85,86
84		Exp	0,42	5,07	1.560	0,0019	1,038	545,8	92,34
		Gaus	1,44	4,09	1.729	-0,0024	1,024	546,7	73,96
		Esf	1,63	14,39	4.750	0,0106	1,034	664,4	89,84
24		Exp	1,07	15,40	2.311	0,0132	1,034	668,3	93,52
		Gaus	3,27	13,39	2.255	0,0072	1,033	666,1	80,37
		Esf	0,83	6,78	2.061	0,0066	1,022	614,9	89,06
36		Exp	0,77	7,27	1.265	0,0069	1,027	613,1	90,45
		Gaus	1,91	5,73	1.010	0,0044	1,016	615,0	74,97
		Esf	1,39	3,52	2.461	0,0030	1,034	573,3	71,69
48		Exp	1,84	3,31	2.643	0,0017	1,042	567,6	64,28
		Gaus	1,98	3,06	1.394	0,0032	1,039	572,1	60,76
		Esf	0,61	3,80	2.377	0,0007	1,041	541,5	86,09
BC	60	Exp	0,36	3,97	1.066	-0,0007	1,039	541,2	91,61
		Gaus	1,15	3,25	1.103	0,0000	1,037	541,4	73,89
		Esf	0,67	4,77	3.073	0,0000	1,057	551,9	87,66
72		Exp	0,31	5,14	1.366	-0,0021	1,050	552,8	94,33
		Gaus	1,29	4,25	1.474	-0,0021	1,040	551,8	76,67
		Esf	0,79	4,26	3.641	0,0010	1,035	535,8	84,30
84		Exp	0,47	4,54	1.574	0,0022	1,038	536,4	90,64
		Gaus	1,39	3,65	1.770	-0,0026	1,025	537,5	72,38

Em que: Mod (S) = modelos de índice de sítio; S = Schumacher; CR = Chapman e Richards; BC = Bailey e Clutter; Mod (sem) = modelos teóricos semivariográficos; Esf = esférico; Exp = modelo exponencial; Gaus = modelo gaussiano; C_0 = efeito pepita; C = contribuição; a = alcance; \bar{ER} = erro médio reduzido; S_{er} = desvio padrão do erro reduzido; AIC = critério de informação de Akaike; IDE% = índice de dependência espacial em porcentagem.

4.3.2. Espacialização do Índice de Sítio Via Krigagem Ordinária

Após comprovada a forte dependência espacial do índice de sítio, realizou-se a krigagem ordinária para estimar e espacializar essa variável nos locais não amostrados dos povoamentos. Diante disso, os valores de índice de sítio gerados pelos modelos de regressão também foram estimados pela krigagem ordinária. Estes dois procedimentos foram realizados utilizando 4, 8, 12 e 16 unidades amostrais vizinhas. Nas Figuras 6 e 7

estão apresentadas as estatísticas de avaliação dos valores de índice de sítio corrigidos aplicando a krigagem ordinária em relação aos obtidos utilizando modelos de regressão.

Observou-se que os valores de correlação de Pearson, representando a precisão, o índice de concordância de Willmott, representando a exatidão, e o desempenho relacionando a precisão e exatidão, diminuíram até os 48 meses. Após essa idade passaram a aumentar, para todos os números de vizinhos e nas diferentes combinações entre método e modelo (Figura 6). Essa relação está diretamente ligada à heterogeneidade das unidades amostrais, pois quanto maior a variabilidade dos dados, principalmente nas primeiras idades, as estimativas tendem a ser menos precisas e tendenciosas. Nas idades de 60, 72 e 84 meses, a altura média das árvores dominantes apresenta maior homogeneidade, com menores coeficientes de variação e distribuição aproximadamente normal. Sendo assim, as estimativas da krigagem ordinária se tornam mais precisas, melhorando o desempenho da interpolação. Esse comportamento é semelhante ao ocorrido no ajuste dos modelos teóricos ao semivariograma, sendo relacionado à maior competição dos indivíduos do povoamento nas idades iniciais (FOX; ADES; BI, 2001).

Os valores da raiz quadrada do erro médio (RQEM), reduziram exponencialmente dos 24 meses até os 84 meses (Figura 7), indicando o aumento da acurácia da krigagem ordinária na classificação da capacidade produtiva à medida que a floresta cresce. Nas idades iniciais dos povoamentos, onde existe maior heterogeneidade entre as unidades amostrais, foi verificado maior diferença entre os valores estimados pela krigagem ordinária em relação aos estimados pelos modelos, aumentando o desvio-padrão das estimativas do índice de sítio, e consequentemente, os valores de RQEM. O erro médio de predição em porcentagem (bias%) apresentou valores negativos, destacando que independentemente do número de vizinhos, método de classificação e do modelo utilizado, a aplicação da krigagem ordinária para corrigir o índice de sítio obtidos por modelos de regressão, apresenta uma tendência média em superestimar a variável.

Quando verificada a média da distância entre o número de vizinhos 4 e 8, foram encontrados os valores de 1.754 e 2.827 metros, respectivamente. Esses valores, são semelhantes aos de alcance dos modelos teóricos semivariográficos selecionados, variando entre 968 e 2.242 metros. Porém, ao analisar para 12 e 16 vizinhos, foram encontrados os valores de 3.780 e 4.378 metros, respectivamente, demonstrando que a distância média entre os vizinhos, é superior a distância em que o índice de sítio apresenta estruturação espacial. Essa informação possui grande importância, principalmente para determinar o número de vizinhos utilizados na interpolação.

Webster e Oliver (2007) descreveram que o peso que cada ponto vizinho recebe no momento da estimativa do ponto não amostrado está relacionado com a distância entre eles, ou seja, pontos mais distantes recebem menores pesos e os mais próximos maiores pesos. Os mesmos autores destacaram que há duas formas para determinar quais pontos serão influentes, determinando o número de pontos vizinhos ou através da distância pré-determinada, que será o raio de influência do ponto a ser estimado. Caso os pontos vizinhos não se enquadrem nas situações supracitadas, esses recebem peso zero, não influenciando na estimativa do ponto.

Outra informação importante relacionada ao número de vizinhos, é o efeito de suavização, que segundo Yamamoto e Landim (2013), é uma desvantagem do interpolador da krigagem ordinária. Nesse caso ocorre maior efeito nos valores extremos, com tendência em superestimar os menores valores da variável e a subestimar os maiores valores. Esse efeito é ampliado quando utilizados grandes quantidades de vizinhos com distâncias variadas, por isso, Yamamoto (2005) recomenda utilizar o menor números possíveis de pontos vizinhos, para evitar a suavização da krigagem ordinária.

Diante desses resultados, foi verificado que a interpolação pela krigagem ordinária realizada com 4 ou 8 vizinhos, reduz a influência de pontos distantes onde a correlação espacial é fraca ou nula. Consequentemente, reduz o efeito de suavização e aumenta a acurácia das estimativas espaciais do índice de sítio.

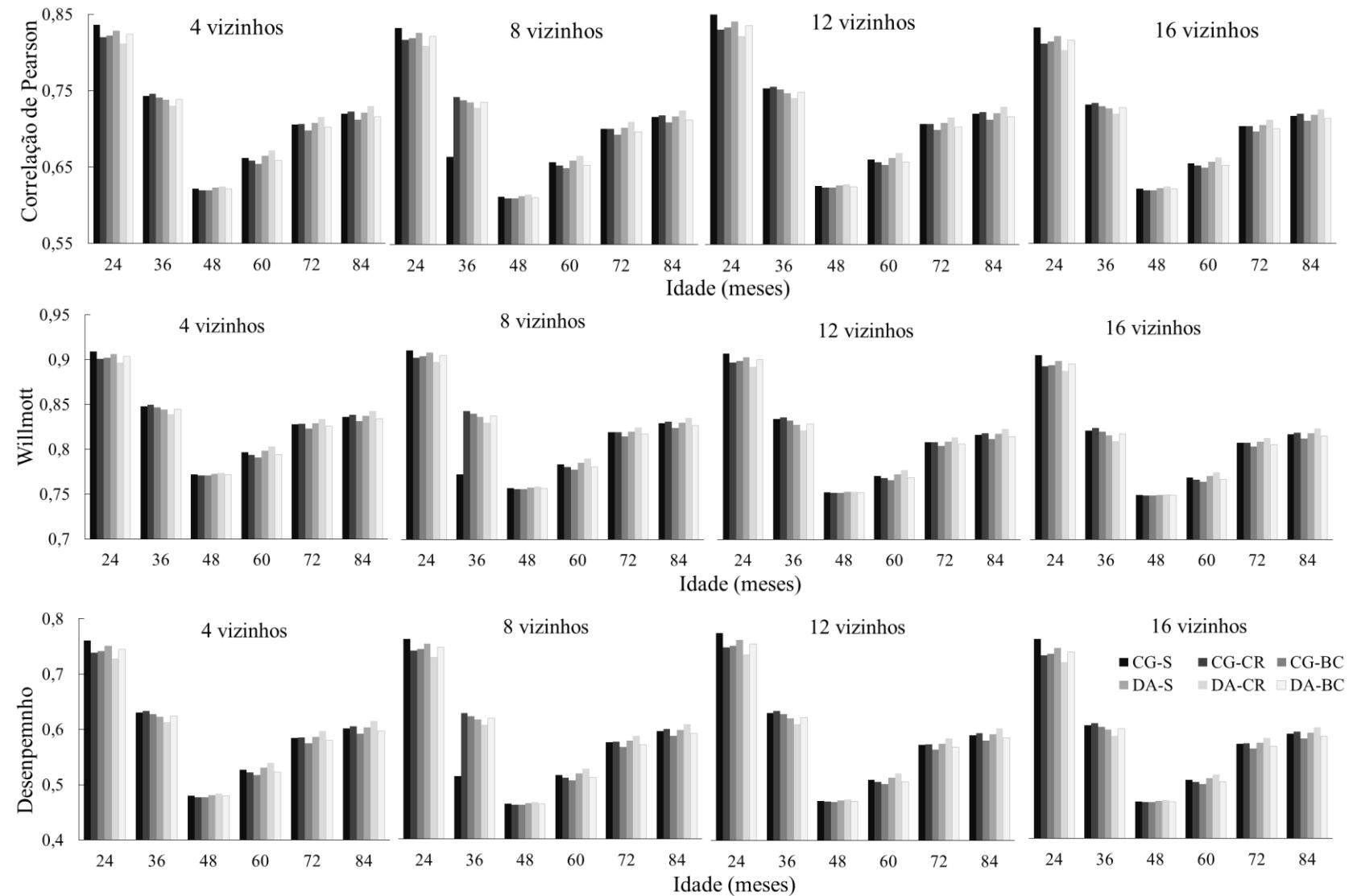


Figura 6: Estatísticas de comparação entre os valores de índice de sítio obtidos pela krigagem ordinária, utilizando 4, 8, 12 e 16 vizinhos, em relação aos métodos de classificação da capacidade produtiva, nas idades de 24, 36, 48, 60, 72 e 84 meses dos povoamentos de eucalipto, no município de Bocaiúva, MG, Brasil. Em que: CG e DA são os métodos da curva-guia e diferença algébrica, respectivamente; e S, CR e BC são os modelos de Schumacher, Chapman e Richards e Bailey e Clutter, respectivamente.

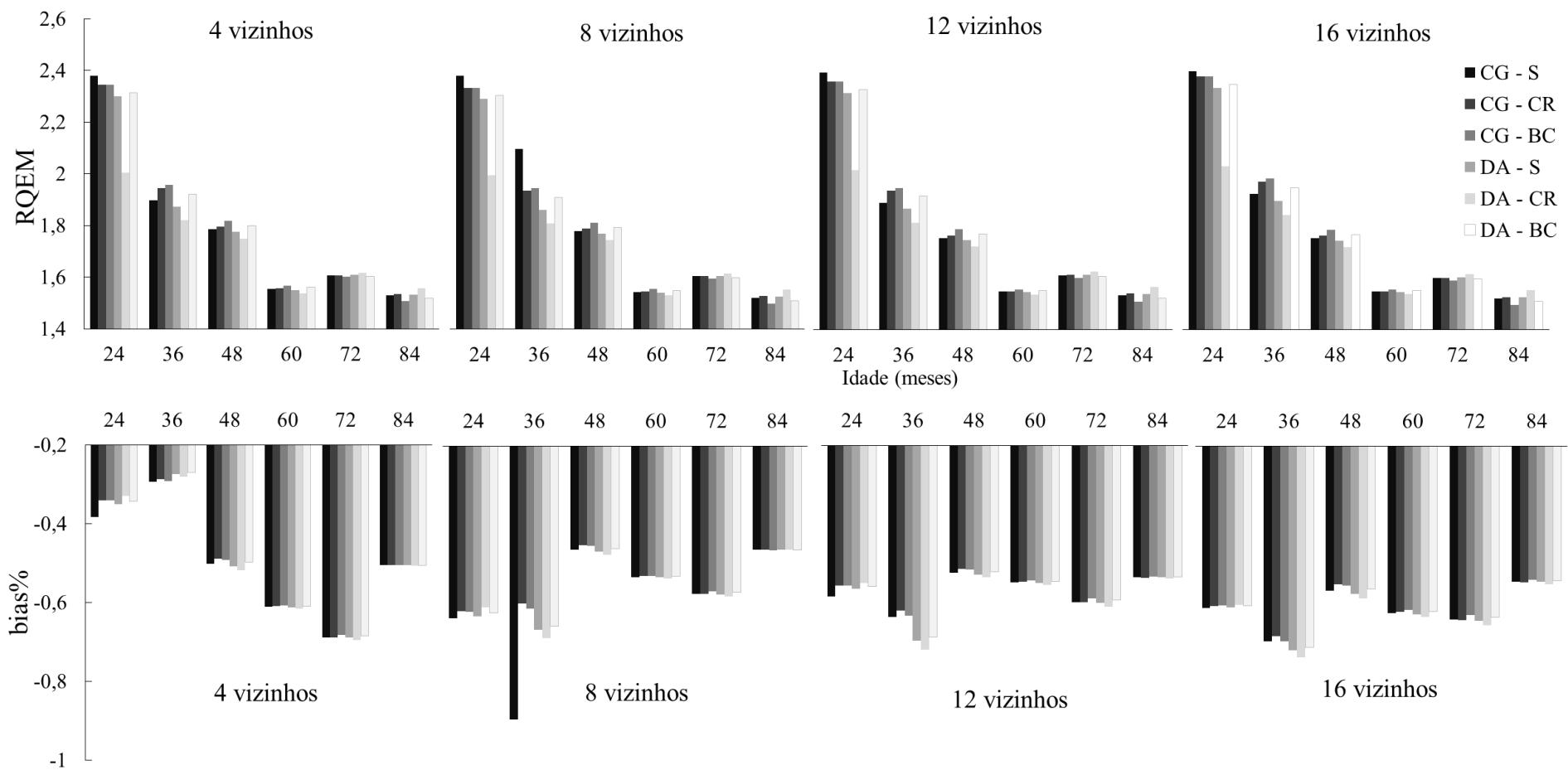


Figura 7: Estatísticas de comparação entre os valores de índice de sítio obtidos pela krigagem ordinária, utilizando 4, 8, 12 e 16 vizinhos, em relação aos métodos de classificação da capacidade produtiva, nas idades de 24, 36, 48, 60, 72 e 84 meses dos povoamentos de eucalipto, no município de Bocaiúva, MG, Brasil. Em que: CG e DA são os métodos da curva-guia e diferença algébrica, respectivamente; e S, CR e BC são os modelos de Schumacher, Chapman e Richards e Bailey e Clutter, respectivamente.

Devido a superioridade dos modelos de regressão no método da diferença algébrica, estes foram selecionados para a apresentação dos mapas de krigagem ordinária (Figuras 8, 9 e 10). Os mapas obtidos demonstraram visualmente a característica de suavização das estimativas com o aumento do número de pontos vizinhos, como já destacadas anteriormente. Percebe-se que os mapas gerados utilizando 12 e 16 vizinhos, apresentaram semelhança na forma das classes e uma maior presença de classes próximas aos valores médios encontrados para cada idade. Os mapas com 4 e 8 vizinhos descreveram bem as áreas menores, destacando as influências nas estimativas dos pontos mais próximos e a semelhança entre eles, reduzindo o efeito de suavização da krigagem (YAMAMOTO, 2005).

As estimativas do índice de sítio foram se alterando de acordo com a idade avaliada. No mapa referente a 24 meses, as estimativas do índice de sítio apresentaram-se com valores extremos, representados pela classe mais baixa de 18 à 20 metros, e pela mais alta de 30 à 32 metros, comparados as idades mais avançadas. Essa característica se refere a maior variação dos dados de altura dominante nas idades jovens do povoamento, consequentemente, influenciando nos valores do índice de sítio. Enquanto a classificação nas idades mais avançadas, como 72 e 84 meses, a classes que apresentaram maior abundância são as intermediárias, apresentando valores entre 20 e 30 metros.

Os modelos de classificação de sítio utilizando os mesmos números de vizinhos, na interpolação para as idades de 72 e 84 meses, apresentam grandes semelhanças quanto à classificação. Entretanto, os mapas de 24 meses apresentaram diferenças, principalmente para o modelo de Chapman e Richards, que apresentou grande parte da área de estudo com as menores classes de índice de sítio. Corroborando com os resultados apresentados nas Figuras 6 e 7, a interpolação utilizando 4 e 8 vizinhos permitem um maior detalhamento e precisão na espacialização do índice de sítio e classificação da capacidade produtiva, sendo mais eficiente em idades superiores a partir dos 60 meses.

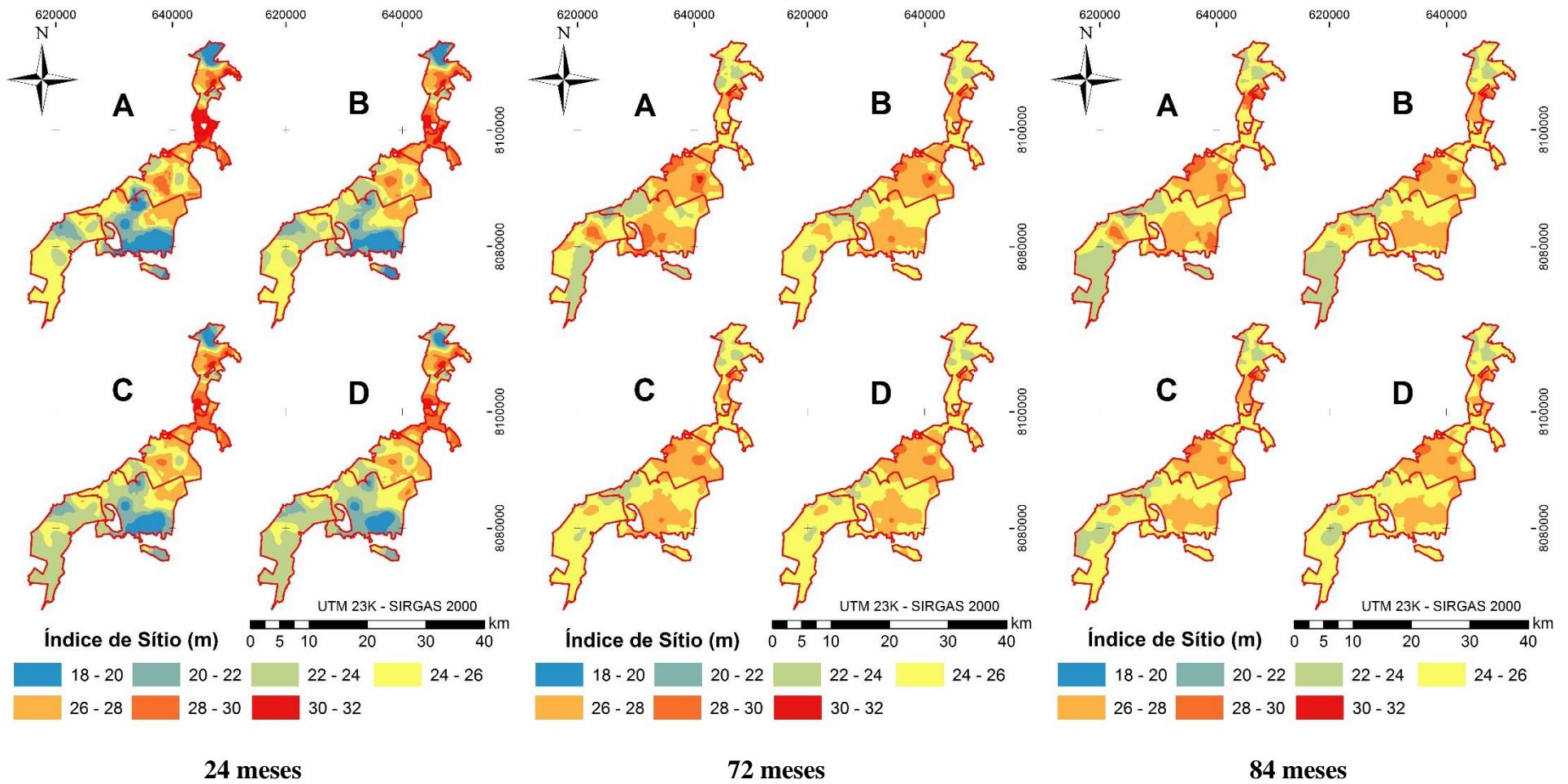


Figura 8: Mapas de krigagem ordinária, utilizando 4, 8, 12 e 16 vizinhos, para o índice de sítio obtido pelo modelo de Schumacher no método da diferença algébrica, nas idades de 24, 72 e 84 meses, dos povoamentos de eucalipto no município de Bocaiúva, MG, Brasil. Em que: A, B, C e D são os mapas de interpolação utilizando 4, 8, 12 e 16 vizinhos, respectivamente.

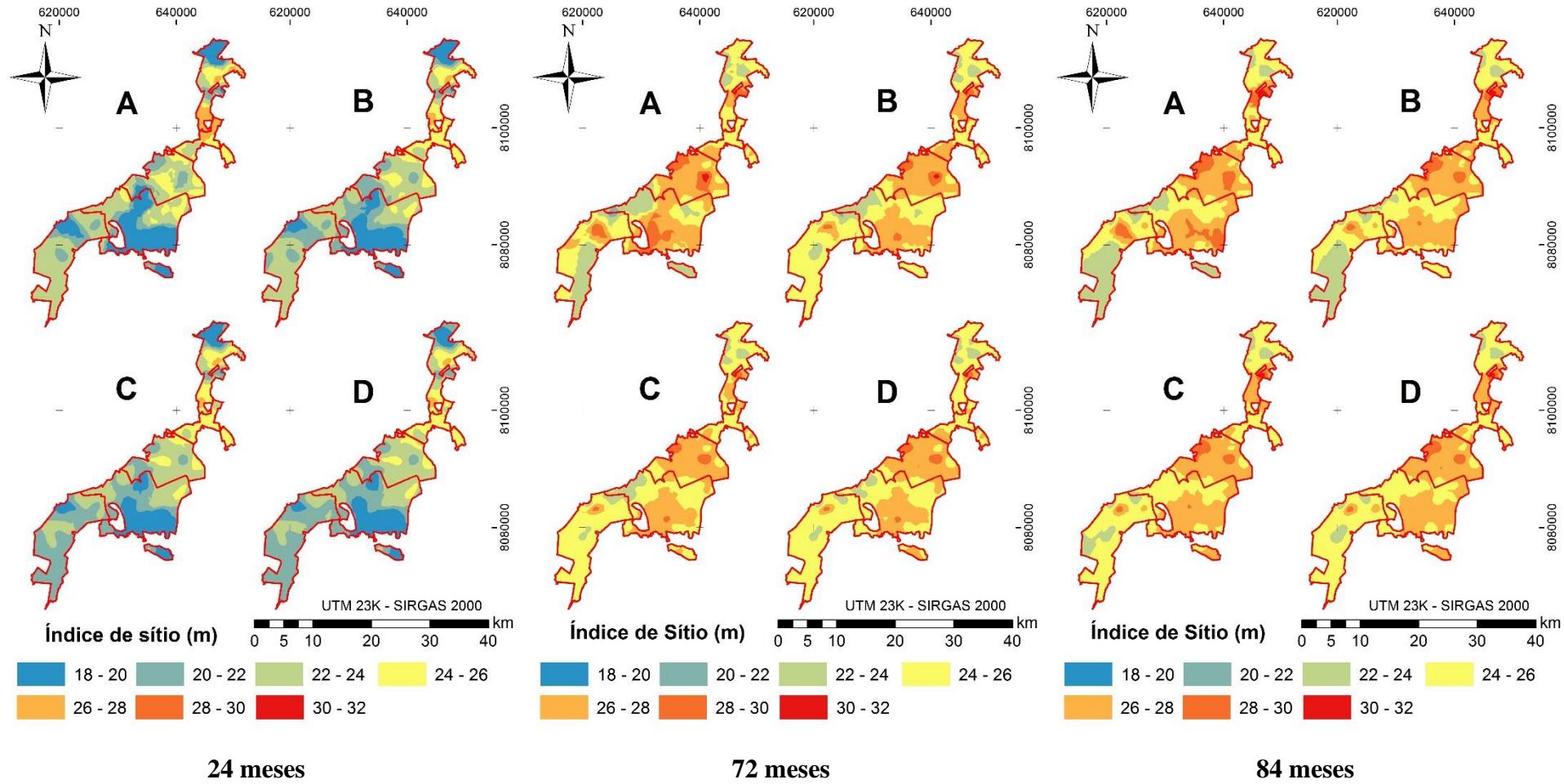


Figura 9: Mapas de krigagem ordinária, utilizando 4, 8, 12 e 16 vizinhos, para o índice de sítio obtido pelo modelo de Chapman e Richards no método da diferença algébrica, nas idades de 24, 72 e 84 meses, dos povoamentos de eucalipto no município de Bocaiúva, MG, Brasil. Em que: A, B, C e D são os mapas de interpolação utilizando 4, 8, 12 e 16 vizinhos, respectivamente

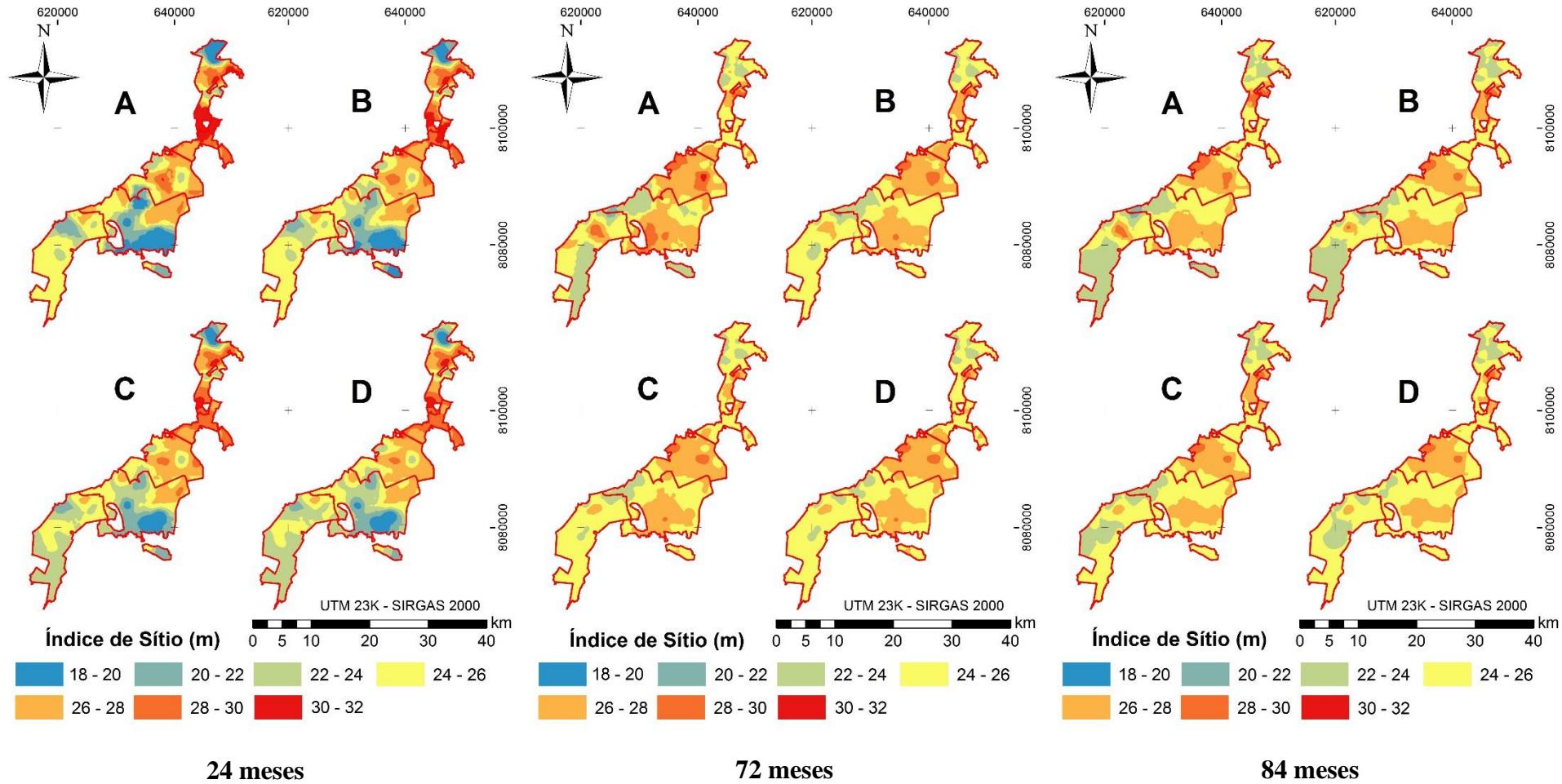


Figura 10: Mapas de krigagem ordinária, utilizando 4, 8, 12 e 16 vizinhos, para o índice de sítio obtido pelo modelo de Bailey e Clutter no método da diferença algébrica, nas idades de 24, 72 e 84 meses, dos povoamentos de eucalipto no município de Bocaiúva, MG, Brasil. Em que: A, B, C e D são os mapas de interpolação utilizando 4, 8, 12 e 16 vizinhos, respectivamente.

4.3.3. Validação dos Procedimentos com Krigagem Ordinária

4.3.3.1. Gráficos de Resíduos e de Validação

O índice de sítio estimado aos 72 meses pelos modelos de regressão de Schumacher, Chapman e Richards e Bailey e Clutter, utilizando o método da diferença algébrica, além dos mesmos interpolados pela krigagem ordinária, com 4 e 8 vizinhos, foram comparados com a altura dominante média observada aos 72 meses nas 34 unidades amostrais separadas para a validação. Observa-se que os modelos de regressão propiciaram estimativas do índice de sítio mais precisas, com menores resíduos (Figura 11). Os valores de índice de sítio estimados pela krigagem ordinária apresentaram maior dispersão dos erros, atingindo valores de até 20%.

Os valores estimados do índice de sítio (altura dominante estimada aos 72 meses) e de altura dominante observada na idade de referência (Figura 12), indicaram que o procedimento utilizando os modelos de regressão gerou estimativas com maior precisão e exatidão, com coeficientes de determinação e angulares superiores a 0,90. Enquanto isso, o índice de sítio corrigido pela krigagem ordinária, utilizando 4 ou 8 vizinhos, apresentou esses coeficientes com valores entre 0,6 e 0,7, para os três modelos utilizados.

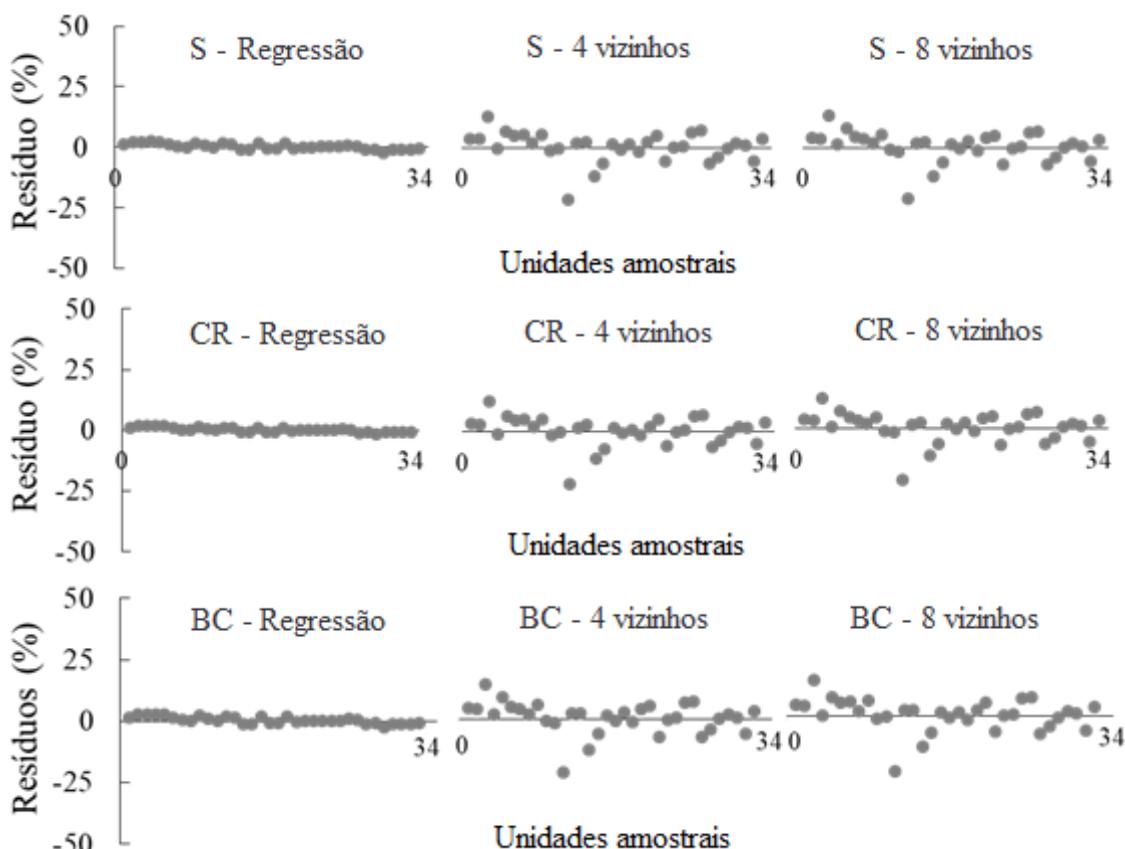


Figura 11: Gráficos de resíduos das estimativas do índice de sítio, dos modelos de regressão, pelo método da diferença algébrica, e os valores estimados pela krigagem ordinária utilizando 4 e 8 vizinhos, para as unidades amostrais de validação dos povoamentos de eucalipto aos 72 meses, no município de Bocaíuva, MG, Brasil. Em que S, CR e BC são os modelos de Schumacher, Chapman e Richards e Bailey e Clutter, respectivamente.

Na validação preditiva, os três modelos de regressão utilizados apresentaram resultados semelhantes, com coeficientes angulares e de determinação próximos a 1 e

lineares próximos a 0 (Figura 12). Também pelo gráfico de validação (Figura 12), foi observado o efeito de suavização da interpolação pela krigagem ordinária descrita por Yamamoto (2005), onde o interpolador demonstra a tendência em superestimar os menores valores da variável de interesse, e de subestimar os maiores valores. Essa situação é verificada ao observar o valor do coeficiente angular da linha de tendência, onde, quanto maior a influência do efeito de suavização, menor o coeficiente angular. Destacando que esse efeito tende a ser intensificado com o aumento do número de vizinhos, como ocorrido para os modelos de Schumacher e Chapman e Richards. Porém, como exceção, o modelo de Bailey e Clutter apresentou um aumento do coeficiente angular de 0,639 com 4 vizinhos, para 0,686 com 8 vizinhos.

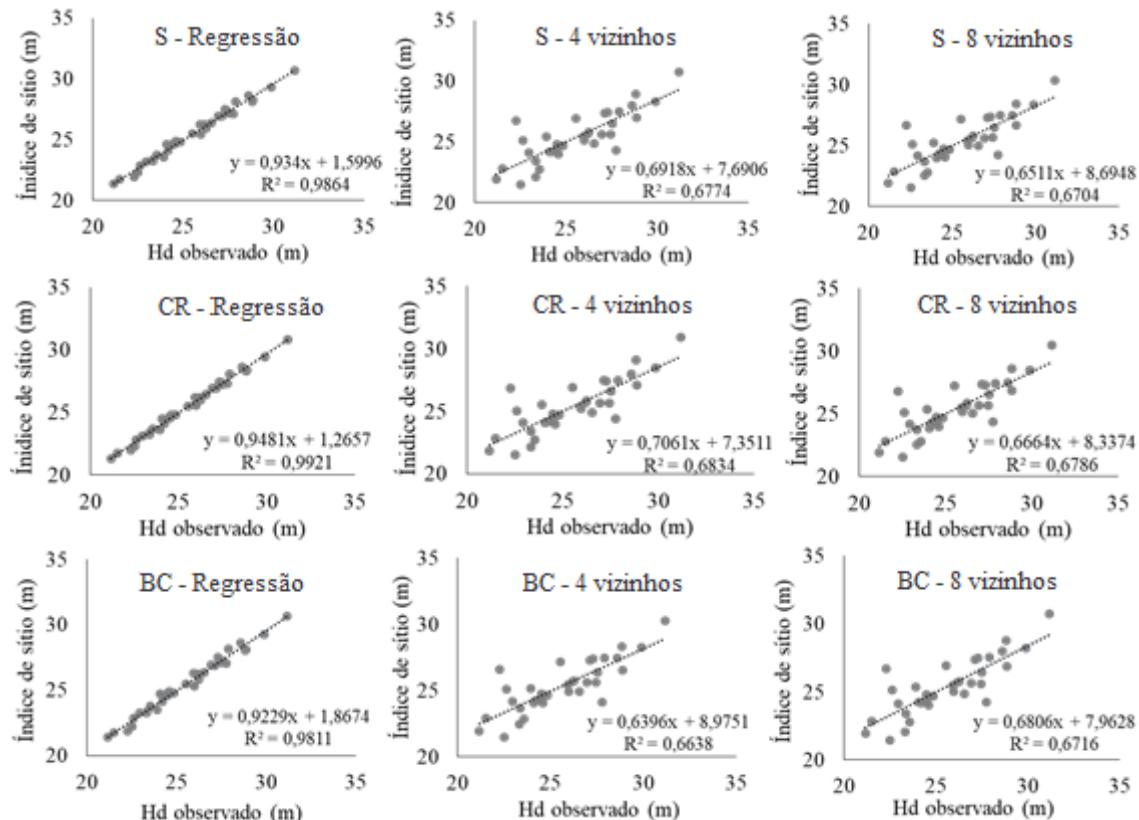


Figura 12: Gráficos de validação das estimativas do índice de sítio, dos modelos de regressão, pelo método da diferença algébrica, e os valores estimados pela krigagem ordinária utilizando 4 e 8 vizinhos, para as unidades amostrais de validação dos povoamentos de eucalipto aos 72 meses, no município de Bocaíuva, MG, Brasil. Em que S, CR e BC são os modelos de Schumacher, Chapman e Richards e Bailey e Clutter, respectivamente.

4.3.3.2. Mapeamento das Classes de Capacidade Produtiva

Os índices de sítio estimados pelos modelos de Schumacher, Chapman e Richards e Bailey e Clutter, no método da diferença algébrica, e interpolados pela krigagem ordinária com 4 e 8 pontos vizinhos, foram agrupados em 7 classes com amplitude de 2 metros (Figuras 13A, 14A e 15A). Foi observado que a espacialização do índice de sítio proveniente do modelo de Chapman e Richards (Figura 14A), utilizando 4 pontos vizinhos, demonstrou maior exatidão, onde 20 (58,83%) unidades se enquadram em suas respectivas classes e 14 (41,17%) ficaram fora de suas respectivas classes de sítios. Ao utilizar 8 pontos vizinhos, o número de unidades amostrais em suas respectivas classes

reduziu para 17 (50%), demonstrando que o aumento do número de pontos vizinhos na krigagem ordinária reduz a acurácia. Conforme comentado anteriormente, ao considerar muitos vizinhos na interpolação, a espacialização é prejudicada devido ao efeito de suavização. Os demais modelos apresentaram exatidão semelhante ao de Chapman e Richards no mapa com 4 vizinhos, sendo que Schumacher apresentou 15 (Figura 13A) e Bailey e Clutter 16 (Figura 15A) unidades amostras classificadas fora das classes de sítio corretas. O mesmo aconteceu para o mapa com 8 vizinhos, onde o número de unidades amostrais classificadas fora de suas respectivas classes foi de 17, 18 e 19 para os modelos de Chapman e Richards, Schumacher e de Bailey e Clutter, respectivamente.

A maior diferença encontrada para todos os modelos nos mapas com 7 classes, considerando 4 e 8 vizinhos, foi de 3,72 metros que é equivalente a 14,54% da média observada da altura dominante das unidades de validação. Entretanto, grande parte dos valores não foram superiores a 1 m (3,90%), demonstrando que mesmo utilizando classes com baixa amplitude foi possível espacializar o índice de sítio com precisão e exatidão.

Campos e Leite (2017) recomendam o agrupamento de classes, reduzindo a sua quantidade e aumentando a amplitude. Assim, as estimativas foram agrupadas em 3 classes (Figuras 13B, 14B e 15B), sendo elas classificadas como: boa (Classe I) variando de 27 à 32 metros, regular (Classe II) de 22 à 27 metros e ruim (Classe III) de 18 à 22 metros. Com a redução do número de classes, todos os modelos apresentaram a mesma característica para os mapas com 4 vizinhos, onde 28 das 34 (82,36%) das unidades de validação se enquadram na classificação, e apenas 6 (17,64%) não se enquadram. Entretanto, nos mapas com 8 vizinhos, o modelo de Chapman e Richards apresentou 27 (79,42%) unidades enquadradas em suas classes, enquanto os modelos de Schumacher e Bailey e Clutter apresentaram 26 unidades (76,47%). O maior erro em módulo foi de 1,86 m (7,27%), encontrado com 8 pontos de vizinhos, enquanto para 4 pontos vizinhos nenhum erro ultrapassou o valor de ± 1 metro.

Foi observada a oscilação das unidades amostrais de validação, quanto a sua classificação do índice de sítio obtida por modelos de regressão, em cada idade avaliada. Verificou-se que determinadas unidades amostrais apresentaram, ao longo dos anos, alterações em suas classes de sítio, ocorrendo com frequência nas idades de 48 para 60 meses e de 72 para 84 meses. Scavinski (2014), ao realizar a classificação de sítio utilizando os modelos de Schumacher e Chapman e Richards pelo método da diferença algébrica, em povoamento de *Eucalyptus grandis*, observou que aproximadamente 32% das unidades apresentaram mudança de classe utilizando os modelos na forma anamórfica, destacando que Chapman e Richards apresentou maior estabilidade de classes. Esse fato também foi destacado por Guedes (2014), ao avaliar a classificação espacial obtida pela interpolação geoestatística em diferentes idades do povoamento, demonstrando que essa classificação é dinâmica e se altera de acordo com as unidades amostrais. Sendo assim, as unidades amostrais que não se enquadram na classificação obtida pela krigagem ordinária, podem ser explicadas por essa oscilação entre as classes.

A espacialização do índice de sítio obtidas pela krigagem ordinária, permite sua aplicação em diferentes práticas de manejo. O agrupamento com maior número de classes e menor amplitude, possibilita a utilização dessas estimativas na projeção dos modelos de crescimento e produção. Enquanto o agrupamento com menor número de classes e maior amplitude, permite mapear grandes áreas de acordo com sua produtividade, sendo fundamental para as atividades silviculturais, de planejamento, colheita e transporte.

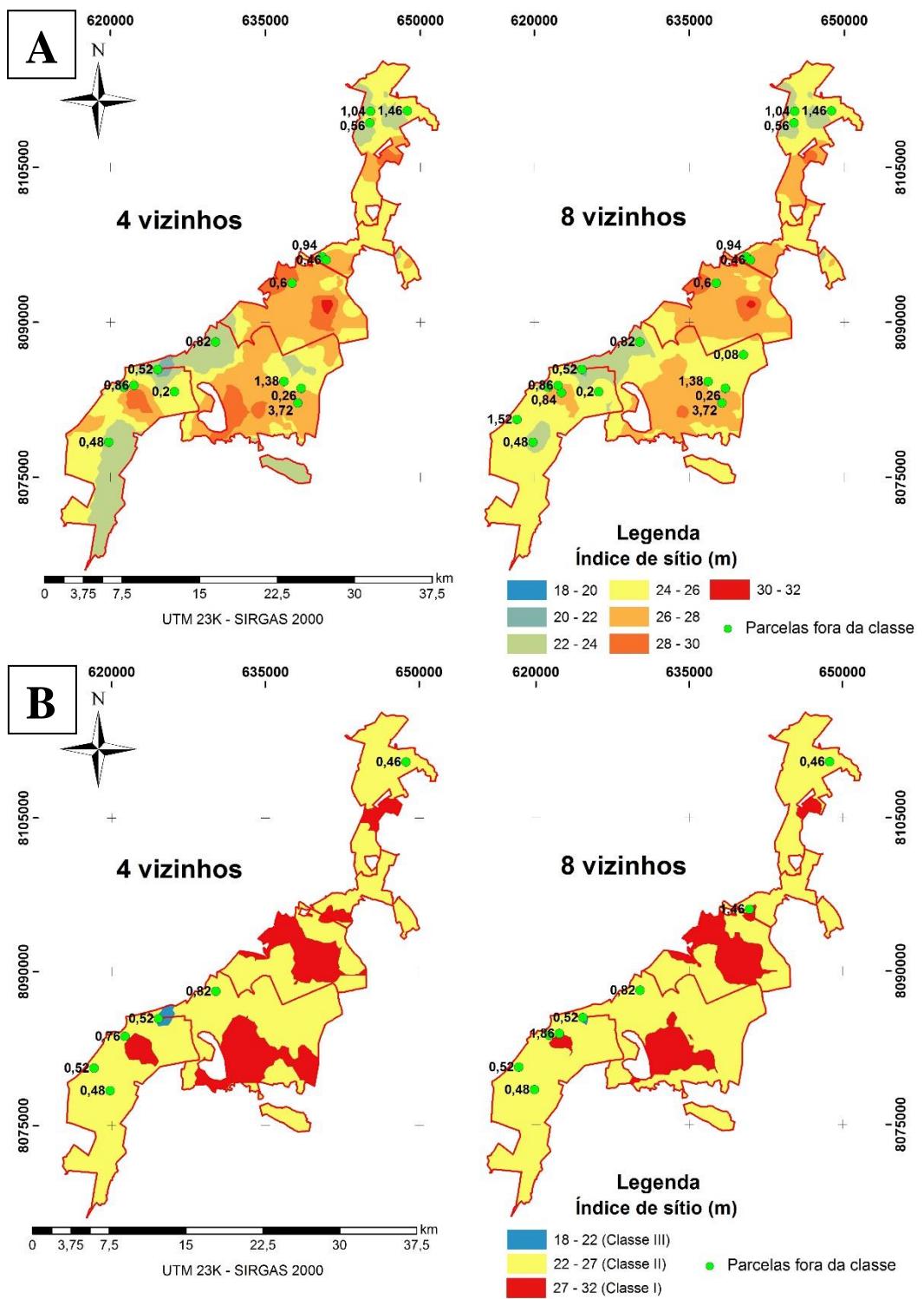


Figura 13: Espacialização do índice de sítio obtido pelo modelo de Schumacher, no método da diferença algébrica, utilizando o interpolador da krigagem ordinária com 4 e 8 vizinhos, aos 72 meses com as unidades amostrais de validação que não se enquadram nas determinadas classes e os seus respectivos erros em módulo, para os povoamentos de eucalipto, no município de Bocaiúva, MG, Brasil. Em que: A e B são os mapas utilizando 7 e 3 classes de sítio, respectivamente.

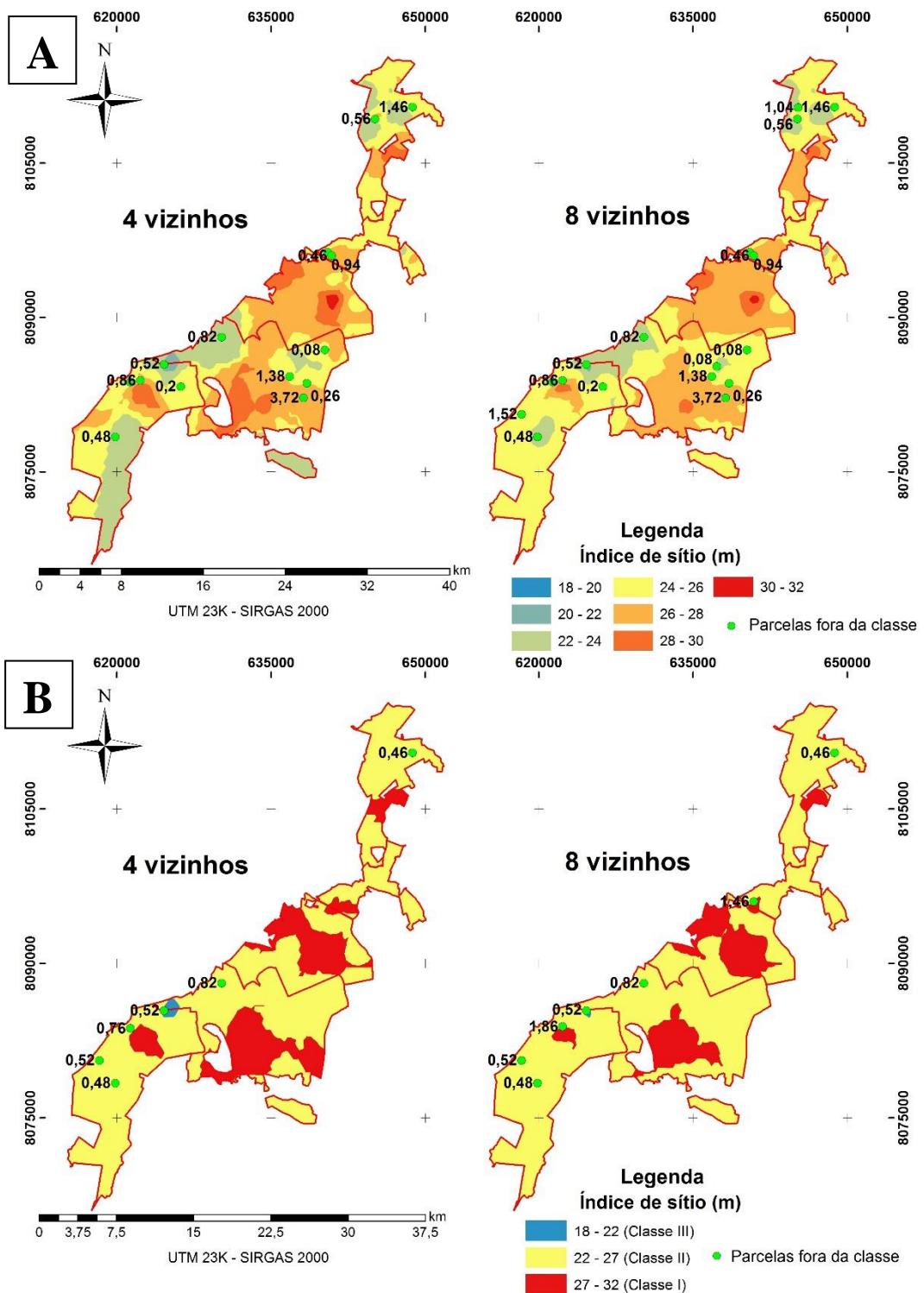


Figura 14: Espacialização do índice de sítio obtido pelo modelo de Chapman e Richards, no método da diferença algébrica, utilizando o interpolador da krigagem ordinária com 4 e 8 vizinhos, aos 72 meses com as unidades amostrais de validação que não se enquadram nas determinadas classes e os seus respectivos erros em módulo, para os povoamentos de eucalipto, no município de Bocaiúva, MG, Brasil. Em que: A e B são os mapas utilizando 7 e 3 classes de sítio, respectivamente.

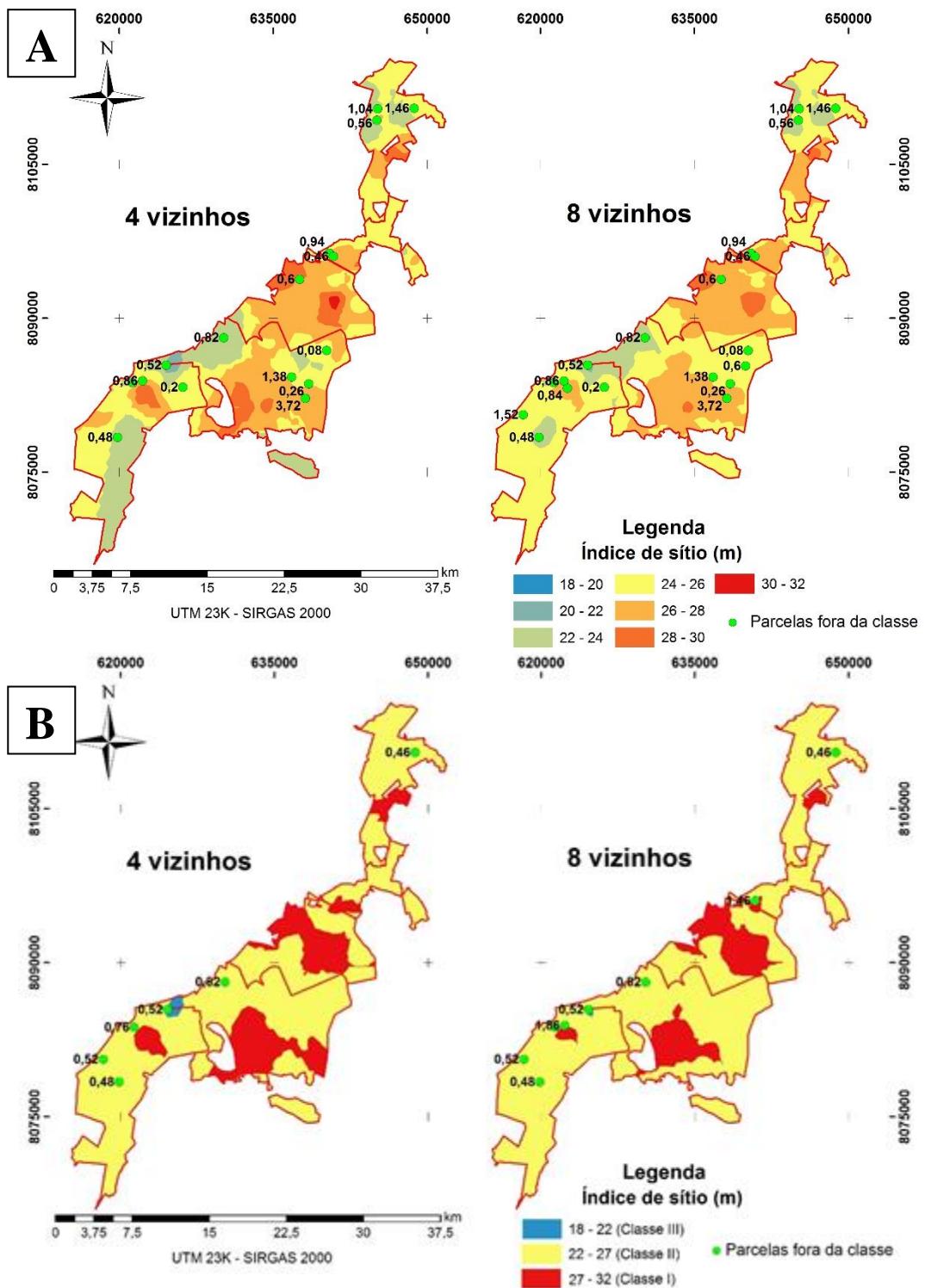


Figura 15: Espacialização do índice de sítio obtido pelo modelo de Bailey e Clutter, no método da diferença algébrica, utilizando o interpolador da krigagem ordinária com 4 e 8 vizinhos, aos 72 meses com as unidades amostrais de validação que não se enquadram nas determinadas classes e os seus respectivos erros em módulo, para os povoamentos de eucalipto, no município de Bocaiúva, MG, Brasil. Em que: A e B são os mapas utilizando 7 e 3 classes de sítio, respectivamente.

4.4. Classificação da Capacidade Produtiva Utilizando Krigagem com Regressão

Para realizar a krigagem com regressão tipo B e C propostos nesse trabalho, foi avaliada a normalidade e estruturação espacial dos resíduos na idade de 72 meses, obtidos pelos modelos de Schumacher, Chapman e Richards e Bailey e Clutter, no método da diferença algébrica (Tabela 7). Os resíduos obtidos em cada modelo apresentaram normalidade pelo teste de Shapiro-Wilk ($\alpha=5\%$), apresentando valor p superior a 0,05. Na análise de semivariância dos resíduos, o modelo teórico esférico apresentou os melhores parâmetros em todos os ajustes, com valores de índice de dependência espacial superiores a 90%, classificado com forte dependência espacial (ZIMBACK, 2003). Diante disso, foi possível espacializar o erro obtido pelos modelos de regressão, aplicando a krigagem ordinária.

Tabela 7: Parâmetros, estatística de ajuste e índice de dependência espacial dos modelos de semivariância teóricos para os resíduos dos modelos ajustados pelo método da diferença algébrica, aos 72 meses de idade dos povoamentos de eucalipto, no município de Bocaiúva, MG, Brasil.

Mod (S)	Mod (sem)	Co	C	a	ER	S _{er}	AIC	IDE%
S	Esf	0,10	1,20	1.810,13	-0,0044	1,0460	382,6	92,09
	Exp	0,00	1,27	733,33	-0,0037	1,0107	385,3	100,00
	Gaus	0,32	0,97	870,70	-0,0090	1,0723	383,8	75,41
CR	Esf	0,08	1,25	1.821,52	-0,0039	1,0512	383,4	93,75
	Exp	0,00	1,30	760,64	-0,0044	1,0080	386,4	100,00
	Gaus	0,31	1,01	884,30	-0,0112	1,0614	384,7	76,47
BC	Esf	0,11	1,18	1.795,08	-0,0021	1,0490	382,4	91,68
	Exp	0,00	1,26	725,59	-0,0035	1,0085	384,9	100,00
	Gaus	0,32	0,95	865,28	-0,0102	1,0579	383,5	75,01

Em que: Mod (S) = modelos de índice de sítio; S = Schumacher; CR = Chapman e Richards; BC = Bailey e Clutter; Mod (sem) = modelos teóricos semivariográficos; Esf = esférico; Exp = modelo exponencial; Gaus = modelo gaussiano; Co = efeito pepita; C = contribuição; a = alcance; ER = erro médio reduzido; S_{er} = desvio padrão do erro reduzido; AIC = critério de informação de Akaike; IDE% = índice de dependência espacial em porcentagem.

O procedimento da krigagem com regressão tipo B foi realizado ao somar os valores de índice de sítio interpolados pela krigagem ordinária ao do erro dos modelos de regressão, após estes serem espacializados (Figuras 16, 17 e 18). Os mapas de krigagem com regressão tipo B foram gerados em formato *raster*, pois para isso, faz-se necessário a conversão para *raster* dos mapas índice de sítio e do resíduo, para posteriormente realizar a soma dos mapas.

A utilização de 8 pares vizinhos gerou um leve efeito de suavização dos mapas, tanto para o índice de sítio, como para o erro interpolado, influenciando no resultado da krigagem com regressão tipo B. Essa relação pode ser observada pelos valores máximos e mínimos presentes nos mapas, onde há uma redução dessa amplitude se aproximando da média das variáveis. Foi possível verificar através da interpolação dos resíduos, as áreas que apresentam maiores erros de estimativas e se está ocorrendo tendência em superestimar ou subestimar o índice de sítio. Percebe-se que nas áreas com os maiores índices de sítio ocorrem os maiores erros, enquanto nos locais com menores índices ocorrem os menores erros, fator relacionado ao efeito de suavização.

Dessa forma, a krigagem com regressão corrigiu parcialmente as superestimativas e subestimativas geradas pela krigagem ordinária. Resultado semelhante foi encontrado por Knotters, Brus e Oude Voshaar (1995), onde a krigagem com regressão possibilitou a redução do efeito de suavização comparada a krigagem ordinária e a cokrigagem. Os mesmos autores, ressaltaram que este benefício da krigagem com regressão está relacionada a contribuição na estimativa geradas pelos modelos, onde a variável de interesse é explicada através da relação matemática de causa e efeito com as variáveis auxiliares.

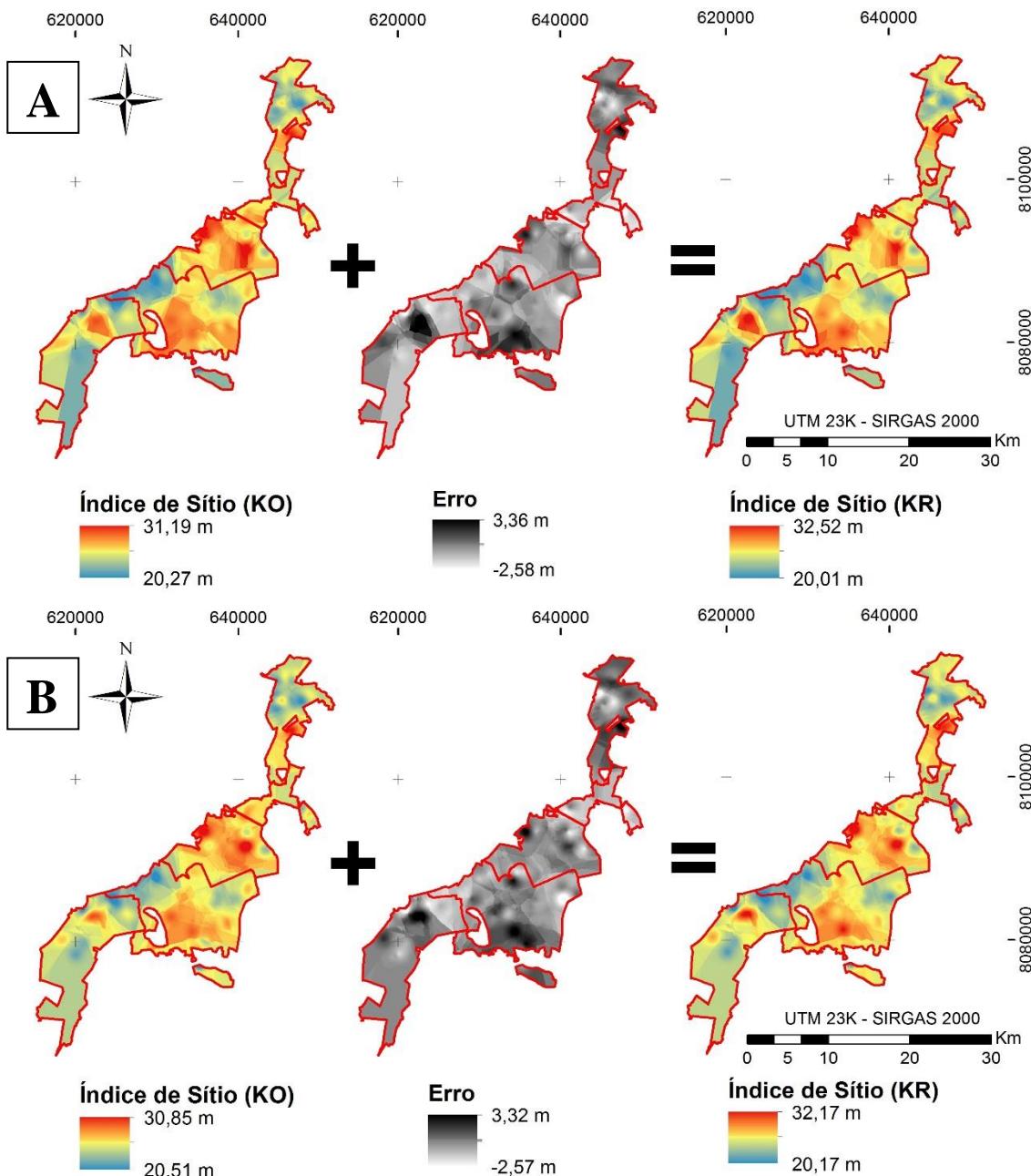


Figura 16: Mapas utilizados para gerar a krigagem com regressão tipo B, utilizando o modelo de Schumacher, ajustado pelo método da diferença algébrica, para os povoamentos de eucalipto aos 72 meses, no município de Bocaíuva, MG, Brasil. Em que: A e B são os mapas de interpolação utilizando 4 e 8 vizinhos, respectivamente; KO é a krigagem ordinária; Erro é o resíduo obtido pelo modelo de regressão e interpolado pela krigagem ordinária; KR é a krigagem com regressão tipo B.

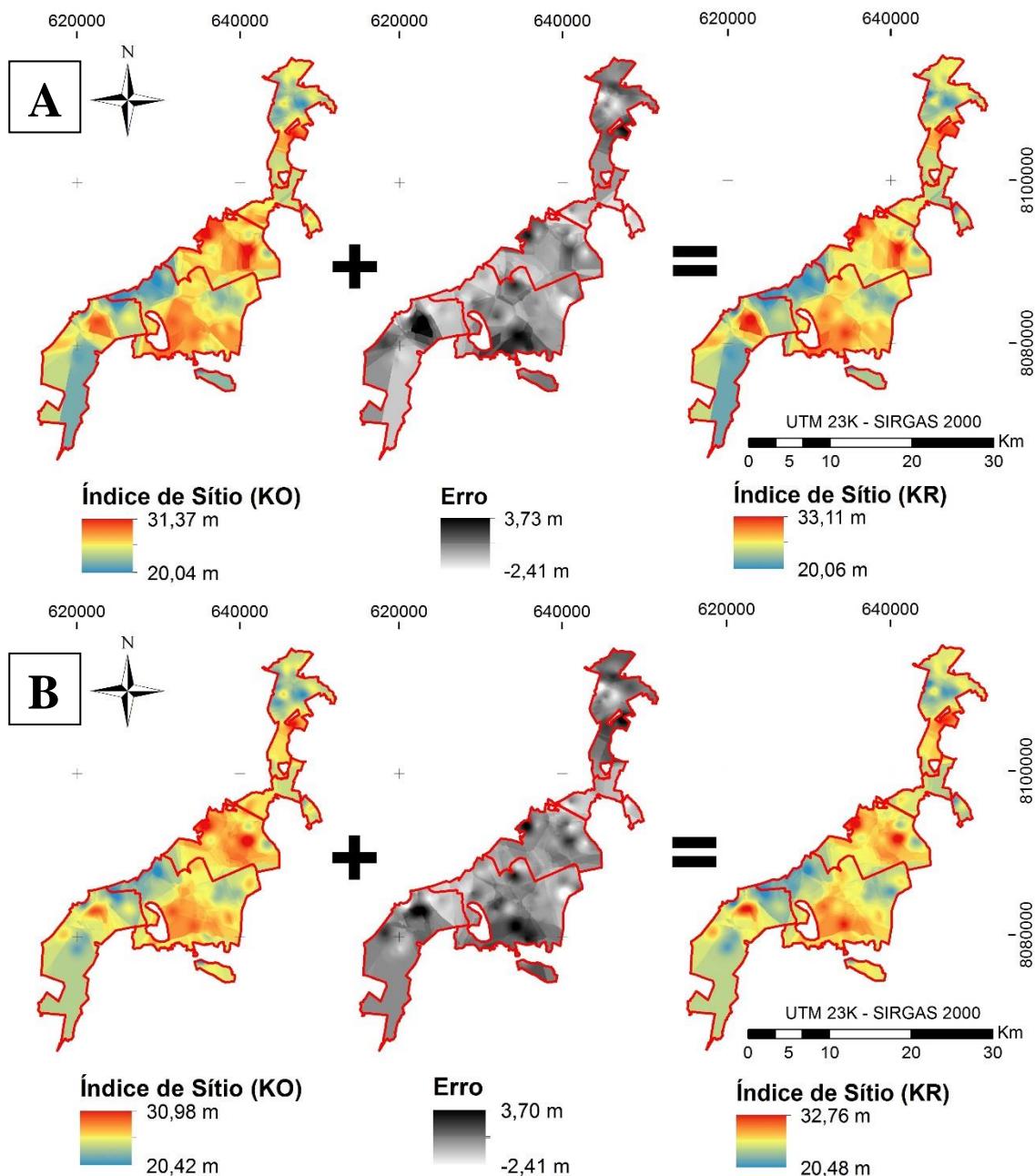


Figura 17: Mapas utilizados para gerar a krigagem com regressão tipo B utilizando o modelo de Chapman e Richards, ajustado pelo método da diferença algébrica, para os povoamentos de eucalipto aos 72 meses, no município de Bocaíuva, MG, Brasil. Em que: A e B são os mapas de interpolação utilizando 4 e 8 vizinhos, respectivamente; KO é a krigagem ordinária; Erro é o resíduo obtido pelo modelo de regressão e interpolado pela krigagem ordinária; KR é a krigagem com regressão tipo B.

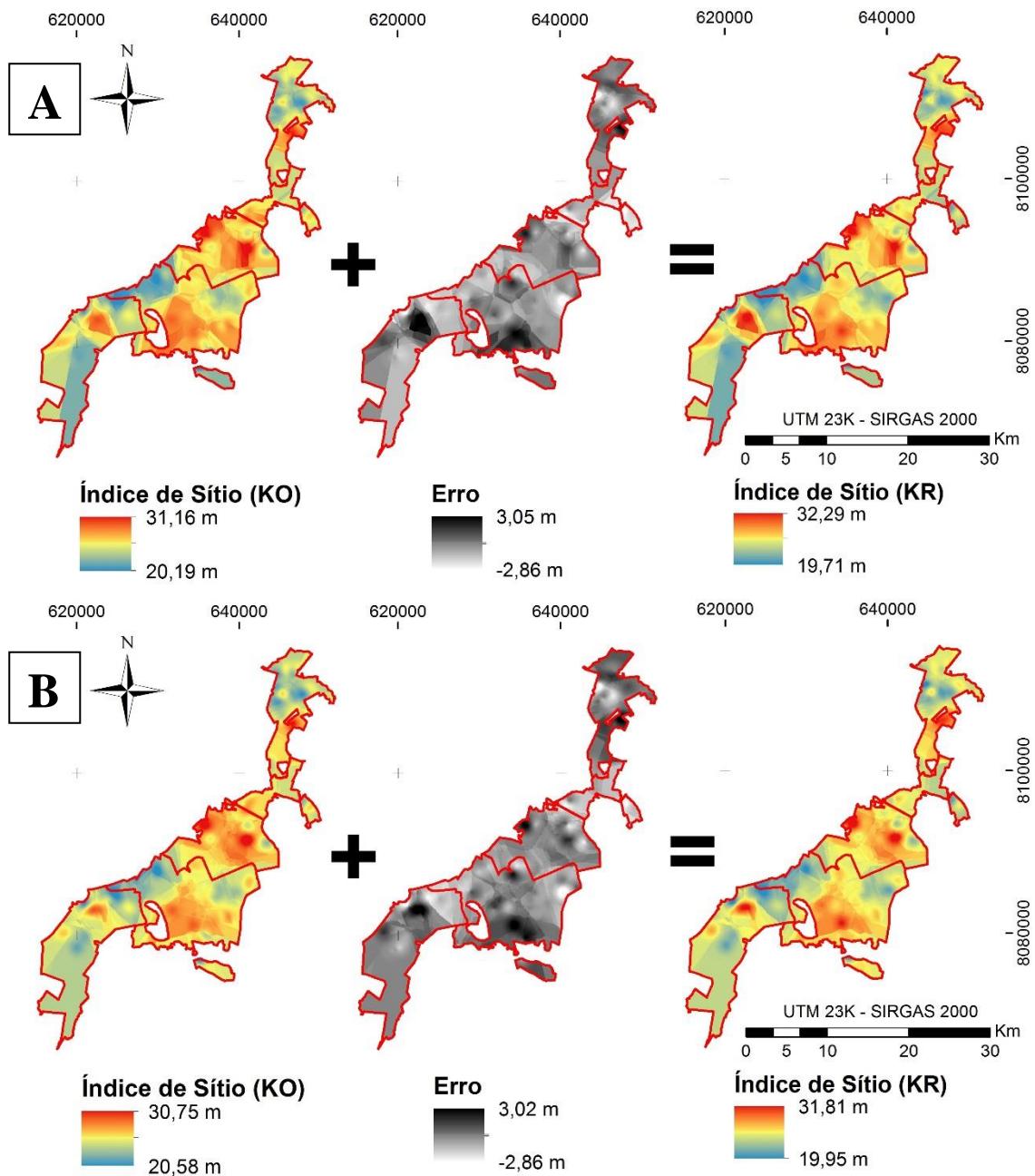


Figura 18: Mapas utilizados para gerar a krigagem com regressão tipo B utilizando o modelo de Bailey e Clutter ajustado pelo método da diferença algébrica, para os povoamentos de eucalipto aos 72 meses, no município de Bocaíuva, MG, Brasil. Em que: A e B são os mapas de interpolação utilizando 4 e 8 vizinhos, respectivamente; KO é a krigagem ordinária; Erro é o resíduo obtido pelo modelo de regressão e interpolado pela krigagem ordinária; KR é a krigagem com regressão tipo B.

4.4.1. Validação da Krigagem com Regressão Tipo B

Os gráficos de resíduos (Figura 19) apresentam melhor distribuição dos erros para os modelos de Schumacher e Bailey e Clutter, demonstrando que a krigagem com regressão tipo B melhorou as estimativas em relação a krigagem ordinária, apesar do erro médio absoluto aumentar para todos os modelos. Esse aumento foi de 0,13, 0,10 e 0,21 metros com 4 vizinhos, e 0,10, 0,07 e 0,22 metros para 8 vizinhos, para os modelos de Schumacher, Chapman e Richards e Bailey e Clutter, respectivamente. Os menores erros

médios absolutos foram encontrados para o modelo de Chapman e Richards, tanto nas estimativas do modelo de regressão, quanto na krigagem ordinária e na krigagem com regressão tipo B.

Quando analisada a relação entre os valores estimados do índice de sítio pela krigagem com regressão tipo B, e a altura dominante das unidades de validação (Figura 20), foi possível verificar a melhoria da precisão e exatidão gerada pela krigagem com regressão tipo B. O coeficiente angular da linha de tendência dos gráficos de validação da krigagem com regressão tipo B, atingiu valores entre 0,84 a 0,94, sendo superiores aos apresentados pela krigagem ordinária (Figura 12), com valores variando entre 0,6 a 0,7. Também foi verificado uma redução do coeficiente linear das linhas de tendências, demonstrando que essa técnica gerou melhorias na exatidão das estimativas. Semelhante a krigagem ordinária, a utilização de 8 vizinhos apresentou os resultados inferiores, independente do modelo utilizado.

Os modelos de regressão foram superiores ao estimar o índice de sítio nas unidades de validação, comparada a krigagem com regressão tipo B. O modelo de Chapman e Richards foi o mais eficiente, com coeficiente de determinação igual a 0,9921, coeficiente angular igual a 0,9481 e coeficiente linear igual 1,2657. Apesar dos modelos de regressão serem mais precisos nas estimativas do índice de sítio nas unidades de validação, a krigagem com regressão tipo B, com 4 vizinhos, é eficiente para espacializar o potencial produtivo, tendo sido superior a krigagem ordinária.

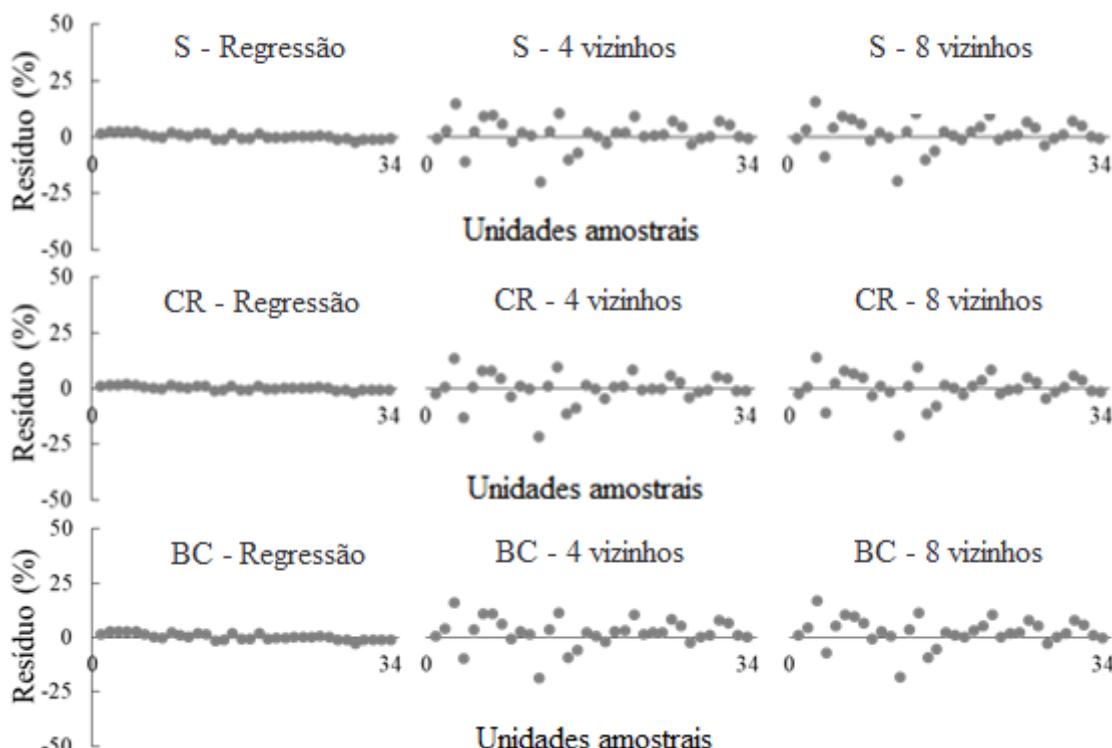


Figura 19: Gráficos de resíduos das estimativas do índice de sítio dos modelos de regressão e da krigagem com regressão tipo B utilizando 4 e 8 vizinhos, para as unidades amostrais de validação aos 72 meses de idade dos povoamentos de eucalipto, no município de Bocaiúva, MG, Brasil. Em que S, CR e BC são os modelos de Schumacher, Chapman e Richards e Bailey e Clutter, respectivamente.

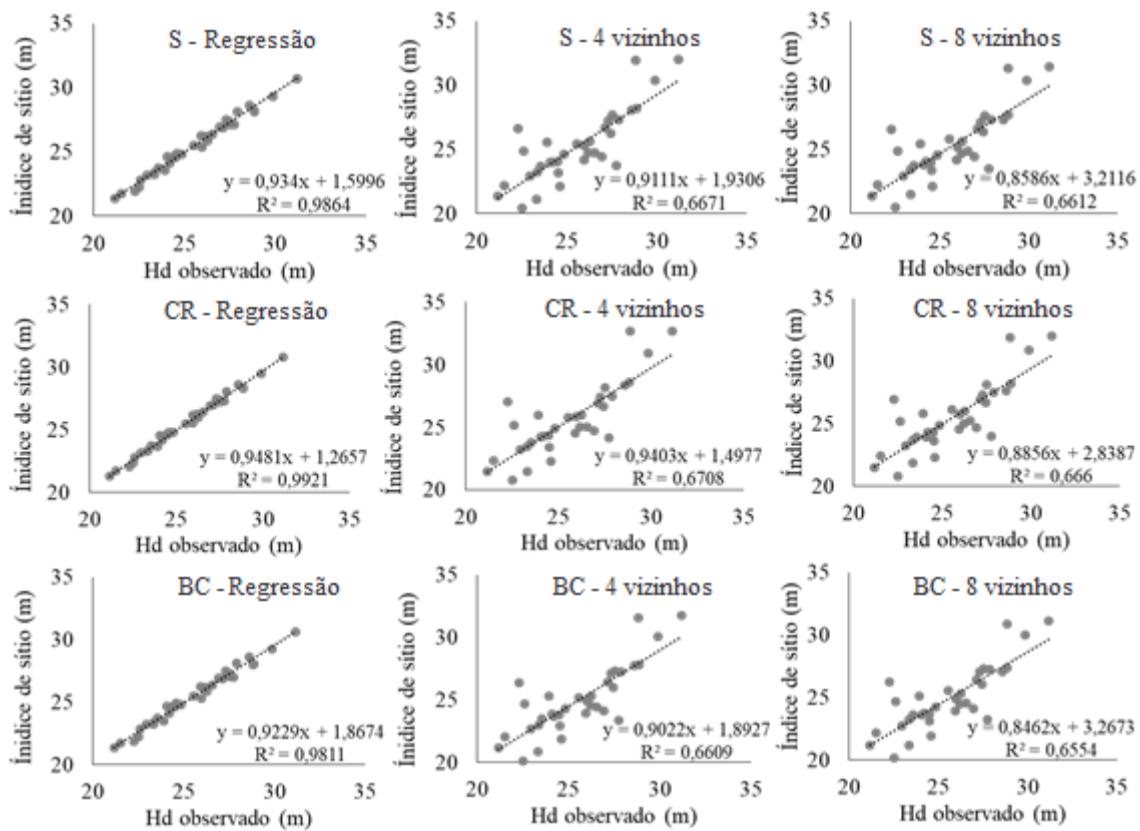


Figura 20: Gráficos de validação das estimativas do índice de sítio dos modelos de regressão e da krigagem com regressão tipo B utilizando 4 e 8 vizinhos, para as unidades amostrais de validação aos 72 meses de idade dos povoamentos de eucalipto, no município de Bocaiúva, MG, Brasil. Em que S, CR e BC são os modelos de Schumacher, Chapman e Richards e Bailey e Clutter, respectivamente.

Nas Figuras 21, 22 e 23 estão apresentadas a classificação dos sítios, utilizando 7 e 3 classes. Na espacialização do índice de sítio com 7 classes, o modelo de Chapman e Richards apresentou 14 (47,18%) unidades amostrais não enquadradas na classificação, utilizando 4 vizinhos. Para 8 vizinhos esse número aumentou para 17 (50,00%). Quando utilizado 4 vizinhos nos mapas com 3 classes, tanto a krigagem com regressão tipo B e a krigagem ordinária apresentaram resultados semelhantes, com 6 (17,65%) unidades amostrais que não se enquadram na classificação.

De maneira geral, a espacialização utilizando 3 classes de índice de sítios com a krigagem com regressão tipo B apresentou os melhores resultados. Quando se utiliza 4 vizinhos, todos os modelos apresentaram 6 (17,65%) unidades amostrais de validação classificadas fora de suas classes. Para 8 vizinhos, o número de unidades amostrais da validação que se apresentaram fora da classificação foram 6 (17,65%), 6 (17,65%) e 7 (20,59%) para aos modelos de Schumacher, Chapman e Richards e Bailey e Clutter, respectivamente.

A krigagem com regressão tipo B demonstrou aumentar a exatidão das estimativas do índice de sítio, comparadas aos valores obtidos pela krigagem ordinária. O modelo de Chapman e Richards se destacou, pois, a sua aplicação associada com a krigagem com regressão tipo B, aumentou a exatidão das estimativas. Além disso, sua classificação é mais eficiente quando se utiliza 4 pontos vizinhos.

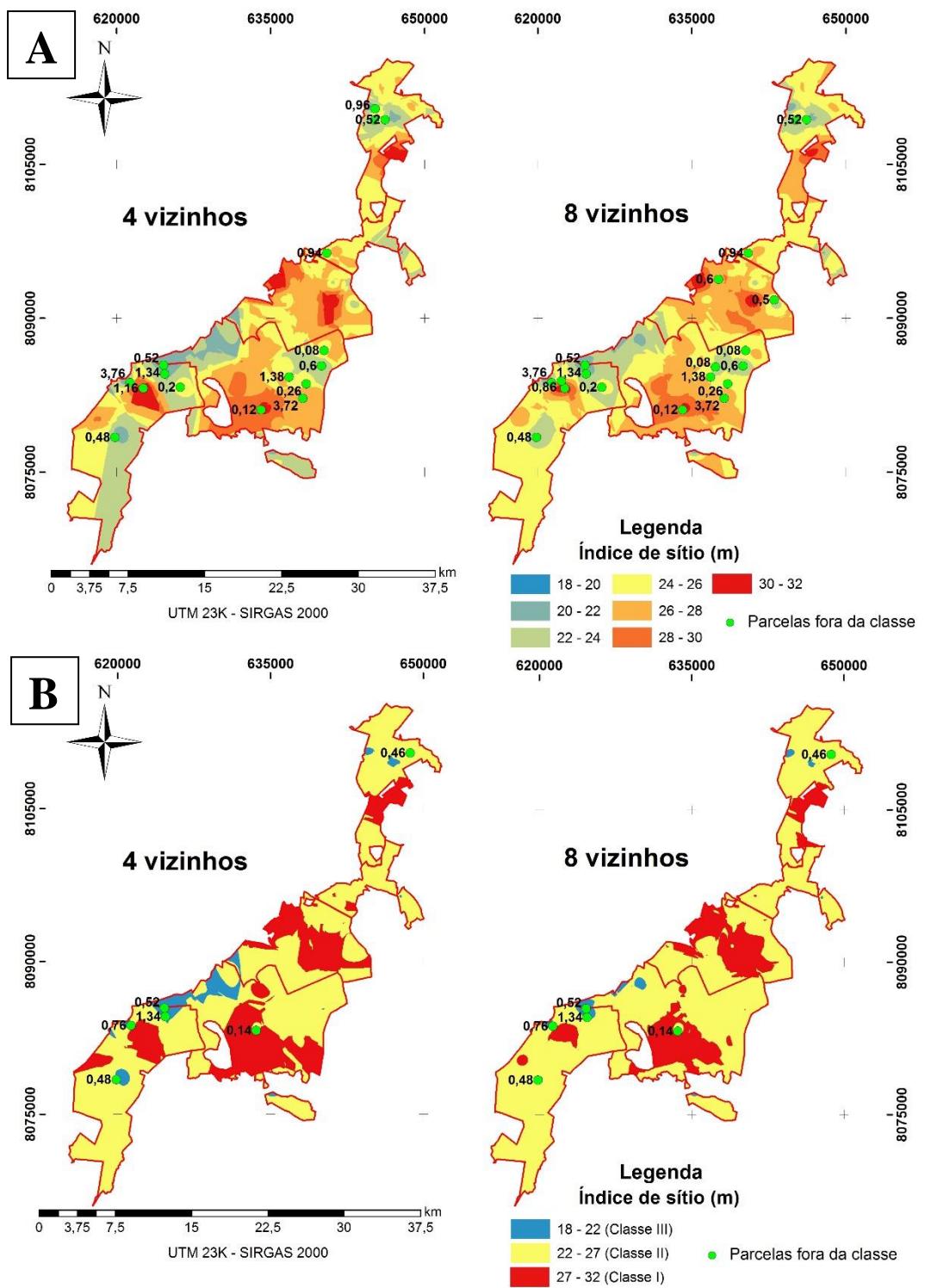


Figura 21: Espacialização do índice de sítio obtido pelo modelo de Schumacher, no método da diferença algébrica, utilizando a técnica de krigagem com regressão tipo B com 4 e 8 vizinhos, aos 72 meses com as unidades amostrais de validação que não se enquadram nas determinadas classes e os seus respectivos erros em módulo, para os povoamentos de eucalipto, no município de Bocaiúva, MG, Brasil. Em que: A e B são os mapas utilizando 7 e 3 classes de sítio, respectivamente.

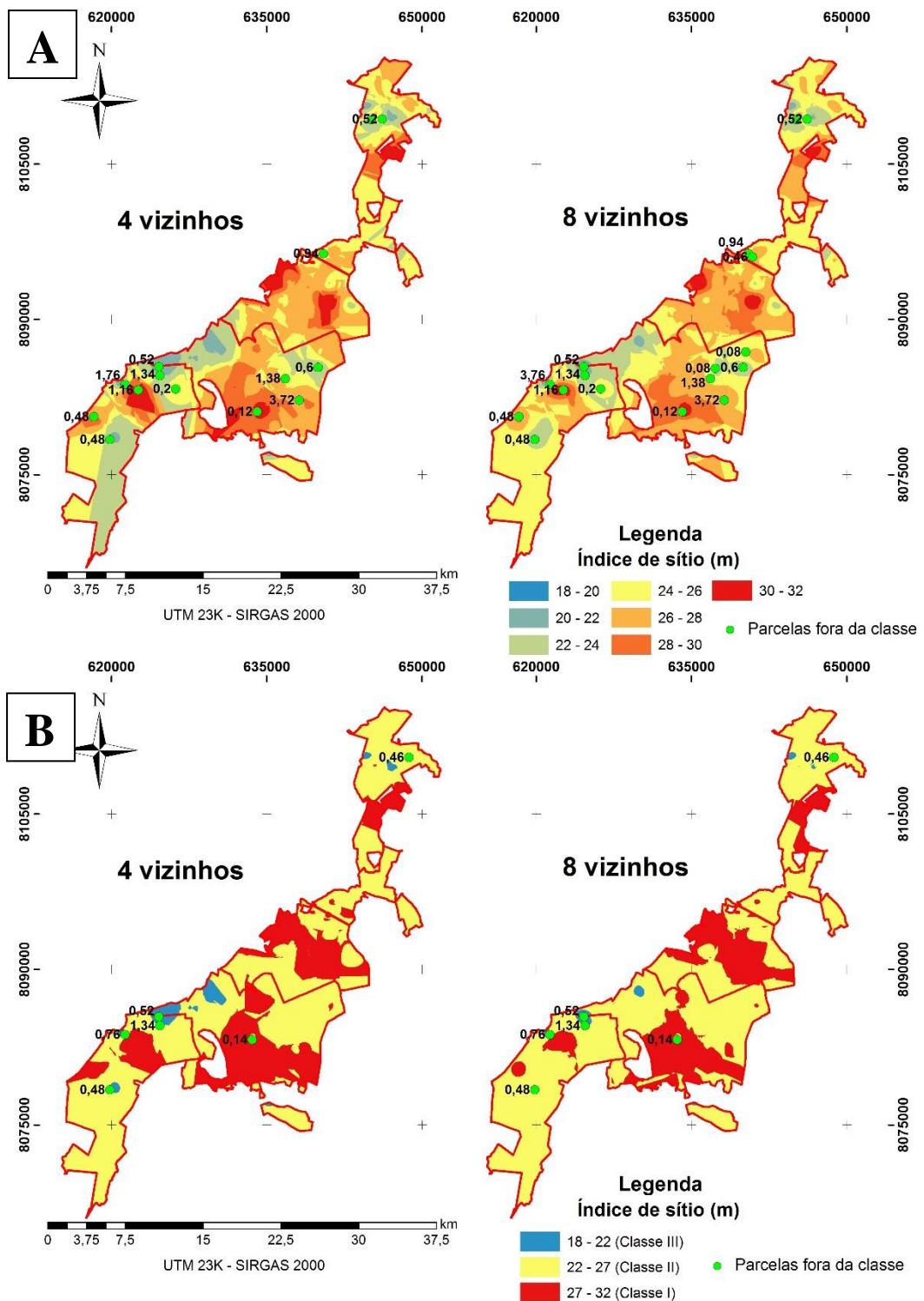


Figura 22: Espacialização do índice de sítio obtido pelo modelo de Chapman e Richards, no método da diferença algébrica, utilizando a técnica de krigagem com regressão tipo B com 4 e 8 vizinhos, aos 72 meses com as unidades amostrais de validação que não se enquadram nas determinadas classes e os seus respectivos erros em módulo, para os povoamentos de eucalipto, no município de Bocaiúva, MG, Brasil. Em que: A e B são os mapas utilizando 7 e 3 classes de sítio, respectivamente.

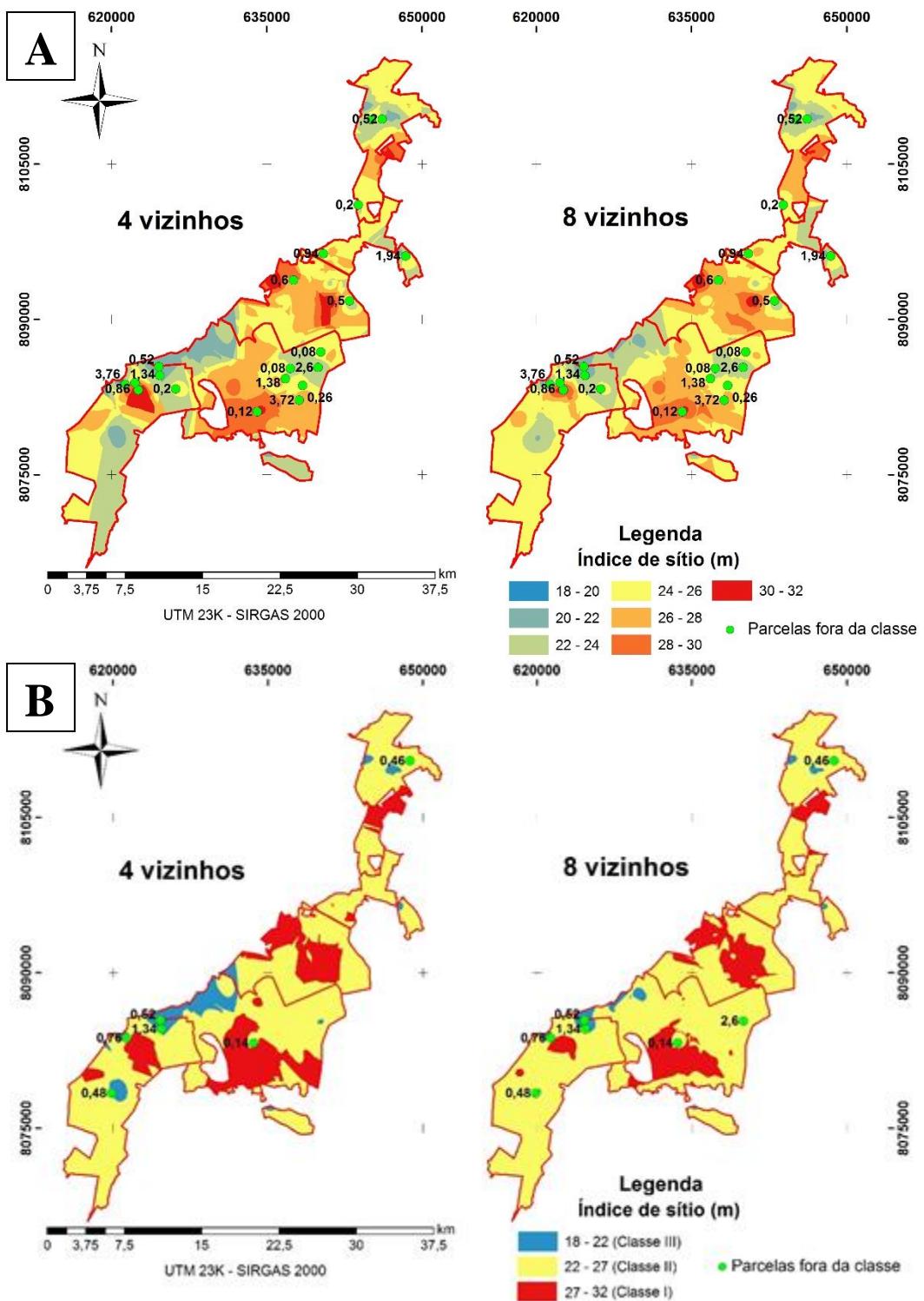


Figura 23: Espacialização do índice de sítio obtido pelo modelo de Bailey e Clutter, no método da diferença algébrica, utilizando a técnica de krigagem com regressão tipo B com 4 e 8 vizinhos, aos 72 meses com as unidades amostrais de validação que não se enquadram nas determinadas classes e os seus respectivos erros em módulo, para os povoamentos de eucalipto, no município de Bocaiúva, MG, Brasil. Em que: A e B são os mapas utilizando 7 e 3 classes de sítio, respectivamente.

4.4.2. Validação da Krigagem com Regressão Tipo C

A krigagem com regressão tipo C demonstrou maior poder preditivo das unidades de validação, comparado a krigagem ordinária e a krigagem com regressão tipo B. Como é possível observar nos gráficos de resíduos em porcentagem (Figura 24), que apresentaram uma distribuição mais homogênea e próxima ao eixo horizontal, com leve superioridade do modelo de Chapman e Richards utilizando 4 vizinhos. Os demais modelos também apresentaram resíduos inferiores à 10%, demonstrando maior precisão desta técnica em relação as demais.

Os valores do erro médio absoluto também foram inferiores aos obtidos pela krigagem ordinária e a krigagem com regressão tipo B, sendo estes de 0,73, 0,68 e 0,84 m utilizando 4 vizinhos, e 0,71, 0,66 e 0,83, utilizando 8 vizinhos, para os modelos de Schumacher, Chapman e Richards e Bailey e Clutter, respectivamente. Nas figuras 24 e 25 destaca-se o poder de predição dos modelos de regressão na estimativa do índice de sítio, sempre apresentando melhores estatísticas de precisão e exatidão. Entretanto, estes modelos não podem prever o índice de sítio em locais não amostrados, sendo importante que eles sejam aplicados em conjunto com as técnicas de espacialização. Nesse caso, as técnicas de krigagem com regressão apresentaram melhores níveis de precisão e exatidão, ao estimar o índice de sítio nas unidades amostrais de validação.

Ao avaliar o gráfico de validação (Figura 25), observa-se que a krigagem com regressão tipo C, diferente dos demais, apresentou coeficiente angular superior a 1, e os valores de coeficientes de determinação maiores que 0,9266, próximos ao encontrado pelos modelos de regressão. Essa informação descreve que o método tende a superestimar o índice de sítio nas unidades de validação. Outra característica é o valor negativo do coeficiente linear, sendo inferiores a -3,8404, demonstrando um grande deslocamento da linha de tendência, podendo prejudicar nas estimativas.

Uma característica do método de krigagem com regressão tipo C é a ausência do mapa temático gerado pela krigagem, pois este utiliza somente os valores estimados pelos modelos de regressão e soma-se o resíduo interpolado pela krigagem ordinária, desta forma encontrando os valores estimados do índice de sítio para cada unidade de validação utilizada. Esta seria uma alternativa de melhorar as estimativas do índice de sítio, obtidas pelos modelos de regressão, porém, não gerou ganhos para as condições deste estudo.

A krigagem com regressão tipo C, demonstrou maior precisão comparada as demais técnicas de krigagem utilizadas nesse trabalho, porém os modelos de regressão continuaram sendo superiores em estimar o índice de sítio, com a limitação de não gerar essa informação em locais não amostrados. A estimativa do índice de sítios em locais não amostrados pode ser obtida aplicando a krigagem com regressão tipo B, pois essa possibilitou obter resultados acurados nas unidades amostrais de validação.

A acurácia da krigagem com regressão tipo B e C está diretamente ligada a relação existente entre as variáveis utilizadas nos modelos de regressão (ZHU e LIN, 2010). Naturalmente, existe uma forte relação entre as variáveis índice de sítio e a idade do povoamento. Isso foi observado no presente estudo, independente do modelo de regressão utilizado, justificando a maior exatidão obtida pelas técnicas de krigagem com regressão, comparada a krigagem ordinária. Outro fator importante, ressaltado por Wang, Zhang e Li (2012), é que o método de krigagem com regressão é considerado mais adequado, quando as informações utilizadas nas interpolações apresentam características mais homogêneas. Essa característica também foi observada na área de estudo, em que a krigagem com regressão foi aplicada em idade onde a variação dos dados é menor, comparadas as idades iniciais do povoamento.

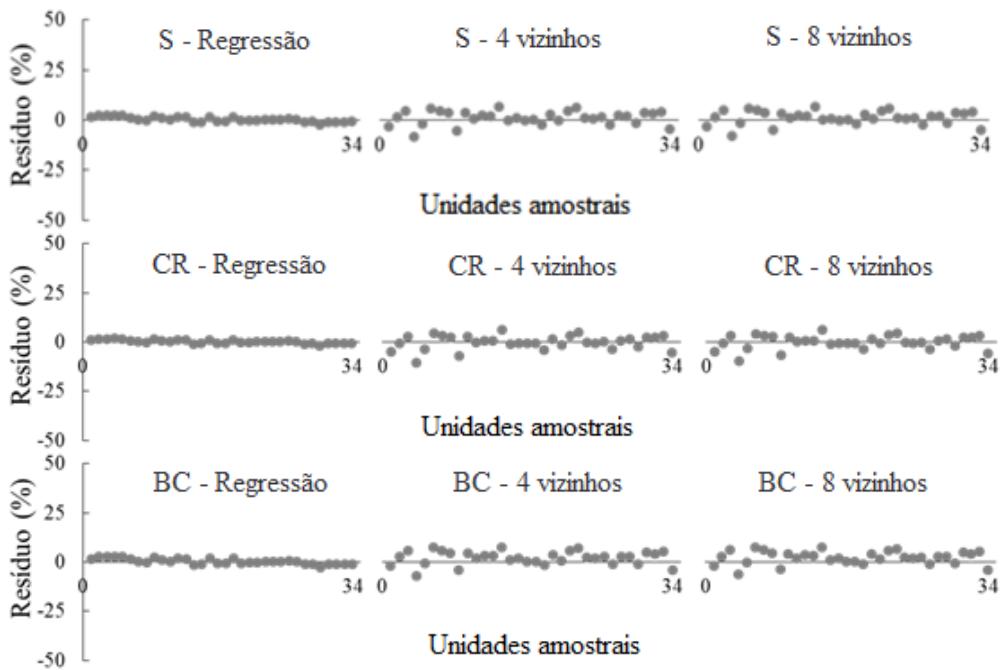


Figura 24: Gráficos de resíduos das estimativas do índice de sítio dos modelos de regressão, no método da diferença algébrica, e os valores estimados pela krigagem com regressão tipo C utilizando 4 e 8 vizinhos, para as unidades amostrais de validação, dos povoamentos de eucalipto aos 72 meses, no município de Bocaiúva, MG, Brasil. Em que S, CR e BC são os modelos de Schumacher, Chapman e Richards e Bailey e Clutter, respectivamente.

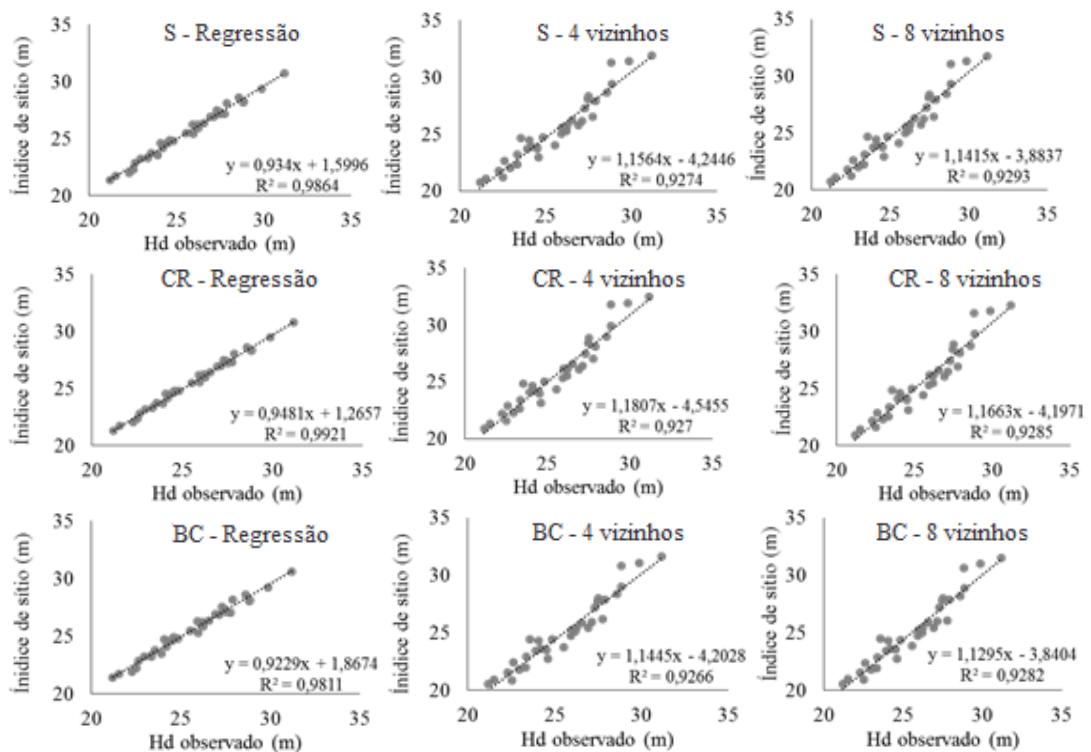


Figura 25: Gráficos de validação das estimativas do índice de sítio, dos modelos de regressão, no método da diferença algébrica, e os valores estimados pela krigagem com regressão tipo C utilizando 4 e 8 vizinhos, para as unidades amostrais de validação, dos povoamentos de eucalipto aos 72 meses, no município de Bocaiúva, MG, Brasil. Em que S, CR e BC são os modelos de Schumacher, Chapman e Richards e Bailey e Clutter, respectivamente.

5. CONCLUSÃO

Para os três modelos de regressão utilizados na classificação da capacidade produtiva, o método da diferença algébrica apresentou superioridade em relação ao da curva-guia. Dentre os modelos testados, o de Bailey e Clutter foi o que gerou estimativas mais precisas do índice de sítio.

O índice de sítio apresentou forte dependência espacial em todas as idades, quando estimados pelos modelos de Schumacher, Chapman e Richards e Bailey e Clutter, nos métodos da Curva-Guia e da Diferença Algébrica.

A aplicação das técnicas de krigagem ordinária e krigagem com regressão foram eficientes na espacialização e estimativa do índice de sítio nos povoamentos, com maior precisão e exatidão quando se utiliza 4 pontos vizinhos em idades superiores a 60 meses.

Os métodos híbridos de krigagem com regressão tipo B e C apresentaram estimativas com maior precisão e exatidão, em relação a krigagem ordinária, na espacialização do índice de sítio.

Os modelos de regressão para estimativa do índice de sítio podem ser aplicados em combinação com as técnicas de krigagem com regressão, viabilizando uma classificação da capacidade produtiva refinada, com a obtenção do índice de sítio em locais não amostrados.

6. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ABREU, E. C. R. et al. Modelagem para prognose precoce do volume por classe diamétrica para *Eucalyptus grandis*. **Scientia Forestalis**, n. 61, p. 86-102, 2002.
- ALVARES, C. A. et al. Köppen's climate classification map for Brazil. **Meteorologische Zeitschrift**, v. 22, n. 6, p. 711-728, 2013.
- ARAÚJO, E. J. G. **Métodos de amostragem para a regeneração natural de *Eremanthus erythropappus* (DC.) Macleish em áreas submetidas ao sistema de manejo com porta sementes**. 2015. 160f. Tese (Doutorado em Engenharia Florestal) – Universidade Federal do Paraná, Curitiba, 2015.
- ASSMANN, E. **The principles of forstry yield study**. Oxford: Pergamon Press, 1970.
- ATAÍDE, D. H. S. **Geoestatística aplicada à mensuração e manejo de povoamentos de eucalipto**. 2019. 106 f. Dissertação (Mestrado em Ciências Ambientais e Florestais) - Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro, Seropédica, 2019.
- ATAÍDE, D. H. S. et al. Métodos geoestatísticos e determinísticos na espacialização da altura dominante em povoamento de eucalipto. **Revista de Ciências Agrárias**, v. 43, n. 1, p. 98-108, 2020.
- BATISTA, J. L. F.; COUTO, H. T. Z. Escolha de modelos matemáticos para a construção de curvas de índice de sítio para florestas implantadas de *Eucalyptus* sp. no estado de São Paulo. **IPEF**, n. 32, p. 33-42, 1986.
- BATY, F. et al. A Toolbox for Nonlinear Regression in R: The Package nlstools. **Journal of Statistical Software**, v. 66, n. 5, p. 1-21, 2015.
- BINOTI, D. H. B. et al. Aplicação da função hiperbólica na construção de curvas de índice de local. **Revista Árvore**, v. 36, n. 4, p. 741-746, 2012.
- BISHOP, T. F. A.; MCBRATNEY, A. B. A comparison of prediction methods for the creation of field-extent soil property maps. **Geoderma**, v. 103, n. 1–2, p. 149–160, 2001.
- BRANDELERO, C. et al. Silvicultura de precisão: nova tecnologia para o desenvolvimento florestal. **Ambiência**, v. 3, n. 2, p. 269-281, 2007.
- BURNHAN, K. P.; ANDERSON, D. R. **Model selection and multimodel inference**. 2 ed. New York: Springer, 2002.
- CALDEIRA, M. A. et al. Spatial distribution of leaf-cutting ant nests (Hymenoptera: Formicidae) in eucalyptus plantations. **Cerne**, v. 11, n. 1, p. 34–39, 2005.
- CAMBARDELLA, C. A. et al. Field-Scale Variability of Soil Properties in Central Iowa Soils. **Soil Science Society of America Journal**, v. 58, n. 5, p. 1501, 1994.
- CAMPOS, J. C. C.; LEITE, H. G. **Mensuração Florestal**: perguntas e respostas. 5 ed. atualizada e ampliada. Viçosa: Editora UFV, 2017. 636 p.
- CARVALHO, J. R. P.; SILVERA, P. M.; VIEIRA, S. R. Geoestatística na determinação da variabilidade espacial de características químicas do solo sob diferentes preparos. **Pesquisa agropecuária brasileira**, v. 37, n. 8, p. 1151–1159, 2002.
- CASTRO, R. V. O. et al. Modelagem do crescimento e produção para um povoamento de *Eucalyptus* utilizando dois métodos para quantificação do índice de local. **Scientia**

- Forestalis**, v. 43, n. 105, p. 83–90, 2015.
- CASTRO, R. V. O. et al. Função Gama Generalizada para descrever a distribuição diamétrica de um povoamento de eucalipto. **Revista Floresta**, v. 46, n. 1, p. 67-73, 2016a.
- CASTRO, R. V. O. et al. Modelagem do crescimento e da produção de povoamentos de *Eucalyptus* em nível de distribuição diamétrica utilizando índice de local. **Revista Árvore**, v. 40, n. 1, p. 107-116, 2016b.
- CLUTTER, J. L. Compatible growth and yield models for Loblolly Pine. **Forest Science**, v. 9, n. 3, p. 354-371, 1963.
- CRESSIE, A. G. **Statistics for spatial data**. New York: J. Wiley, 1993. 900 p.
- CUNHA NETO, F. R. et al. Uso da diferença algébrica para construção de curvas de índice de sítio para *Eucalyptus grandis* e *Eucalyptus urophylla* na Região de Luiz Antonio – SP. **Cerne**, v. 2, n. 2, p. 119-141, 1996.
- CUNHA, A. B. **Modelagem do crescimento e produção de povoamentos de Eucalyptus por diferentes métodos de classificação de índice de local**. 2016. 52 f. Dissertação (Mestrado em Ciências Florestais) - Universidade de Brasília, Brasília, 2016.
- DEMOLINARI, R. A. et al. Crescimento de plantios clonais de eucalipto não desbastados na região de Monte Dourado (PA). **Revista Árvore**, v. 31, n. 3, p. 503-512, 2007.
- DIAS, A. N. et al. Avaliação de métodos de ajuste de curvas de índices de local em povoamentos de eucalipto desbastados. **Revista Árvore**, v.29, n.5, p.741-747, 2005.
- FOX, J. C.; ADES, P. K.; BI, H. Stochastic structure and individual tree growth models. **Forest Ecology and Management**, v. 154, p. 261–276, 2001.
- GOMES, O. M. et al. Análise Geoestatística da Precipitação Pluvial do Estado da Paraíba. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 4, n. 4, p. 692–702, 2011.
- GUEDES, I. C. L. et al. Técnicas geoestatísticas e interpoladores espaciais na estratificação de povoamentos de *Eucalyptus* sp. **Ciência Florestal**, v. 22, n. 3, p. 541-550, 2012.
- GUEDES, I. C. L. **Uso de métodos da estatística espacial em biometria e inventário florestal**. 2014. 138 f. Tese (Doutorado em Ciências Florestais) – Universidade Federal de Lavras, 2014.
- GUEDES, I. C. L. et al. Continuidade espacial de características dendrométricas em povoamentos clonais de *Eucalyptus* sp. avaliada ao longo do tempo. **Cerne**, v. 21, n. 4, p. 527-534, 2015.
- HENGL, T.; HEUVELINK, G. B. M.; ROSSITER, D. G. About regression-kriging: From equations to case studies. **Computers and Geosciences**, v. 33, n. 10, p. 1301–1315, 2007.
- HUDAK, A. T. et al. Integration of lidar and Landsat ETM+ data for estimating and mapping forest canopy height. **Remote Sensing of Environment**, v. 82, n. 2–3, p. 397–416, 2002.
- HUSCH, B.; BEERS, T. W.; KERSHAW JR., J. A. **Forest mensuration**. 4^a ed.

- Hoboken, New Jersey: John Wiley & Sons, 2003, 443 p.
- ISAAKS, E. H.; SRIVASTAVA, R. M. **Applied geostatistics**. New York: Oxford University Press, 1989, 561 p.
- JOURNEL, A. G.; HUIJBREGTS, J.C.H. **Mining geostatistics**. Academic Press, 1978. 600p.
- KESKIN, H.; GRUNWALD, S. Regression kriging as a workhorse in the digital soil mapper's toolbox. **Geoderma**, v. 326, n. October 2017, p. 22–41, 2018.
- KITIKIDOU, K.; BOUNTIS, D.; MILIOS, E. Site index models for calabrian pine (*Pinus brutia* Ten.) in Thasos island, Greece. **Ciência Florestal**, v. 21, n.1, p. 125-131, 2011.
- KNOTTERS, M.; BRUS, D. J.; OUDE VOSHAAR, J. H. A comparison of kriging, co-kriging and kriging combined with regression for spatial interpolation of horizon depth with censored observations. **Geoderma**, v. 67, n. 3–4, p. 227–246, 1995.
- LANDIM, P. M. B. Sobre Geoestatística e mapas. **Terra e Didática**, v. 2, n. 1, p. 19–33, 2006.
- LEITE, H. G. et al. Classificação da capacidade produtiva de povoamentos de eucalipto utilizando diâmetro dominante. **Silva Lusitana**, v. 19, n. 2, p. 181-195, 2011.
- LI, Y. et al. Improved prediction and reduction of sampling density for soil salinity by different geostatistical methods. **Agricultural Sciences in China**, v. 6, n. 7, p. 832–841, 2007.
- LI, J.; HEAP, A. D. **A Review of Spatial Interpolation Methods for Environmental Scientists**. No. Record 2008/23. Geoscience Australia, Canberra, 2008, p. 154.
- LI, J.; HEAP, A. D. review of comparative studies of spatial interpolation methods in environmental sciences: Performance and impact factors. **Ecological Informatics**, v. 6, p. 228-241, 2011.
- LUNDGREN, W. J. C.; SILVA, J. A. A.; FERREIRA, R. L. C. Estimação de volume de madeira de eucalipto por cokrigagem, krigagem e regressão. **Cerne**, v. 21, n. 2, p. 243-250, 2015.
- LUNDGREN, W. J. C.; SILVA, J. A. A.; FERREIRA, R. L. C. Estimação do volume de eucaliptos por krigagem e cokrigagem no Semiárido Pernambucano. **Floresta e Ambiente**, v. 24, 2017.
- MAEDA, S. et al. Silvicultura de precisão. In: BERNARDI, A. C. C. et al. **Agricultura de precisão**: resultados de um novo olhar. 1 ed. Brasília: Embrapa, 2014. cap. 47, p. 467-477.
- MELLO, J. M. **Geoestatística aplicada ao inventário florestal**. 2004. 110f. Tese (Doutorado em Recursos Florestais) – Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Piracicaba, 2004.
- MELLO, J. M. et al. Estudo da dependência espacial de características dendrométricas para *Eucalyptus grandis*. **Cerne**, v. 11, n. 2, p. 113–126, 2005.

MELLO, J. M. et al. Continuidade espacial para características dendrométricas (número de fustes e volume) em plantios de *Eucalyptus grandis*. **Revista Árvore**, v. 33, n. 1, p. 185–194, 2009.

MORAIS, V. A. et al. Spatial distribution of soil carbon stocks in the Cerrado biome of Minas Gerais, Brazil. **Catena**, v. 185, 2020.

NOORDERMEER, L. et al. Predicting and mapping site index in operational forest inventories using bitemporal airborne laser scanner data. **Forest Ecology and Management**, v. 457, 2020.

ODEH, I. O. A.; MCBRATNEY, A. B.; CHITTLEBOROUGH, D. J. Spatial prediction of soil properties from landform attributes derived from a digital elevation model. **Geoderma**, v. 63, n. 3–4, p. 197–214, 1994.

ODEH, I. O. A.; MCBRATNEY, A. B.; CHITTLEBOROUGH, D. J. Further results on prediction of soil properties from terrain attributes: heterotopic cokriging and regression-kriging. **Geoderma**, v. 67, n. 3–4, p. 215–226, 1995.

OLIVEIRA, M. L. R. et al. Classificação da capacidade produtiva de povoamentos não desbastados de clones de eucalipto. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v. 43, n. 11, p. 1559–1567, 2008.

OLIVEIRA, B. R.; ANTÔNIO, G. B. Modelagem geoestatística aplicada a geologia de engenharia. **Boletim paranaense de geociências**, v. 73, p. 46–53, 2017.

ORTIZ, J. L. et al. Relações espaciais entre o potencial produtivo de um povoamento de eucalipto e atributos do solo e do relevo. **Scientia Forestalis**, n. 72, p. 67-79, 2006.

PALMER, D. J. et al. Comparison of spatial prediction techniques for developing *Pinus radiata* productivity surfaces across New Zealand. **Forest Ecology and Management**, v. 258, n. 9, p. 2046–2055, 2009.

PELISSARI, A. L. et al. A. Geoestatística aplicada ao manejo de povoamentos florestais de teca, em períodos pré-desbaste seletivo, no estado do Mato Grosso. **Revista Brasileira de Biomassa**, v. 32, n. 3, p. 430-444, 2014.

PELISSARI, A. L. et al. Propostas de mapeamentos da capacidade produtiva de sítios florestais por meio de análises geoestatísticas. **Scientia Forestalis**, v. 43, n. 107, p. 601-608, 2015.

PISSININ, L. Z.; SCHNEIDER, P. R. Tendências de crescimento em altura dominante de dois clones de *Eucalyptus saligna* Smith implantados em distintas condições de solo. **Ciência Florestal**, v. 27, n. 1, p. 263-275, 2017.

R CORE TEAM. **R: A language and environment for statistical computing**. Vienna, Austria. R Foundation for Statistical Computing, 2015.

RETSLAFF, F. A. S. et al. Curvas de sítio e relações hipsométricas para *Eucalyptus grandis* na região dos Campos Gerais, Paraná. **CERNE**, v. 21, n. 2, p. 219-225, 2015.

RIBEIRO JÚNIOR, P. J.; DIGGLE, P. J. GeoR: a package for geostatistical analysis.

RNEWS, v. 1, n. 2, p. 15–18, 2001.

RUFINO, T. M. C. et al. Uso da Geoestatística no estudo da relação entre variáveis dentrométricas de povoamentos de *Eucalyptus* sp. e atributos do solo. **Ambiência**, v. 2, n. 1, p. 83-93, 2006.

SANTOS, M. C. et al. Inventário florestal utilizando técnicas de silvicultura de precisão em povoamentos de *Eucalyptus grandis* Hill ex Maiden. **Floresta e Ambiente**, v.24, 2017.

SCAVINSKI, V. **Projeção da produção utilizando curvas de sítio anamórficas e polimórficas para plantios de *Eucalyptus grandis* W. Hill. Ex. Maiden.** 2014. 75f. Dissertação (Mestrado em Ciências Florestais) – Universidade Estadual do Centro-Oeste, Irati, 2014.

SCHNEIDER, P. R.; SCHNEIDER, P. S. P. **Introdução ao manejo florestal.** 2 ed. Santa Maria: FACOS-UFSM, 2008. 566 p.

SCOLFORO, J. R. S.; MACHADO, S. A. Curvas de índice de sítio para plantações de *Pinus taeda* nos estados do Paraná e Santa Catarina. **Revista Floresta**, v. 17, p. 140-158, 1988.

SCOLFORO, J. R. S. **Biometria florestal:** modelos de crescimento e produção florestal. Lavras: UFLA/FAEPE, 2006. 393 p.

SCOLFORO, H. F. et al. Spatial distribution of aboveground carbon stock of the arboreal vegetation in Brazilian Biomes of Savanna, Atlantic Forest and Semi-arid woodland. **PLOS ONE**, v. 10, n. 6, p. 1–20, 2015.

SCOLFORO, H. F. et al. Spatial interpolators for improving the mapping of carbon stock of the arboreal vegetation in Brazilian biomes of Atlantic forest and Savanna. **Forest Ecology and Management**, v. 376, p. 24-35, 2016.

SEIDEL, E. J.; OLIVEIRA, M. S. DE. Definição de áreas de dependência espacial em semivariogramas. **Revista da Estatística**, v. 3, n. 3, p. 348–352, 2014.

SOARES, P. B. S. et al. Especificação de um modelo de crescimento e produção florestal. **Revista Árvore**, v. 28, n. 6, p. 831-837, 2004.

SOBRINHO, M. F. O. et al. Uso de veículos aéreos não tripulados (VANT) para mensuração de processos florestais. **Enciclopédia Biosfera**, v. 15, n. 27, p. 117-129, 2018.

SOUZA, C. S. et al. Técnicas de sensoriamento remoto como subsídios aos estudos de florestas implantadas no Brasil – uma revisão bibliográfica. **Ciência Florestal**, v. 17, n. 4, p. 408-417, 2007.

TONINI, H. et al. Curvas de índice de sítio para povoamentos clonais de *Eucalyptus saligna* Smith para a Depressão Central e Serra do Sudeste, Rio Grande do Sul. **Ciência Florestal**, v. 16, n. 1, p. 27-43, 2006.

VIANA, H. et al. Estimation of crown biomass of *Pinus pinaster* stands and shrubland above-ground biomass using forest inventory data, remotely sensed imagery and spatial prediction models. **Ecological Modelling**, v. 226, p. 22–35, 2012.

WANG, K.; ZHANG, C.; LI, W. Comparison of geographically weighted regression and regression kriging for estimating the spatial distribution of soil organic matter. **GIScience**

- & Remote Sensing, v. 49, n. 6, p. 915–932, 2012.
- WEBSTER, R.; OLIVER, M. A. **Geostatistics for environmental scientists**. 2. ed. WestSussex: John Wiley & Sons Ltd, 2007. 333 p.
- YAMAMOTO, J. K. Correcting the smoothing effect of ordinary kriging estimates. **Mathematical Geology**, v. 37, n. 1, p. 69-94, 2005.
- YAMAMOTO, J. K.; LANDIM, P. M. B. **Geoestatística: conceitos e aplicações**. 1. ed. São Paulo: Oficina de Textos, 2013. 215 p.
- ZECH, F. D. et al. Uso de interpoladores espaciais na estratificação estatística de *Pinus taeda*. **Scientia Forestalis**, v. 46, n. 117, p. 87-96, 2018.
- ZIMBACK, C. R. L. **Geoestatística**. 1. ed. Botucatu: UNESP, 2003.
- ZHU, Q.; LIN, H.S. Comparing ordinary kriging and regression kriging for soil properties in contrasting landscapes. **Pedosphere**, v. 20, p. 594–606, 2010.

7. APÊNDICE

Tabela 8: Estatísticas de ajuste e desempenho das estimativas de índice de sítio pela krigagem ordinário, a partir dos métodos de ajuste, modelos de índice de sítio e números de vizinhos, na idade de 24 meses do povoamento de eucalipto em Bocaiúva, MG.

Método	Modelo	Pares	RQEM	bias%	r	d	c
CG	S	4	2,380	-0,383	0,836	0,909	0,761
		8	2,390	-0,636	0,834	0,906	0,756
		12	2,384	-0,577	0,834	0,906	0,756
		16	2,392	-0,611	0,833	0,906	0,755
CG	CR	4	2,344	-0,340	0,820	0,901	0,738
		8	2,343	-0,620	0,818	0,898	0,735
		12	2,352	-0,550	0,816	0,896	0,731
		16	2,372	-0,605	0,812	0,893	0,725
CG	BC	4	2,344	-0,341	0,822	0,902	0,741
		8	2,343	-0,621	0,820	0,900	0,738
		12	2,351	-0,550	0,818	0,898	0,734
		16	2,371	-0,604	0,814	0,894	0,728
DA	S	4	2,300	-0,350	0,829	0,906	0,751
		8	2,300	-0,631	0,827	0,904	0,748
		12	2,307	-0,558	0,826	0,902	0,744
		16	2,328	-0,609	0,822	0,899	0,739
DA	CR	4	2,004	-0,329	0,812	0,896	0,728
		8	2,002	-0,610	0,810	0,894	0,724
		12	2,011	-0,543	0,807	0,891	0,720
		16	2,027	-0,601	0,804	0,888	0,713
DA	BC	4	2,313	-0,343	0,824	0,903	0,744
		8	2,313	-0,623	0,822	0,901	0,741
		12	2,320	-0,552	0,821	0,899	0,738
		16	2,341	-0,605	0,817	0,896	0,732

Em que: CG = curva-guia; DA = diferença algébrica; S = Schumacher; CR = Chapman e Richards; BC = Bailey e Clutter; RQEM = raiz quadrada do erro médio; bias% = erro médio de predição em porcentagem; r = correlação de Pearson; d = índice de concordância de Willmott; c = índice de desempenho.

Tabela 9: Estatísticas de ajuste e desempenho das estimativas de índice de sítio pela krigagem ordinário, a partir dos métodos de ajuste, modelos de índice de sítio e números de vizinhos, na idade de 36 meses do povoamento de eucalipto em Bocaiúva, MG.

Método	Modelo	Pares	RQEM	bias%	r	d	c
S		4	1,896	-0,293	0,743	0,848	0,630
		8	2,105	-0,895	0,665	0,771	0,512
		12	1,885	-0,629	0,743	0,833	0,619
		16	1,920	-0,696	0,732	0,821	0,601
CG	CR	4	1,944	-0,287	0,746	0,850	0,634
		8	1,942	-0,600	0,743	0,840	0,624
		12	1,933	-0,613	0,745	0,835	0,623
		16	1,968	-0,682	0,734	0,824	0,605
BC		4	1,956	-0,292	0,741	0,846	0,627
		8	1,952	-0,613	0,739	0,837	0,618
		12	1,942	-0,627	0,742	0,832	0,617
		16	1,980	-0,695	0,730	0,820	0,599
S		4	1,873	-0,274	0,738	0,844	0,623
		8	1,867	-0,666	0,736	0,833	0,613
		12	1,863	-0,688	0,737	0,827	0,609
		16	1,894	-0,718	0,727	0,816	0,593
DA	CR	4	1,821	-0,281	0,731	0,839	0,613
		8	1,813	-0,688	0,729	0,827	0,603
		12	1,809	-0,711	0,731	0,821	0,600
		16	1,841	-0,736	0,720	0,809	0,583
BC		4	1,922	-0,271	0,739	0,845	0,624
		8	1,916	-0,658	0,737	0,834	0,615
		12	1,912	-0,680	0,738	0,828	0,611
		16	1,944	-0,711	0,728	0,817	0,595

Em que: CG = curva-guia; DA = diferença algébrica; S = Schumacher; CR = Chapman e Richards; BC = Bailey e Clutter; RQEM = raiz quadrada do erro médio; bias% = erro médio de predição em porcentagem; r = correlação de Pearson; d = índice de concordância de Willmott; c = índice de desempenho.

Tabela 10: Estatísticas de ajuste e desempenho das estimativas de índice de sítio pela krigagem ordinário, a partir dos métodos de ajuste, modelos de índice de sítio e números de vizinhos, na idade de 48 meses do povoamento de eucalipto em Bocaiúva, MG.

Método	Modelo	Pares	RQEM	bias%	r	d	c
CG	S	4	1,784	-0,501	0,622	0,772	0,480
		8	1,782	-0,463	0,612	0,756	0,463
		12	1,751	-0,519	0,622	0,752	0,468
		16	1,750	-0,566	0,622	0,749	0,466
	CR	4	1,795	-0,488	0,620	0,771	0,478
		8	1,793	-0,452	0,610	0,755	0,461
		12	1,761	-0,509	0,621	0,752	0,467
		16	1,760	-0,551	0,620	0,749	0,464
	BC	4	1,818	-0,491	0,620	0,771	0,478
		8	1,816	-0,454	0,610	0,755	0,461
		12	1,784	-0,511	0,621	0,752	0,466
		16	1,783	-0,554	0,620	0,749	0,464
	S	4	1,775	-0,508	0,623	0,773	0,481
		8	1,773	-0,468	0,613	0,757	0,464
		12	1,743	-0,524	0,623	0,752	0,469
		16	1,741	-0,574	0,623	0,749	0,467
	DA	4	1,748	-0,517	0,625	0,774	0,483
		8	1,747	-0,477	0,615	0,758	0,466
		12	1,718	-0,531	0,625	0,753	0,470
		16	1,716	-0,586	0,625	0,750	0,468
	BC	4	1,800	-0,498	0,621	0,772	0,479
		8	1,797	-0,460	0,611	0,756	0,462
		12	1,766	-0,516	0,622	0,752	0,467
		16	1,765	-0,563	0,621	0,749	0,465

Em que: CG = curva-guia; DA = diferença algébrica; S = Schumacher; CR = Chapman e Richards; BC = Bailey e Clutter; RQEM = raiz quadrada do erro médio; bias% = erro médio de predição em porcentagem; r = correlação de Pearson; d = índice de concordância de Willmott; c = índice de desempenho.

Tabela 11: Estatísticas de ajuste e desempenho das estimativas de índice de sítio pela krigagem ordinário, a partir dos métodos de ajuste, modelos de índice de sítio e números de vizinhos, na idade de 60 meses do povoamento de eucalipto em Bocaiúva, MG.

Método	Modelo	Pares	RQEM	bias%	r	d	c
CG	S	4	1,553	-0,611	0,662	0,797	0,527
		8	1,546	-0,533	0,657	0,782	0,514
		12	1,545	-0,543	0,655	0,770	0,505
		16	1,545	-0,624	0,655	0,769	0,504
CG	CR	4	1,556	-0,609	0,658	0,794	0,522
		8	1,547	-0,531	0,653	0,779	0,509
		12	1,546	-0,541	0,652	0,768	0,501
		16	1,546	-0,620	0,652	0,767	0,500
CG	BC	4	1,567	-0,607	0,654	0,791	0,517
		8	1,557	-0,529	0,650	0,776	0,505
		12	1,554	-0,537	0,649	0,765	0,497
		16	1,554	-0,615	0,649	0,764	0,496
DA	S	4	1,550	-0,613	0,665	0,799	0,531
		8	1,543	-0,534	0,660	0,784	0,517
		12	1,543	-0,545	0,657	0,772	0,507
		16	1,543	-0,626	0,658	0,771	0,507
DA	CR	4	1,538	-0,616	0,672	0,803	0,540
		8	1,533	-0,536	0,666	0,788	0,525
		12	1,535	-0,550	0,663	0,776	0,515
		16	1,535	-0,633	0,663	0,775	0,514
DA	BC	4	1,560	-0,609	0,658	0,794	0,523
		8	1,551	-0,531	0,654	0,779	0,510
		12	1,549	-0,540	0,652	0,768	0,501
		16	1,549	-0,620	0,653	0,767	0,501

Em que: CG = curva-guia; DA = diferença algébrica; S = Schumacher; CR = Chapman e Richards; BC = Bailey e Clutter; RQEM = raiz quadrada do erro médio; bias% = erro médio de predição em porcentagem; r = correlação de Pearson; d = índice de concordância de Willmott; c = índice de desempenho.

Tabela 12: Estatísticas de ajuste e desempenho das estimativas de índice de sítio pela krigagem ordinário, a partir dos métodos de ajuste, modelos de índice de sítio e números de vizinhos, na idade de 72 meses do povoamento de eucalipto em Bocaiúva, MG.

Método	Modelo	Pares	RQEM	bias%	r	d	c
CG	S	4	1,607	-0,688	0,706	0,828	0,584
		8	1,607	-0,575	0,701	0,817	0,573
		12	1,609	-0,592	0,699	0,808	0,564
		16	1,598	-0,640	0,704	0,808	0,568
CG	CR	4	1,608	-0,689	0,706	0,828	0,585
		8	1,607	-0,575	0,701	0,817	0,573
		12	1,609	-0,593	0,699	0,808	0,565
		16	1,599	-0,641	0,704	0,808	0,569
CG	BC	4	1,600	-0,682	0,698	0,823	0,575
		8	1,598	-0,569	0,694	0,812	0,563
		12	1,598	-0,582	0,692	0,803	0,556
		16	1,587	-0,629	0,697	0,804	0,560
DA	S	4	1,609	-0,690	0,708	0,829	0,587
		8	1,609	-0,576	0,703	0,818	0,575
		12	1,611	-0,594	0,700	0,808	0,566
		16	1,601	-0,643	0,705	0,809	0,570
DA	CR	4	1,616	-0,696	0,715	0,834	0,596
		8	1,618	-0,582	0,710	0,822	0,584
		12	1,622	-0,604	0,707	0,813	0,575
		16	1,612	-0,654	0,712	0,813	0,579
DA	BC	4	1,604	-0,685	0,702	0,826	0,580
		8	1,603	-0,572	0,697	0,815	0,568
		12	1,603	-0,587	0,696	0,806	0,560
		16	1,593	-0,635	0,701	0,806	0,564

Em que: CG = curva-guia; DA = diferença algébrica; S = Schumacher; CR = Chapman e Richards; BC = Bailey e Clutter; RQEM = raiz quadrada do erro médio; bias% = erro médio de predição em porcentagem; r = correlação de Pearson; d = índice de concordância de Willmott; c = índice de desempenho.

Tabela 13: Estatísticas de ajuste e desempenho das estimativas de índice de sítio pela krigagem ordinário, a partir dos métodos de ajuste, modelos de índice de sítio e números de vizinhos, na idade de 84 meses do povoamento de eucalipto em Bocaiúva, MG.

Método	Modelo	Pares	RQEM	bias%	r	d	c
CG	S	4	1,528	-0,506	0,720	0,836	0,602
		8	1,523	-0,464	0,717	0,827	0,592
		12	1,532	-0,530	0,711	0,816	0,580
		16	1,519	-0,543	0,717	0,817	0,586
CG	CR	4	1,533	-0,506	0,723	0,838	0,606
		8	1,529	-0,464	0,719	0,828	0,596
		12	1,538	-0,531	0,714	0,818	0,584
		16	1,525	-0,545	0,720	0,819	0,590
CG	BC	4	1,507	-0,505	0,712	0,832	0,592
		8	1,500	-0,464	0,710	0,822	0,583
		12	1,508	-0,528	0,705	0,811	0,572
		16	1,494	-0,539	0,711	0,813	0,578
DA	S	4	1,533	-0,506	0,721	0,837	0,604
		8	1,528	-0,464	0,718	0,827	0,594
		12	1,537	-0,530	0,713	0,817	0,582
		16	1,524	-0,544	0,719	0,818	0,588
DA	CR	4	1,556	-0,507	0,730	0,843	0,615
		8	1,554	-0,464	0,726	0,833	0,604
		12	1,564	-0,533	0,720	0,822	0,592
		16	1,551	-0,550	0,726	0,823	0,598
DA	BC	4	1,518	-0,505	0,716	0,834	0,597
		8	1,512	-0,464	0,713	0,824	0,588
		12	1,520	-0,529	0,708	0,814	0,576
		16	1,507	-0,541	0,714	0,815	0,582

Em que: CG = curva-guia; DA = diferença algébrica; S = Schumacher; CR = Chapman e Richards; BC = Bailey e Clutter; RQEM = raiz quadrada do erro médio; bias% = erro médio de predição em porcentagem; r = correlação de Pearson; d = índice de concordância de Willmott; c = índice de desempenho.