



**IVY MAYARA SANCHES DE OLIVEIRA**

**ESTOQUE DO POTENCIAL PRODUTIVO DO  
CERRADO UTILIZANDO GEOTECNOLOGIAS**

**LAVRAS - MG**

**2018**

**IVY MAYARA SANCHES DE OLIVEIRA**

**ESTOQUE DO POTENCIAL PRODUTIVO DO CERRADO  
UTILIZANDO GEOTECNOLOGIAS**

Dissertação apresentada à Universidade Federal de Lavras, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Florestal, área de concentração em Ciências Florestais, para a obtenção do título de Mestre.

Prof. Dr. José Marcio de Mello

Orientador

Prof. Dr. Fausto Weimar Acerbi Junior

Coorientador

**LAVRAS - MG**

**2018**

**Ficha catalográfica elaborada pelo Sistema de Geração de Ficha Catalográfica da Biblioteca  
Universitária da UFLA, com dados informados pelo(a) próprio(a) autor(a).**

Oliveira, Ivy Mayara Sanches de.

Estoque do potencial produtivo do cerrado utilizando  
geotecnologias / Ivy Mayara Sanches de Oliveira. - 2018.

82 p. : il.

Orientador: José Marcio de Mello.

Coorientador: Fausto Weimar Acerbi Junior.

Dissertação (mestrado acadêmico) - Universidade Federal de  
Lavras, 2018.

Bibliografia.

1. Sensoriamento remoto. 2. Inventário florestal. 3. Geoestatística.  
I. Mello, José Marcio de. II. Acerbi Junior, Fausto Weimar. IV. Título.

**IVY MAYARA SANCHES DE OLIVEIRA**

**ESTOQUE DO POTENCIAL PRODUTIVO DO CERRADO  
UTILIZANDO GEOTECNOLOGIAS**

*Wood potential stock in Brazilian Savanna using geotechnologies*

Dissertação apresentada à Universidade Federal de Lavras, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Florestal, área de concentração em Ciências Florestais, para a obtenção do título de Mestre.

APROVADA em 09 de março de 2018

Prof. Dr. Fausto Weimar Acerbi Júnior                      UFLA

Dr. Alan de Brito    INPE

Prof. Dr. José Marcio de Mello  
Orientador

**LAVRAS - MG**

**2018**

## AGRADECIMENTOS

Agradeço, primeiramente, a Deus e a meus guias de Luz, Nossa Senhora Aparecida e São Sebastião por me proteger e iluminar meu caminho.

Agradeço aos meus pais, Sandra e Antônio, por todos os esforços empregados em meus estudos e por todo o incentivo.

À minha irmã Lany por compreender minha ausência e pelos poucos, porém valiosos momentos compartilhados.

Ao meu orientador, José Marcio de Mello, pelos ensinamentos, confiança, apoio e disponibilidade em todos os momentos em que precisei.

Ao professor Fausto Weimar Acerbi Júnior, por toda a ajuda, desde a graduação até o momento, pelos ensinamentos, oportunidades, paciência e disponibilidade que foram indispensáveis para a realização deste trabalho.

À Aliny Reis, que do Canadá se fez presente e pronta para ajudar, sua facilidade de transmitir e compartilhar conhecimentos foram de grande valia durante todo o desenvolvimento do trabalho.

Aos amigos Lemafianos. Mestrandos, doutorandos e a toda a equipe GEO pela convivência diária e, principalmente, às NewGeonérations por compreender minha ausência nos Happy-hours durante este período.

Ao membro externo da banca examinadora, Alan de Brito, que gentilmente aceitou o meu convite.

À Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - CAPES, pela concessão da bolsa de estudos durante o primeiro ano de Mestrado.

## RESUMO

O mapeamento e monitoramento de florestas e biomas é essencial para que se possa obter informações confiáveis sobre os recursos naturais. Tais informações são usadas como banco de dados para apoiar estratégias de mitigação de impactos, ações para um manejo sustentável de florestas e até mesmo à valoração dos recursos naturais. Este fato é ainda mais importante em florestas e biomas ameaçados, como é o caso do Cerrado brasileiro, considerado uma das savanas mais ricas e ameaçadas, em termos de biodiversidade do mundo. Comumente o monitoramento das florestas é realizado, por meio de levantamentos de campo, os chamados inventários florestais, atividade onerosa, cara e extremamente difícil de ser realizada, periodicamente, em florestas extensas, por exemplo, o Cerrado. Nesse sentido, o presente estudo visou desenvolver uma metodologia que permita atualizar periodicamente o estoque de volume, carbono e área basal, para fragmentos de Cerrado visando diminuir a quantidade de levantamentos de campo, por meio da aplicação de geotecnologias. Utilizaram-se dados de levantamento de campo de 61 fragmentos de Cerrado e, em 25 deles, foram realizadas 2 medições em um intervalo de 5 anos (monitoramento). Pelos dados de monitoramento de campo e valores de reflectância de imagens Landsat, modelos lineares multivariados foram ajustados e validados. Posteriormente, esses modelos foram aplicados aos fragmentos que foram mensurados apenas uma vez. Dessa forma, obtiveram-se valores de volume, área basal e carbono para todos os 61 fragmentos, no ano da segunda medição, gerando mapas de produtividade atualizados para o ano de 2010. Considerando que a técnica apresentou bons resultados, os modelos foram novamente aplicados ao mesmo intervalo de tempo, gerando como resultado final deste estudo mapas de produtividade em volume, carbono e área basal para o bioma Cerrado, no ano de 2015.

**Palavras-chave:** Sensoriamento remoto. Inventário Florestal. Geoestatística.

## ABSTRACT

Mapping and monitoring forests and biomes is essential to get reliable information about natural resources. Such information is used as a database to support strategies for mitigation of impacts, actions toward a sustainable forest management and even the valuation of these resources. This is even more important in forests and endangered biomes, as is the case of the Brazilian savannas, which is considered one of the most threatened and richest, in terms of biodiversity, savannas in the world. Usually, forest monitoring is accomplished by measuring the trees on the field, the so-called forest inventories, which are expensive, costly and extremely difficult to be performed periodically in extensive forests, as is the case of the Brazilian savannas. Therefore, this study aimed to develop a methodology based on geotechnologies that can update periodically the information about volume, carbon and basal area stocks in savanna fragments in order to reduce tree measurements in the field. We used data from 61 savanna fragments, where 25 of them had 2 measurements with 5 years interval (monitoring). Multivariate linear models, based on field data and reflectance values of Landsat images, were fitted and validated. Subsequently, the best models were applied to fragments that had only one measured, and then the volume, basal area and carbon values were obtained for all 61 fragments in the year of the second measurement. Additionally, maps updating the productivity for the year 2010 were generated. Considering that the technique presented good results, the models were again applied for the next 5 years, generating savannas productivity maps for volume, carbon and basal area in 2015.

**Keywords:** Remote sensing. Forest inventory. Geostatistics.

## LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Distribuição do bioma Cerrado dentro do território nacional. ....	17
Figura 2 - Distribuição dos fragmentos inventariados na região de Cerrado.....	22
Figura 3 - Modelo típico de semivariograma experimental com os parâmetros efeito pepita ( $\tau^2$ ), contribuição ( $\sigma^2$ ) e alcance ( $\phi$ ). ....	37
Figura 4 - Ponto a ser estimado e influência de pontos amostrados. ....	38
Figura 5 - Localização dos Fragmentos. ....	41
Figura 6 - Gráficos de resíduos dos modelos ajustados. ....	53
Figura 7- Valores observados versus valores estimados com a dispersão dos valores preditos.....	55
Figura 8 - Semivariogramas experimental (pontos) e o modelo de melhor desempenho ajustado para volume (a), área basal (b) e carbono (c).....	57
Figura 9 - Mapeamento do estoque de volume ( $m^3/ha$ ) no Cerrado de Minas Gerais no ano de 2010.....	58
Figura 10 - Mapeamento do estoque de área basal ( $m^2/ha$ ) no Cerrado de Minas Gerais no ano de 2010.....	59
Figura 11 - Mapeamento do estoque de carbono ( $mg/ha$ ) no Cerrado de Minas Gerais no ano de 2010.....	59
Figura 12 - Semivariogramas para volume (a), área basal (b) e carbono (c). ....	62
Figura 13 - Mapeamento do estoque de volume ( $m^3/ha$ ) no Cerrado de Minas Gerais no ano de 2015.....	63
Figura 14 - Mapeamento do estoque de área basal ( $m^2/ha$ ) no Cerrado de Minas Gerais no ano de 2015.....	64



Figura 15 - Mapeamento do estoque de carbono (mg/ha) no Cerrado de Minas Gerais no ano de 2015.....64

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Valores médios das principais variáveis biométricas dos tipos fisionômicos em estudo para o estado de Minas Gerais.....	18
Tabela 2 - Valores médios das principais variáveis biométricas dos tipos fisionômicos em estudo para o estado de Minas Gerais.....	42
Tabela 3 - Índices de reflectância gerados a partir das bandas do satélite Landsat5.....	45
Tabela 4 - Estimativas dos parâmetros dos modelos lineares múltiplos, com valores de coeficiente de determinação ( $R^2$ ) em percentagem e do erro padrão da estimativa na unidade da variável estimada ( $S_{xy}$ ).....	50
Tabela 5 - Raiz quadrada do erro médio (RMSE%) e coeficiente de determinação dos valores observados versus estimados ( $R^2$ %), para os modelos (cerradão M1/g2, M2/v2 e M3c2; campo cerrado M4/g2, M5/v2 e M6/c2; cerrado sensu strictu M7/g2, M8/v2 e M9/c2).....	56
Tabela 6 - Parâmetros efeito pepita ( $\tau^2$ ), patamar ( $\sigma^2$ ) e alcance teórico ( $\phi$ ) para o modelo de função de semivariância selecionado para as variáveis estudadas.....	57
Tabela 7 - Parâmetros efeito pepita ( $\tau^2$ ), patamar ( $\sigma^2$ ) e alcance teórico ( $\phi$ ) para o modelo de função de semivariância selecionado para as variáveis estudadas.....	63
Tabela 8 - Valores médios de volume carbono e área basal por hectare para as fitofisionomias do Cerrado nos anos de 2010 e 2015. ....	65

## SUMÁRIO

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO</b> .....	11
<b>2</b>	<b>REFERENCIAL TEÓRICO</b> .....	15
<b>2.1</b>	<b>Cerrado</b> .....	15
<b>2.2</b>	<b>Inventário Florestal</b> .....	20
<b>2.2.1</b>	<b>Inventário Florestal de Minas Gerais</b> .....	21
<b>2.3</b>	<b>Sensoriamento Remoto aplicado ao inventário florestal</b> .....	23
<b>2.3.1</b>	<b>Índices Espectrais de Vegetação</b> .....	25
<b>2.4</b>	<b>Modelagem</b> .....	28
<b>2.4.1</b>	<b>Pressupostos dos Modelos</b> .....	29
<b>2.4.2</b>	<b>Multicolinearidade</b> .....	31
<b>2.4.3</b>	<b>Métodos de Seleção de Variáveis</b> .....	32
<b>2.4.4</b>	<b>Seleção de Modelos</b> .....	33
<b>2.5</b>	<b>Geoestatística</b> .....	34
<b>2.5.1</b>	<b>Semivariograma</b> .....	35
<b>2.5.2</b>	<b>Krigagem</b> .....	38
<b>3</b>	<b>MATERIAL E MÉTODOS</b> .....	41
<b>3.1</b>	<b>Área de estudo</b> .....	41
<b>3.2</b>	<b>Base de Dados</b> .....	43
<b>3.3</b>	<b>Imagens de satélite</b> .....	44
<b>3.4</b>	<b>Modelagem</b> .....	44
<b>4</b>	<b>RESULTADOS E DISCUSSÃO</b> .....	49
<b>5</b>	<b>CONCLUSÃO</b> .....	69
	<b>REFERÊNCIAS</b> .....	71

## 1 INTRODUÇÃO

Nos últimos anos, as pressões sobre os recursos naturais do nosso planeta têm aumentado consideravelmente para garantir comida e espaço suficientes por habitante (GORDON et al., 2012). Essas pressões têm causado grande perda e degradação dos biomas devido a ações antrópicas e mudanças climáticas. Por consequência disso, atualmente, observa-se que acordos políticos para promover a conservação e uso sustentável dos recursos naturais têm ganhado destaque no cenário mundial (COLLEN; STUART, 2013). Contudo, para que se possa subsidiar as políticas de conservação e estratégias sustentáveis de utilização dos recursos naturais é necessário que se possam acessar informações atuais sobre as florestas e biomas em escala espaço-temporal de maneira segura e confiável. Tais informações tornam-se ainda mais necessárias em biomas ameaçados.

Neste contexto, insere-se o Cerrado brasileiro, bioma que vem passando por intensas modificações, ao longo dos anos e, ainda assim, é considerado uma das savanas mais ricas em diversidade do mundo (MENDONÇA et al., 2008). Devido a essa excepcional riqueza biológica, é apontado como um hotspot mundial, ou seja, um dos biomas mais ricos e ameaçados do planeta (KLINK; MACHADO, 2005). As ciências florestais têm desenvolvido diversos estudos com foco no Cerrado, contudo, a maioria deles trata da caracterização de sua flora (composição, riqueza e diversidade). Raros são os estudos relacionados à produção, seja em termos de volume de madeira ou de estoques de biomassa e de carbono (MIGUEL et al., 2015). Para Rezende et al. (2006), a escassez de informações, nas diferentes fitofisionomias do Cerrado, está relacionada, principalmente, à grande heterogeneidade encontrada no bioma. Dessa forma, sendo o Cerrado um bioma ameaçado e seu potencial de produção pouco explorado em estudos científicos, verifica-se a necessidade do aperfeiçoamento

de métodos e técnicas para a obtenção de informações atuais e seguras de forma a garantir a conservação e exploração sustentável de seus recursos.

Ao longo dos últimos anos a avaliação da vegetação por meio de sensores remotos tem sido uma técnica amplamente aplicada como um método indireto na obtenção de parâmetros importantes das florestas. As imagens de satélites têm se mostrado uma eficiente ferramenta no monitoramento e obtenção de parâmetros importantes da floresta. Segundo Gómez et al. (2012), a utilização dessa ferramenta, aliada aos inventários florestais, tem proporcionado observações rápidas, aumentando a precisão das estimativas do estoque da floresta e produzindo mapas confiáveis das áreas. Todavia Watzlawick, Kirchner e Sanquetta (2009) afirmam que a utilização de imagens de satélite, na quantificação da produção florestal, ainda, é pouco aplicada em florestas heterogêneas, em razão da alta diversidade florística e fisionômica, como é o caso do Cerrado.

Tradicionalmente a estimativa da produtividade de uma floresta é realizada, por meio de amostragens uma vez que são áreas de grande extensão e impossíveis de serem mensuradas por completo. Assim, os valores médios encontrados nas amostras são extrapolados, para o restante da área, normalmente, por meio de procedimentos da estatística clássica, que não levam em consideração a posição espacial das unidades amostrais. Diversos estudos comprovam que as variáveis dendrométricas são espacialmente estruturadas (ALVARENGA et al., 2012; GUEDES et al., 2012). Dessa forma, considerando que as relações de dependência espacial não podem ser desconsideradas nas análises estatísticas, a aplicação de técnicas geoestatísticas tornam as estimativas mais acuradas em relação aos valores reais.

Sendo assim, visando atender a grande necessidade de informação para embasar políticas de conservação e utilização sustentável do Cerrado, o presente estudo teve como objetivo geral desenvolver uma metodologia que permita

atualizar periodicamente o estoque de volume, carbono e área basal para fragmentos de Cerrado, visando diminuir a quantidade de levantamentos de campo, por meio da aplicação de geotecnologias. Os objetivos específicos foram (i) modelar e estimar o estoque de carbono, área basal e volume de madeira de fragmentos florestais no bioma cerrado utilizando imagens de satélite aliadas a levantamentos de campo; (ii) aplicar os modelos em novas regiões com o intuito de obter uma atualização do estoque produtivo em diferentes áreas; (iii) gerar mapas de produtividade atualizados, por meio de interpoladores espaciais, para os estoques de carbono, área basal e volume.



## 2 REFERENCIAL TEÓRICO

### 2.1 Cerrado

O Cerrado é considerado um tipo de ecossistema tropical de Savana, caracterizado por vegetação xeromorfa que se desenvolve sobre solos lixiviados, os quais, normalmente, apresentam teor de alumínio elevado com verões chuvosos e estação seca bem definida. Apresenta fitofisionomias que englobam formações florestais, savânicas e campestres (KANEGAEL; BRAZ; FRANCO, 2000). Dentre os biomas brasileiros, o Cerrado é o segundo maior, sendo superado em área apenas pela Amazônia. Ocupa 21% do território nacional (KLINK; MACHADO, 2005) e, além de ser considerado uma das savanas mais ricas em diversidade (MENDONÇA et al., 2008), ainda, é apontado como a última fronteira agrícola do planeta. Esse bioma possui importante papel no contexto nacional, localizado na parte central do país. Atua como ligação entre quase todos os biomas brasileiros, criando zonas de ecótonos com biodiversidade extremamente alta e possuindo participação significativa na produção hídrica superficial brasileira (14%) (LIMA, 2011).

Diante de sua elevada diversidade e o alto grau de endemismo, o Cerrado é reconhecido como um *hot spot* para conservação da biodiversidade (SILVA; BATES, 2002), porém, sua conservação enfrenta sérios problemas. Felfili et al. (2004) destacam as elevadas taxas de desmatamento, em função da expansão da agricultura e da pecuária e, também, o fato de uma área muito pequena desse bioma encontrar-se legalmente protegida.

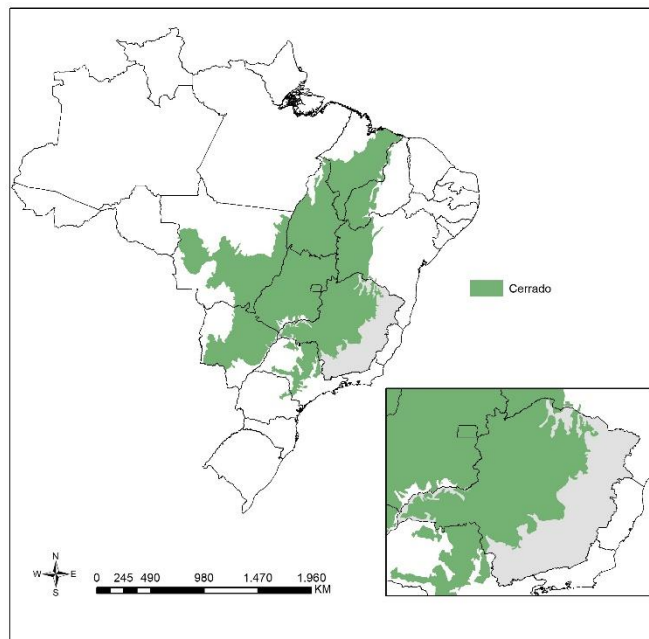
Diversos estudos têm sido desenvolvidos sobre a vegetação do cerrado, visando, principalmente, conhecer suas características, com uma visão qualitativa e também quantitativa. De acordo com Silva (2014), avaliações volumétricas do potencial madeireiro, de biomassa e de



estoque de carbono estão sendo realizadas tanto por iniciativa dos órgãos ambientais quanto por instituições acadêmicas, ao passo que a iniciativa privada realiza levantamentos quantitativos destinados a embasar seus planos de manejo sustentável e planejamento de operações para exploração dos recursos madeireiros encontrados (ALVARENGA et al., 2012; MORAIS et al., 2014; RUFINI et al., 2010).

Representando uma porção significativa do estado de Minas Gerais, o cerrado (FIGURA 1) ocupa uma posição de destaque, no cenário econômico atual, fornecendo matéria-prima para as indústrias de base como siderurgia, setor fortemente estabelecido no estado. Em virtude de fatores intrínsecos a esta vegetação, como o baixo ritmo de crescimento das espécies lenhosas, existe uma tendência por substituição das espécies nativas por exóticas, especialmente, o gênero *Eucalyptus sp.* (SILVA, K. et al., 2004). Esta substituição implica na perda da vegetação nativa e alteração de todo o sistema ecológico existente.

Figura 1 - Distribuição do bioma Cerrado dentro do território nacional.



Fonte: Da autora (2017).

No estado de Minas Gerais, o Cerrado apresenta variações de paisagem formando um mosaico de fitofisionomias com características estruturais e florísticas distintas (SCOLFORO, 2014). As fitofisionomias existentes incluem desde formações florestais, com predomínio de árvores e formação de dossel, até formações campestres, onde há ausência completa de árvores. Dessa forma, as fitofisionomias do Cerrado apresentam um gradiente de vegetação com distintas características estruturais, as quais se expressam em parâmetros como altura média das árvores, densidade de indivíduos, porcentagem de cobertura do dossel, área basal, dentre outras (SOUZA; GALVÃO; SANTOS, 2009).

A fisionomia campo cerrado apresenta baixo número de árvores e arbustos e maior densidade de estrato herbáceo, possuindo, portanto baixos valores de volume e área basal. O Cerrado *Sensu Stricto* possui estrato arbóreo

arbustivo apresentando volume de madeira e área basal com valores medianos. Já o Cerradão apresenta dossel fechado, sendo assim, maiores valores de volume e área basal. Na Tabela 1 estão apresentados os valores médios das principais variáveis biométricas dos diferentes tipos fisionômicos em estudo no estado de Minas Gerais. Estes dados foram obtidos de 68 fragmentos, avaliadas no inventário de Minas Gerais.

Tabela 1 - Valores médios das principais variáveis biométricas dos tipos fisionômicos em estudo para o estado de Minas Gerais.

<b>Tipo fisionômico</b>	<b>N</b>	<b>G</b>	<b>Dg</b>	<b>H</b>	<b>Vol</b>	<b>C</b>
Campo cerrado	370,4	3,5	11,2	4,3	17,7	5,0
Cerrado Sensu Stricto	1168,9	9,4	10,2	5,1	48,5	14,3
Cerradão	1626,8	18,3	12,0	7,4	128,9	35,1

Fonte: Scolforo et al. (2006). Adaptado do Inventário Florestal da Flora Nativa e dos reflorestamentos de Minas Gerais.

N: número de plantas por hectare; G: área basal média (m<sup>2</sup>/ha); Dg: diâmetro médio quadrático (cm); H: altura média das plantas (m); Vol: volume médio (m<sup>3</sup>/ha); C: estoque de carbono (Mg/ha).

O Cerrado ocupa uma área total de 122147 km<sup>2</sup>, considerando as diferentes variações fisionômicas, vem sofrendo uma grade pressão antrópica (RESENDE et al., 2006; RUFINI et al., 2010). Para sua preservação são necessários projetos de desenvolvimento que visam tornar a manutenção da vegetação mais favorável do que o desmatamento. Dessa forma, estudos recentes têm buscado estimar, da forma mais precisa possível, o potencial estoque de importantes características da vegetação, como, por exemplo, volume de madeira, área basal e estoque de carbono. Estas variáveis são de extrema importância para o manejo e conservação do bioma.

Segundo Cunha (2004) o volume é a variável mais utilizada no diagnóstico do potencial madeireiro de uma floresta, sendo por isso um parâmetro muito importante na dendrometria. Silva (2014) mapeou a

distribuição desta variável para o cerrado sensu stricto em Minas Gerais, por meio de técnicas de krigagem. O autor observou, em seu estudo, que existe um gradiente decrescente de volume do centro do estado para a região Norte, predominando uma volumetria inferior a 30 m<sup>3</sup>/ha de madeira, que está intimamente ligada ao balanço hídrico da região.

Santos et al. (2017) estimaram e espacializaram diversos parâmetros florestais, por meio de técnicas de sensoriamento remoto, dentre eles, área basal, em uma área de Cerrado e encontrou valores que variaram de 8 a 40 m<sup>2</sup>/ha. Seu estudo, também, comprovou a capacidade de modelos gerados, por meio de dados de sensoriamento remoto, captarem áreas com descontinuidade de vegetação apresentando, nessas regiões, baixos valores de área basal.

A quantificação do carbono possui um apelo mais ecológico, no atual cenário de mudanças climáticas, uma vez que as árvores fixam o carbono captado da atmosfera, por meio da fotossíntese e, também, conservam o solo sob seu domínio. Embora seja de suma importância, a quantificação de carbono nos ambientes naturais é dificultada por questões logísticas, metodológicas e financeiras.

Scolforo et al. (2015) mapeando a distribuição espacial do estoque de carbono, por meio de krigagem com regressão, nos diversos biomas de Minas Gerais, verificaram que a maior concentração de estoque de carbono encontra-se na região Norte do estado, local onde a vegetação nativa predominante é o Cerrado. Verificou-se no mapeamento gerado, valores médios de 20,4 Mg / ha no Norte e 20,7 Mg / ha a Noroeste do estado.

Morais et al. (2014) quantificaram e especializaram o estoque de carbono da serrapilheira do Cerrado de Minas Gerais, utilizando krigagem e concluíram que a fitofisionomia campo cerrado tem o mais baixo estoque de C e o Cerradão o mais alto. Verificaram, também, com base no mapeamento gerado, que os estoques de menor teor de carbono na serrapilheira são encontrados do

Centro para o Norte do estado de Minas Gerais, onde se têm as maiores temperaturas médias anuais.

Alvarenga et al. (2012) comentam que, em decorrência da sua heterogeneidade e complexidade, a quantificação de características biométricas dos fragmentos de Cerrado constitui um problema para a execução dos inventários florestais. Assim sendo, técnicas que possibilitem um conhecimento do estoque e estrutura do bioma, diminuindo o número de levantamentos de campo necessários, constituem uma alternativa para a conservação e, ao mesmo tempo, a utilização racional dos recursos naturais deste bioma.

## **2.2 Inventário Florestal**

Conhecer as características biométricas de uma floresta é essencial, para planificar de forma eficiente o manejo e planejamento da produção florestal, assim como para a conservação das espécies. Esses atributos são obtidos, por meio dos inventários florestais, levantamentos de campo, que visam mensurar e identificar a flora de uma determinada área. Esses atributos, ou informações, podem ser qualitativos, como em aspectos ambientais da região, o estado fitossanitário, as qualidades dos fustes e as quantitativas, a exemplo de volume de madeira, área basal, diâmetro médio e frequência de árvores por hectare (SILVA; CASTRO; XAVIER, 2008).

Tradicionalmente a estimativa da produtividade de uma floresta é realizada, por meio de amostragens, uma vez que são áreas de grande extensão e impossíveis de serem mensuradas por completo (MELLO, 2004). Diferentes procedimentos de amostragem podem ser empregados, sendo a amostragem casual simples realizada, quando a população é homogênea ou casual estratificada, quando a população é heterogênea. A amostragem pode ser ainda sistemática, com ou sem pré-estratificação. Assim, os valores médios

encontrados nas amostras são extrapolados, para o restante da área, normalmente, por meio de procedimentos da estatística clássica.

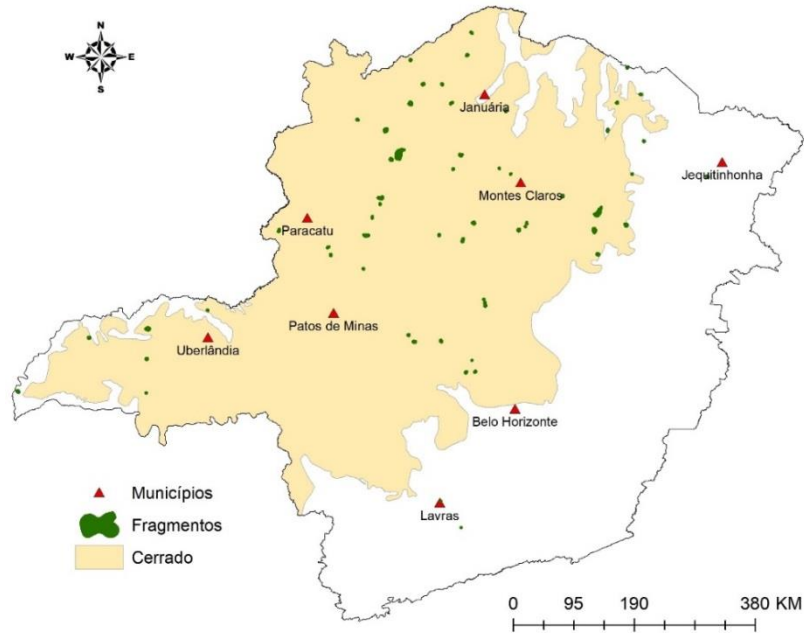
Assis et al. (2009) salientam que, para otimizar o uso dos recursos florestais, deve-se quantificá-los e monitorá-los de forma precisa. Deste modo, é necessária a adoção de técnicas adequadas que propiciem a representatividade e acurácia do inventário florestal. Contudo, um dos maiores desafios dos inventários é justamente o monitoramento contínuo das florestas. Por ser uma atividade dispendiosa, demorada e muito cara, muitas vezes, o monitoramento dos recursos naturais é inviável, em grandes áreas, limitando, assim, o conhecimento e acesso a informações confiáveis sobre os biomas e florestas nativas extensas.

### **2.2.1 Inventário Florestal de Minas Gerais**

O Inventário Florestal do Estado de Minas Gerais foi um projeto desenvolvido com o objetivo de reunir informações relacionadas aos recursos florestais nativos e plantados do estado de forma a complementar o planejamento da gestão ambiental em Minas.

Scolforo (2014) pontua que este projeto contou, para os diferentes biomas, com 4424 parcelas e foi estruturado, com base nos princípios do procedimento de amostragem, em dois estágios, no qual foram mensuradas e estão sendo monitoradas 780.000 árvores em 165 diferentes fragmentos com vegetação nativa, representando diferentes condições de solo, clima, altitude, temperatura e fitofisionomias. De um total de 169 fragmentos amostrados em todo Estado, 69 ocorreram sobre a formação dos cerrados (Figura 2), compondo uma área amostrada de, aproximadamente, 76.683 hectares, onde todas as fitofisionomias deste bioma foram representadas.

Figura 2 - Distribuição dos fragmentos inventariados na região de Cerrado.



Fonte: Da autora (2017).

O procedimento de amostragem em 2 estágios, utilizado no Inventário de Minas, consiste na divisão da população em unidades primárias (N), as quais são subdivididas em unidades secundárias (n), que podem ainda ser subdivididas, formando assim estágios sucessivos. Conforme Mello et al. (2009), a amostragem em dois estágios deve ser aplicada, em inventários de grandes áreas; aonde chegar a unidade amostral é, significativamente, mais dispendioso do que medir as árvores contidas nela, pois concentra as operações de campo dentro de determinados locais de tal maneira que se possa reduzir o tempo de caminhamento em relação ao tempo de medição, fato este que terá impacto direto no custo final do inventário.

Os levantamentos de campo foram realizados durante todo o ano de 2005. A partir do projeto de inventário da vegetação arbórea do estado de Minas Gerais, gerou-se como resultado uma extensa base de dados que serviu de base para diversos estudos como, por exemplo, os de Reis et al. (2015) e Silva et al. (2014) onde ambos estudaram a estratificação de fragmentos do Cerrado e o impacto na diminuição do erro do inventário florestal; Moraes et al. (2017) que quantificaram e especializaram quantidade de carbono contido na serapilheira dos fragmentos do Cerrado; o de Batista et al. (2016) que avaliaram a dinâmica da comunidade arbórea em um fragmento de cerrado sensu stricto protegido do fogo, entre outros artigos publicados.

Inviável de ser realizado periodicamente por motivos de custos e grandes distâncias, o Inventário de Minas, apesar de ser um trabalho extremamente importante no conhecimento dos biomas do Estado, enfrenta um dos grandes desafios dos inventários florestais em grandes áreas, o acompanhamento do desenvolvimento das árvores, ou seja, o monitoramento contínuo do crescimento destes fragmentos de vegetação nativa em Minas Gerais. Ou seja, é importante que se estabeleçam linhas de estudo que busquem alternativas promissoras para prever o rumo de crescimento das principais variáveis biométricas destes fragmentos.

### **2.3 Sensoriamento Remoto aplicado ao inventário florestal**

O sensoriamento remoto é o conjunto de atividades que tem como objetivo a obtenção de informações dos alvos e fenômenos dinâmicos da superfície terrestre, por meio da captação, registro e análise da radiação eletromagnética (REM), refletida e/ou emitida pelos alvos da superfície, sem que haja contato físico entre o sensor e o alvo (MOREIRA, 2005).



As imagens obtidas por sensores, a bordo de satélites orbitais, têm demonstrado um grande potencial para monitorar ou detectar mudanças na cobertura florestal sobre grandes áreas geográficas. Atualmente, na área florestal, as imagens de sensoriamento remoto são utilizadas como uma ferramenta auxiliar aos levantamentos de campo.

Os estudos que relacionam sensoriamento remoto e inventário florestal têm em comum que, com exceção da banda do infravermelho próximo, a reflectância das bandas espectrais dos sensores multiespectrais, a bordo de satélites, apresentam, geralmente, uma correlação negativa com as variáveis biométricas da floresta. Já na banda do infravermelho próximo às correlações, apresentam-se bastantes variáveis (BERRA et al., 2012; RIPPLE et al., 1991).

Muitos estudos têm identificado a região do infravermelho médio (IVM) como a mais sensível às modificações das variáveis biométricas da floresta. O uso da reflectância no IVM forneceu a mais forte relação com a biomassa total da floresta (BOYD; FOODY; CURRAN, 1999), com o IAF (SPANNER et al., 1990) e com volume de madeira (SOUZA; PONZONI, 1998).

De acordo com Tuominen e Pekkarinen (2005), os dados obtidos por sensores remotos podem não ser adequados ou suficientemente precisos para uma tarefa específica do inventário florestal, mas como eles são correlacionados com os verdadeiros valores das características biométricas, podem ser utilizados para complementar o inventário florestal tradicional realizado em campo.

Na literatura, diferentes imagens têm sido usadas para estimar a biomassa e carbono florestal por meio de dados de sensores remotos (KOCH, 2010). Em virtude de algumas limitações da correlação direta entre índices de vegetação e a biomassa florestal com dados ópticos (LABRECQUE et al., 2006; LU et al., 2004), estes têm-se demonstrado interessantes, quando combinados com outros dados, como, por exemplo, dados climáticos (MAIN-KNORN et al.,

2011), biofísicos (WULDER et al., 2008), de textura (SARKER; NICHOL, 2011) e multitemporais (LE MAIRE et al., 2011).

Mesmo assim, alguns autores têm demonstrado, ainda, que o uso de dados ópticos de sensoriamento remoto, associados a confiáveis pesquisas de campo, proporcionam aceitáveis estimativas de biomassa e estoque de carbono florestal (BAKER et al., 2010; EVA et al., 2010). Nestes estudos, a estimativa das variáveis de interesse é feita, geralmente, por modelos empíricos, em que parâmetros como fechamento de copa, área basal ou volume de madeira são introduzidos como variáveis dependentes e podem ser preditos ou estimados utilizando dados contidos em uma imagem gerada por um sensor remotamente situado (TOMPPO et al., 2008).

Devido ao grande potencial dos sensores remotos e dada a importância de se levantar e manter constantemente atualizada as informações sobre as florestas, justifica-se o interesse em testar a capacidade de imagens de satélite como uma ferramenta de auxílio aos inventários florestais (RIPPLE et al., 1991).

### **2.3.1 Índices Espectrais de Vegetação**

Segundo Glenn et al. (2008), os Índices de Vegetação (IVs) são uma das mais antigas ferramentas criadas em sensoriamento remoto aplicado a estudos da vegetação. Os primeiros índices desenvolvidos datam do início da década de 1970 e têm sido empregados com sucesso, para avaliar as diferentes condições vegetais, tais como cobertura, fenologia e produtividade primária.

Tais índices são aplicados, para realçar áreas e minimizar a variabilidade da reflectância medida por um sensor remotamente situado, devido a interferência de fatores externos como a fonte de radiação, o espalhamento atmosférico, as características tanto da folha quanto do dossel, os teores de

umidade, a interferência da reflectância do solo, sombra, entre outros (PONZONI, 2001).

O mais simples deles é o índice de razão simples (SR), mas fornece informações importantes sobre a biomassa florestal ou sobre o IAF, sobretudo, em florestas com elevada concentração de biomassa (SCHLERF; ATZBERGER; HILL, 2005). Ele é descrito como a razão entre a banda do infravermelho e do vermelho. Os valores variam de 0 a mais de 30, a vegetação saudável geralmente situa-se entre valores de 2-8.

$$SR = NIR / RED$$

Em que NIR e RED representam a reflectância das regiões do infravermelho próximo e do vermelho do espectro eletromagnético, respectivamente. Accioly et al. (2002) aplicaram transformações espectrais, como os índices de vegetação e a fração de vegetação obtida pelo modelo de análise de misturas, em dados do sensor TM/LANDSAT, com o objetivo de se estimar parâmetros estruturais da Floresta Nacional do Araripe, no Ceará, encontraram melhores correlações com o índice de vegetação da razão simples (SR) e com o índice estrutural da vegetação através dos quais foram estabelecidas as equações de regressão.

Dentre os índices de vegetação comumente citados na literatura, o Índice de Vegetação de Diferença Normalizada (NDVI), proposto por Rouse (1973).

$$NDVI = [(NIR - RED) / [(NIR) + (RED)]]$$

Este índice tem sido muito utilizado no estudo da dinâmica da vegetação devido a sua simplicidade e correlação com variáveis ecológicas de interesse (ACERBI JÚNIOR et al., 2015; QUN; HUIZHI, 2013), possui a propriedade de

variar entre -1 a +1 (quanto mais próximo de 1, maior a densidade de cobertura vegetal), o 0 representa valor aproximado para ausência de vegetação, ou seja, representa superfícies não vegetadas (ROSENDO, 2005). Valores negativos podem indicar algum tipo de degradação do solo, como, por exemplo, regiões queimadas.

Embasado no mesmo princípio de razão entre diferenças de bandas, a modificação do infravermelho pela banda do verde (em torno de 500 - 570 nm) gera o Índice de Vegetação Verde (VIg). Proposto por Gitelson et al. (2002), este índice traz como vantagem uma interpretação mais simples em certos estádios de desenvolvimento por este índice situar-se entre os comprimentos de onda do visível, permitindo diferenciar variações na ocorrência de fenômenos de senescência da parte aérea da vegetação. Este índice é obtido pela expressão:

$$VIg = ( pG - pR ) / ( pG + pR )$$

Em que pG é a reflectância da banda espectral do verde e pR é a reflectância da banda espectral do vermelho. Silva (2014), estudando as correlações entre índices de vegetação e variáveis biométricas, encontrou uma correlação de 0,69 para a variável diâmetro médio e o índice VIg. Essa correlação é considerada alta entre índices de vegetação e variáveis biométricas.

O IAF é um índice biofísico definido como o total de área foliar por área de superfície do terreno (WATSON, 1947), sendo um indicador da biomassa de cada pixel da imagem. A expressão empírica do IAF foi proposta por Allen, Tasumi e Trezza (2002).

$$IAF = LN ((0.69 - SAVI) / 0.59) / 0.91$$

Em que SAVI representa o Índice de Vegetação Ajustado ao Solo.

O Índice de Vegetação Ajustado ao Solo, ou Soil Adjusted Vegetation Index (SAVI), é uma variação do NDVI, proposto por Huete (1988), com o objetivo de aperfeiçoar a resposta da vegetação em relação às interferências do solo, especialmente, em áreas de baixa cobertura vegetal (MOREIRA, 2000; ROSENDO, 2005). Desta forma este índice é obtido através da seguinte expressão:

$$SAVI = (pNIR - pR) * (1 + L) / (pNIR + pR + 1)$$

Em que pNIR é a reflectância da banda espectral do infravermelho próximo, pR é a reflectância da banda espectral do vermelho e L a constante de ajuste do solo que varia de acordo com a reflectância do solo e a densidade da vegetação.

As técnicas de realce de imagem, por meio de índices de vegetação, têm sido amplamente utilizadas, pois aumentam o brilho das áreas vegetadas, melhorando a aparência da distribuição espacial de informações das imagens, tornando-as de fácil interpretação visual e computacional (ROSENDO, 2005).

## **2.4 Modelagem**

Ao se proceder a uma análise estatística de dados, busca-se, de alguma forma uma regularidade, um padrão, ou um modelo presente nas observações. Segundo Rossi (2007), um modelo é qualquer representação simplificada de alguns aspectos de um sistema real, podendo tratar da estrutura ou de suas funções.

Os modelos matemáticos, também chamados de modelos alométricos, são criados para se estimar variáveis de difícil obtenção com base no uso de outras variáveis de mais fácil obtenção. Nos diversos ramos da ciência, surge a

necessidade de se ajustar um modelo matemático que seja capaz de explicar o fenômeno observado e que também seja capaz de proporcionar previsões dentro e, se possível, fora dos limites investigados. Para tanto, utiliza-se a técnica de análise de regressão (AMADOR et al., 2011). Estes modelos podem ser simples, quando envolvem uma relação causal entre duas variáveis, ou multivariados, quando envolvem uma relação causal com mais de duas variáveis (COIMBRA et al., 2005).

A importância do uso da regressão na área florestal é basicamente a previsão de uma variável resposta de difícil mensuração. A relação hipsométrica, relação da altura com o diâmetro da árvore, é um bom exemplo (SCHNEIDER, 1997). Segundo Finger (1992), o problema se resume em obter um modelo quantitativo de dependência entre uma variável de difícil medição, a variável dependente e uma ou mais variáveis de fácil obtenção, as variáveis independentes.

É lógico pensar que isto implica erros os quais são dependentes da metodologia empregada e do nível de precisão estabelecido (CASSOL, 2013), sendo assim, não existem modelos matemáticos perfeitos, porque não há como identificar e controlar todas as variáveis envolvidas nos fenômenos em estudo, de maneira que os resultados fornecidos pelos modelos são sempre aproximados.

#### **2.4.1 Pressupostos dos Modelos**

Se o modelo não for adequado, ele irá representar os dados incorretamente, sendo assim, ao estabelecer um modelo de regressão, é necessário seguir alguns pressupostos que, de acordo com Levine et al. (2005), destacam-se: homocedasticidade, normalidade e independência dos resíduos, e linearidade.

- a) Homocedasticidade: significa variância constante ou homogeneidade de variâncias. Os resíduos, ou seja, a diferença entre os resultados observados e os resultados preditos pelo modelo devem variar uniformemente.
- b) Normalidade dos resíduos: de acordo com as premissas do teorema de Gauss-Markov, o erro amostral deve seguir uma distribuição aproximadamente normal para que os estimadores de  $\beta_1$ ,  $\beta_2$  e  $\sigma$  (sigma) encontrados sejam não viesados e eficientes (FIGUEIREDO FILHO et al., 2011). A distribuição normal dos resíduos pode ser verificada pelo gráfico de resíduos versus de ajuste.
- c) Independência dos resíduos: se o modelo ajustado for apropriado para os dados, não haverá padrão aparente de resíduos (SUBRAMANIAN; COUTINHO; SILVA, 2007). Nesse caso, a verificação da falta de ajuste pode ser feita qualitativamente, por análise da distribuição dos resíduos do modelo.
- d) Linearidade: deve-se esperar que a relação entre as variáveis independentes e a variável dependente possa ser representada por uma função linear. Quanto mais a relação se distanciar de uma função linear maior a diferença entre os parâmetros estimados e os observados (FIGUEIREDO FILHO et al., 2011).

A verificação destas pressuposições melhora a qualidade da análise dos experimentos, devendo ser aplicadas antes de qualquer análise e teste de hipótese (CONAGIN et al., 1993). O seu não atendimento pode afetar mais ou menos gravemente as conclusões tomadas com base nos modelos estabelecidos e nas técnicas de análise a eles associados (JOHNSON; WICHERN, 1998).

### 2.4.2 Multicolinearidade

A multicolinearidade é um aspecto importante no ajuste de modelos de regressão linear múltipla e ocorre, quando as observações amostrais das variáveis explicativas, ou suas combinações lineares, são correlacionadas (MATSUO, 1986). Consiste em um problema comum em regressão linear múltipla, indicando que existe uma relação de linearidade entre as variáveis regressoras, prejudicando assim a estimação dos coeficientes de regressão.

Seus efeitos danosos são ocasionados pelo grau em que se manifesta. Entre os efeitos peculiares de uma elevada multicolinearidade, podem ser citados estimativa inconsistente do coeficiente de regressão e também uma superestimativa dos efeitos diretos das variáveis explicativas sobre a variável resposta, o que pode levar à interpretação equivocada (CRUZ; CARNEIRO, 2003).

Uma das formas de detectar a presença da multicolinearidade é pelo teste do Fator de Inflação da Variância (*VIF*) que mede o quanto a variância de um coeficiente de regressão estimado é maior por causa de colinearidade (VILLA, 2016). O Fator de Inflação da Variância é definido como:

$$VIF=1/1-R^2$$

Valores de *VIF* maiores que 10 caracterizam presença de multicolinearidade (KUTNER et al., 2004). Sendo assim, uma vez detectada a multicolinearidade, podem seguir-se duas estratégias: eliminação de variáveis redundantes, ou seja, aquelas que apresentaram *VIF* maiores que 10, ou regressões tendenciosas que eliminam os efeitos da redundância, sem eliminar variáveis (MATOS, 1995).



A literatura sugere várias medidas para minimizar problemas de multicolineariedade, como, por exemplo, a incorporação de mais informação, certificar-se de que não existem problemas de variáveis omitidas, averiguar se a forma funcional do modelo foi devidamente estipulada, identificar a presença de outliers e assegurar que as variáveis foram medidas de maneira adequada (FIGUEIREDO FILHO et al., 2011).

### **2.4.3 Métodos de Seleção de Variáveis**

O conhecimento das relações entre as variáveis é um subsídio importante para a montagem do modelo (SCOLFORO, 2005). A abordagem tradicional na construção de modelos estatísticos é encontrar o modelo mais parcimonioso, capaz de explicar os dados. Quanto mais variáveis no modelo maior se torna a estimativa do erro e mais dependente o modelo fica dos dados observados, por isso, os métodos de seleção têm sido desenvolvidos para identificar se é necessária a inclusão de todas as variáveis regressoras disponíveis ou incluir apenas um subconjunto destas variáveis (VILLA, 2016). A seguir, serão apresentados alguns métodos de seleção de variáveis.

- a) Forward: o procedimento Forward de adição sequencial de variáveis parte de um modelo em que não há nenhuma variável. Criam-se, então, modelos com cada uma das variáveis candidatas e a variável que apresentar melhor desempenho, em relação ao um determinado índice de performance, é adicionada ao conjunto de variáveis que irão compor o modelo (FACCHIN, 2005). No Forward depois que a variável entrou no modelo ela não sai mais dele.
- b) Backward: a ideia antecedente ao método Backward é obter o melhor subconjunto de variáveis por sucessiva remoção de variáveis

do modelo. Conforme Facchin (2005), o procedimento se inicia pela construção de um modelo contendo todas as  $k$  variáveis candidatas. O procedimento é repetido até que a remoção de uma variável piore significativamente o modelo ou até que todas as variáveis tenham sido eliminadas.

- c) Stepwise: também chamado de regressão por etapas ou passo a passo, consiste na escolha das variáveis mais importantes para a estimação de um modelo de regressão linear múltipla. Téo (2009) demonstrou que, após a inserção de cada variável, o procedimento stepwise examina a significância das variáveis que já faziam parte do modelo matemático a partir de um critério de seleção. Um dos critérios de seleção mais usados é o teste F, mas também pode ser feito com o coeficiente correlação linear múltipla, erro quadrático total, critério de informação de Hocking (1976). De acordo com Draper e Smith (1981), o stepwise é o melhor procedimento de seleção de variáveis para compor equações de regressão.

#### **2.4.4 Seleção de Modelos**

A seleção de variáveis é um meio para se chegar a um modelo, mas não é a etapa final. A qualidade de um dado modelo matemático pode ser medida, quando aplicada em situações reais, cujos resultados sejam previamente conhecidos. Assim, ao se efetuar a comparação entre os dados reais e teóricos, se os valores obtidos forem razoavelmente próximos, o modelo escolhido ou adotado é bom, mas, caso os resultados se apresentam muitos díspares, tanto as variáveis consideradas quanto as relações entre elas devem ser reavaliadas.

Para um conjunto de dados, podem ser ajustados diversos modelos de regressão e a seleção de uma equação pode ser feita utilizando critérios

estatísticos, como, por exemplo, o coeficiente de determinação, o erro padrão da estimativa, a distribuição dos resíduos e a estatística F (SCHNEIDER, 1997).

O coeficiente de determinação ( $R^2$ ) expressa o quanto as variáveis independentes explicam as variações da variável dependente. Assim, seleciona-se a equação que apresenta maior  $R^2$ . Já o erro padrão da estimativa ( $S_{yx}$ ) representa a dispersão entre os valores observados e estimados ao longo da linha de regressão. Menores valores dessa estatística indicam melhores ajustes. No caso de modelos com a variável dependente transformada, os valores do erro padrão devem ser corrigidos para a mesma unidade dos dados observados (SCOLFORO, 2005). A análise gráfica da distribuição dos resíduos entre a variável dependente estimada e observada permite observar possíveis tendências no ajuste, ao longo da linha de regressão, sendo os resíduos calculados como a diferença entre a variável dependente observada e a estimada (MACHADO et al., 2008).

Resende et al. (2006) e Sanquetta et al. (2003) utilizaram como critério, para escolha dos melhores modelos de regressão, maior coeficiente de determinação ( $R^2$ ) na equação ajustada, menor erro padrão da estimativa ( $S_{yx}$ ), maior estatística F e melhor distribuição gráfica dos resíduos. Já Silva, H. et al. (2004) não utilizaram a estatística F, mas, sim, o erro padrão da estimativa em percentagem ( $S_{yx}\%$ ).

## **2.5 Geoestatística**

A geoestatística é considerada um grande ramo da estatística espacial que estuda a relação de uma variável regionalizada com ela mesma, numa outra posição (CRESSIE, 1993). Os modelos da geoestatística incorporam a interpretação da distribuição estatística, assim como a correlação espacial das amostras. Essa teoria supõe a existência de dependência espacial entre as

variáveis, ou seja, correlação dos valores das variáveis com a distância dos pontos de onde eles foram obtidos.

O interpolador geoestatístico utiliza o conceito das variáveis regionalizadas para prever valores de observações não amostradas (SANTANA, 2011). Os métodos geoestatísticos fornecem um conjunto de ferramentas, para entender uma aparente aleatoriedade dos dados, mas com possível estruturação espacial, estabelecendo, desse modo, uma função de correlação espacial. Esta função (semivariograma) representa a base da estimativa da variabilidade espacial em geoestatística.

### **2.5.1 Semivariograma**

A medida de dispersão dos dados em torno da média na estatística clássica é realizada pela variância. Um variograma é uma ferramenta básica de suporte às técnicas de krigagem (interpolação geoestatística), que permite representar quantitativamente a variação de um fenômeno regionalizado no espaço (JOURNEL; HUIJBREGTS, 1978). Na geoestatística, a variância das variáveis regionalizadas é caracterizada pela semivariância, que corresponde à metade da variância espacial.

Considera-se uma característica dendrométrica  $X$  tal como o volume, que pode variar continuamente num espaço geográfico, em função das coordenadas geográficas. A representação da estrutura de variação destas características no espaço, quando o local varia, é dada pelo semivariograma.

O semivariograma é a parte central da geoestatística, capaz de descrever a estrutura de dependência espacial de uma função aleatória na direção de um vetor  $h$  (MCBRATNEY; WEBSTER, 1986). As estimativas da semivariância para distância é dada pelo estimador clássico, desenvolvido por Matheron (1962). O estimador é definido pela expressão:

$$\hat{\gamma}_M(h) = \frac{1}{N(h)} \sum_{i=1}^{N(h)} (Z(x_i + h) - Z(x_i))^2$$

Em que:

$\hat{\gamma}(h)$  - estimativa da semivariância;

$Z(x_i)$  - variável  $Z$  no ponto  $x_i$ ;

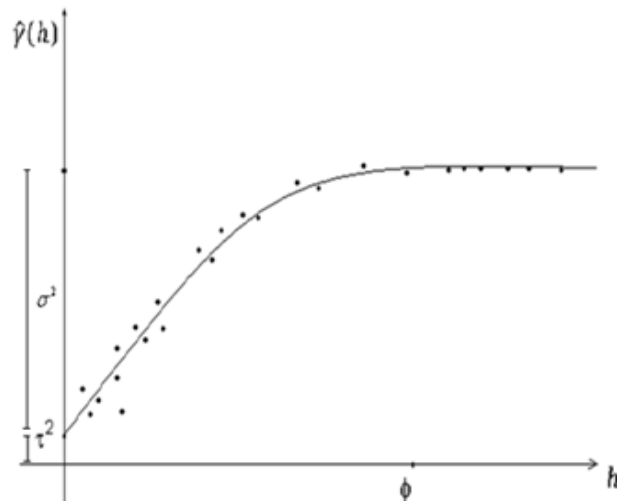
$Z(x_i + h)$  - variável  $Z$  no ponto  $x_i + h$ ;

$N(h)$  - número de pares separados por uma determinada distância  $h$ .

Estas estimativas geram o semivariograma experimental. Por meio dos dados ou do semivariograma experimental, ajusta-se um modelo espacial que contém os parâmetros efeito pepita ou *nugget* ( $\tau^2$ ), contribuição ou *partial sill* ( $\sigma^2$ ) e alcance ou *range* ( $\phi$ ). Esses parâmetros, além de auxiliarem na descrição da dependência espacial, são responsáveis pelo ajuste de um modelo teórico a um semivariograma empírico, utilizado para modelar a estrutura de dependência espacial em função da distância (KOZAR; LAWRENCE; LONG, 2002).

A Figura 3 representa um modelo típico de semivariograma experimental e seus parâmetros.

Figura 3 - Modelo típico de semivariograma experimental com os parâmetros efeito pepita ( $\tau^2$ ), contribuição ( $\sigma^2$ ) e alcance ( $\phi$ ).



Fonte: Santana (2011).

O efeito pepita ( $\tau^2$ ) é o valor da semivariância para  $h$  igual a zero. Segundo Vieira (2000) é a variação aleatória ou não estruturada do fenômeno estudado. Quanto menor o efeito pepita melhor será o processo de inferência. A contribuição ( $\sigma^2$ ) representa o quanto de variação total ( $\tau^2 + \sigma^2$ ) pode ser explicada pelo componente espacial. O alcance ( $\phi$ ) representa a zona de influência de uma observação e separa o campo estruturado (amostras espacialmente correlacionadas) do campo aleatório (amostras espacialmente independentes) (SANTANA, 2011).

Após a definição do modelo, tem-se o ajuste da função matemática ao semivariograma experimental. Existem diversos modelos teóricos de semivariograma (SOARES et al., 2006) sendo os principais os modelos esférico, exponencial e gaussiano. O modelo ajustado ao semivariograma experimental deve ser posteriormente validado. Uma das formas de validação é avaliar o erro médio reduzido ( $EMR$ ) ou o desvio padrão do erro médio reduzido ( $S_{ER}$ )

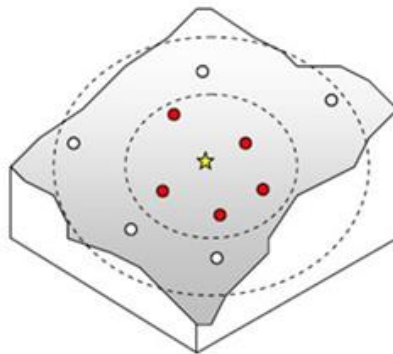
(CRESSIE, 1993; MCBRATNEY; WEBSTER, 1986), proveniente da validação cruzada. Quanto mais próximo de zero for o erro médio reduzido melhor é o desempenho do modelo e quanto mais próximo de 1 for o desvio padrão do erro médio reduzido melhor a performance do modelo.

### 2.5.2 Krigagem

A krigagem é o interpolador geoestatístico que estima valores em pontos não amostrados a partir de informações dos pontos amostrados, considerando a estrutura de dependência espacial da característica em estudo. Esta técnica baseia-se no estudo da variabilidade espacial da característica de interesse e é considerada superior aos demais interpoladores por permitir calcular o erro associado a cada estimativa ou variância da krigagem (JOURNAL; HUIJBREGTS, 1978).

O raciocínio que está na base da interpolação é, em média, os valores do atributo tendem a ser similares em locais mais próximos do que em locais mais afastados (CÂMARA; MEDEIROS, 1998). A Figura 4 ilustra o conceito de vizinhança e influência dos pontos amostrados sobre o ponto a ser estimado.

Figura 4 - Ponto a ser estimado e influência de pontos amostrados.



Fonte: Kanegae Júnior et al. (2004).

O ponto amarelo refere-se ao local que se deseja estimar. Os pontos vermelhos são os locais amostrados mais próximos ao local a ser estimado e, portanto, exercem maior influência sobre o ponto a ser estimado. Os pontos brancos são os locais amostrados mais distantes, com menor influência sobre o ponto a ser estimado (ALVARENGA et al., 2012).

Entre os métodos de interpolação, a krigagem e inverso do quadrado da distância são mais utilizados (SOUZA et al., 2010). Como supracitado, o método da krigagem usa a dependência espacial entre amostras vizinhas, expressa no semivariograma, para estimar valores em qualquer posição dentro do campo, sem tendência e com variância mínima (MELLO et al., 2005). Já no método do inverso do quadrado da distância o fator de ponderação é o inverso do quadrado da distância euclidiana entre o ponto conhecido e o estimado, sendo considerado de fácil aplicação, mas com acurácia menor que a krigagem, pois não considera a estrutura de dependência espacial (MELLO, 2004).

De acordo com Hartkamp et al. (1999), quando os dados são abundantes e regularmente distribuídos, as metodologias de interpolação geram resultados similares. Em contrapartida, quando os dados são escassos, há uma grande variação nos resultados. Souza et al. (2010) não verificaram diferenças entre os dois métodos de interpolação, para atributos químicos do solo, sendo considerados eficientes na inferência de valores. Kanegae Júnior et al. (2006) observaram uma maior redução na variância média e no erro da amostragem com o inverso do quadrado da distância em relação à krigagem ordinária na estratificação de povoamentos de eucalipto.

Atualmente os estudos buscam aliar técnicas geostáticas e de sensoriamento remoto visando resolver os desafios encontrados na área florestal. Acerbi Júnior et al. (2015) analisaram o potencial dos semivariogramas gerados, a partir do índice de vegetação NDVI, para a detecção de desmatamentos e



observaram que a forma dos semivariogramas são diferentes quando há desmatamentos na área.

Reis et al. (2016) avaliaram a utilização de interpoladores geoestatísticos e imagens de sensoriamento remoto, para a estratificação de povoamentos de *Eucalyptus sp.* em idade de corte e concluíram que as técnicas foram eficientes, proporcionando estimativas volumétricas mais precisas.

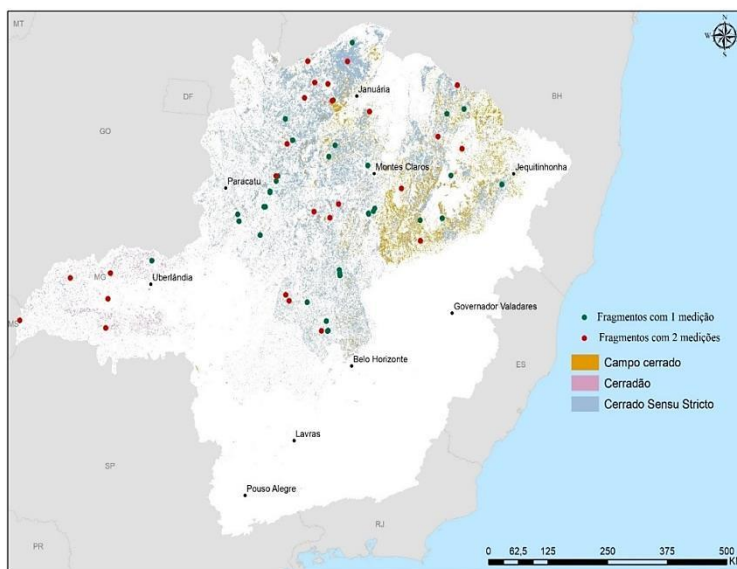
Wulder, Lavigne e Franklin (1996) associaram técnicas geoestatísticas com sensoriamento remoto e procuraram caracterizar a estrutura de copa de coníferas, a partir de imagens de satélite e parâmetros biofísicos, tais como área basal e índice de área foliar e concluíram ter sido possível usar métodos geoestatísticos de krigagem para mapeamento da altura dominante e área basal.

### 3 MATERIAL E MÉTODOS

#### 3.1 Área de estudo

O presente estudo foi realizado, a partir de dados coletados em 1.553 parcelas inseridas dentro de 61 fragmentos de Cerrado distribuídos pelo estado de Minas Gerais (Figura 5), abrangendo as fitofisionomias do Campo Cerrado, Cerrado Senu Stricto e Cerradão. Essas áreas fazem parte dos 165 fragmentos de vegetação nativa, mensurados no Inventário Florestal de Minas Gerais (SCOLFORO et al., 2008). O clima predominante é o tropical sazonal, de inverno seco, com temperatura média anual de 22,5 °C e médias mensais muito variáveis. Pela classificação de Köppen, as áreas estudadas estão distribuídas nas regiões Cwa, Cwb, Aw e As (ÁLVARES et al., 2013).

Figura 5 - Localização dos Fragmentos.



Fonte: Da autora (2017).

O bioma é formado por um mosaico de fitofisionomias com características estruturais e florísticas distintas. As fitofisionomias existentes incluem desde formações florestais, com predomínio de árvores e formação de dossel, até formações campestres, em que há ausência completa de árvores. Dessa forma, as fitofisionomias do Cerrado apresentam um gradiente de vegetação com distintas características estruturais, as quais se expressam em parâmetros como altura média das árvores, densidade de indivíduos, porcentagem de cobertura do dossel, área basal, dentre outras (SOUZA; GALVÃO; SANTOS, 2009). Os fragmentos foram selecionados de forma a garantir que toda a variação da vegetação fosse amostrada. Na Tabela 2 estão apresentados os valores médios das principais variáveis biométricas dos diferentes tipos fisionômicos, em estudo no estado de Minas Gerais, dados estes avaliados na primeira medição em 2005.

Tabela 2 - Valores médios das principais variáveis biométricas dos tipos fisionômicos em estudo para o estado de Minas Gerais.

<b>Tipo fisionômico</b>	<b>N</b>	<b>G</b>	<b>Dg</b>	<b>H</b>	<b>Vol</b>	<b>C</b>
Campo Cerrado	370,4	3,5	11,2	4,3	17,7	5,0
Cerrado Sensu Stricto	1168,9	9,4	10,2	5,1	48,5	14,3
Cerradão	1626,8	18,3	12,0	7,4	128,9	35,1

Fonte: Scolforo et al. (2006). Adaptado do Inventário Florestal da Flora Nativa e dos Reflorestamentos de Minas Gerais.

N: número de plantas por hectare; G: área basal média (m<sup>2</sup>/ha); Dg: diâmetro médio quadrático (cm); H: altura média das plantas (m); Vol: volume médio (m<sup>3</sup>/ha); C: estoque de carbono (Mg/ha).

### 3.2 Base de Dados

No ano de 2005 (1ª medição), foram alocadas, nesses fragmentos, parcelas de 1.000 m<sup>2</sup> (10 × 100 m), distribuídas de forma sistemática. O sistema de amostragem empregado no projeto foi de amostragem em dois estágios. No primeiro, foram considerados os fragmentos de cerrado e, no segundo, as unidades amostrais alocadas em cada um destes fragmentos.

Nas unidades amostrais, todas as árvores com diâmetro à altura do peito a 1,30 m do solo (DAP)  $\geq$  5 cm foram marcadas com plaquetas numeradas e mensuradas. Para identificação das espécies, foram realizadas coletas de material botânico e produzidas exsicatas no herbário da Universidade Federal de Lavras (SCOLFORO et al., 2008).

O inventário florestal é uma atividade cara, onerosa e bastante demorada o que acaba dificultando muito o monitoramento contínuo da vegetação. No ano de 2010 (2ª medição), foi realizada a remedição das árvores, contudo devido a dificuldades inerentes à essa atividade, o segundo levantamento ocorreu em apenas 25 desses fragmentos (647 parcelas), as quais compõem a chamada rede de fragmentos permanentes do Cerrado (MORAIS et al., 2013).

Os valores de área basal (m<sup>2</sup>), volume (m<sup>3</sup>) e carbono (mg), para todas as parcelas nos dois anos de medição, foram calculados por meio das equações ajustadas por Scolforo (2008) para estes mesmos locais. Estas variáveis são de extrema importância para o manejo e conservação do bioma. Segundo Cunha (2004) o volume é a variável mais utilizada no diagnóstico do potencial madeireiro de uma floresta, sendo, por isso, um parâmetro muito importante na dendrometria. A área basal se refere a um valor de cobertura por plantas de uma determinada área de superfície do solo. É um bom indicador da densidade vegetal de um ecossistema. Ambas as características são de uso corrente no manejo florestal e utilizadas na comercialização e na indústria. Já a

quantificação do carbono possui um apelo mais ecológico, no atual cenário de mudanças climáticas, dado que as árvores fixam o carbono captado da atmosfera, por meio da fotossíntese e, também, conserva o solo sob seu domínio. Embora seja de suma importância, a quantificação de carbono nos ambientes naturais é dificultada por questões logísticas, metodológicas e financeiras.

### **3.3 Imagens de satélite**

Foram selecionadas 15 cenas do satélite Landsat 5 TM, no ano de 2010, de forma a cobrir todos os 61 fragmentos de Cerrado. As imagens foram adquiridas no site do United States Geological Survey - USGS (<http://earthexplorer.usgs.gov>), com os pré-processamentos a nível do subproduto Landsat Surface Reflectance, eliminando a necessidade de novas correções, uma vez que essas imagens já possuem correção geométrica e valores de reflectância a nível do solo. A escolha das datas das imagens se deu pela observação de inexistência de nuvens e/ou sombra de nuvens sobre o fragmento, respeitando uma proximidade entre as datas, para que correspondam a uma interpretação correta do estado de desenvolvimento da vegetação.

### **3.4 Modelagem**

Primeiramente, visando atualizar a estimativa dos valores de volume ( $v_2$ ), carbono ( $c_2$ ) e área basal ( $g_2$ ) de todos os 61 fragmentos do Cerrado, no ano de 2010 (2ª medição), modelos de regressão linear multivariados foram ajustados por meio dos dados dos 25 fragmentos remedidos. Considerou-se como variáveis preditoras, as variáveis dendrométricas obtidas a partir de dados mensurados em campo no ano de 2005 e valores de reflectância do ano em que se deseja obter as novas estimativas, no caso, o ano de 2010.

De acordo com Berra et al. (2012), os povoamentos florestais podem ser caracterizados pela reflectância em cada uma das bandas espectrais das imagens de satélite ou pelos índices de vegetação. A partir das coordenadas geográficas dos centroides das parcelas, extraíram-se os dados de reflectância, em seis bandas espectrais do sensor Thematic Mapper (TM): TM1: 0,45 a 0,52  $\mu\text{m}$ ; TM2: 0,52 a 0,60  $\mu\text{m}$ ; TM3: 0,63 a 0,69  $\mu\text{m}$ ; TM4: 0,76 a 0,90  $\mu\text{m}$ ; TM5: 1,55 a 1,75  $\mu\text{m}$ ; e TM7: 2,08 a 2,35  $\mu\text{m}$ . A partir destas bandas, foram gerados 5 índices de vegetação, apresentados na Tabela 3.

Tabela 3 - Índices de reflectância gerados a partir das bandas do satélite Landsat5.

Índice da Razão Simples (SR)	$SR = TM4/TM3$
Índice De Vegetação Por Diferença Normalizada (NDVI)	$NDVI = (TM4-TM3)/(TM4+TM3)$
Índice De Vegetação Ajustado Ao Solo (SAVI)	$SAVI = [(1+L)*(TM4-TM3)/(TM4+TM3+L)]$
Índice de Área Foliar (IAF)	$IAF = \ln(0,69-SAVI) / 0,59 / 0,91$
Índice De Vegetação Verde (VIG)	$VIG = (TM2-TM3)/(TM2+TM3)$

Fonte: Da autora (2017).

\*TM1 a TM7 correspondem às bandas de 1 a 7 do sensor TM. L corresponde ao valor de ajuste do SAVI.

O SR é um índice simples, porém exibe boa relação com características das florestas (TURNER et al., 1999). O NDVI, proposto por Rouse et al. (1973), tem sido muito utilizado no estudo da dinâmica da vegetação por sua simplicidade e correlação com as estruturas da paisagem (ACERBI JUNIOR et al., 2015). O SAVI, proposto por Huete (1988), minimiza a interferência do solo, o que melhora sua relação com as métricas da vegetação. O VIG, proposto por Gitelson et al. (2002), situa-se entre os comprimentos de onda do visível,

permitindo diferenciar variações na ocorrência de fenômenos de senescência da parte aérea da vegetação. O IAF é um índice biofísico definido como o total de área foliar por área de superfície do terreno (WATSON, 1947), sendo um indicador da biomassa de cada pixel da imagem. A expressão empírica do IAF foi proposta por Allen, Tasumi e Trezza (2002).

As variáveis dendrométricas área basal ( $g_1$ ), volume de madeira ( $v_1$ ) e carbono ( $c_1$ ) foram associadas com os valores das bandas espectrais e dos índices de vegetação extraídos de cada uma das parcelas de todos 25 fragmentos permanentes. A associação foi feita com as coordenadas (centro da parcela) coletadas em campo com GPS e os respectivos valores de coordenadas na imagem. Logo, com a base de dados completa, prosseguiu-se às análises.

A primeira análise a ser realizada foi uma análise exploratória dos dados. Esse tipo de procedimento é importante para que se possa entender o comportamento geral dos dados, por meio de medidas de posição e dispersão e, também, para a verificação e exclusão de valores discrepantes (outliers). Posteriormente, os fragmentos foram separados por fitofisionomia, segundo metodologia utilizada por Scolforo et al. (2008). Dessa forma foram ajustados 3 diferentes modelos, um para cada fisionomia e para cada uma das características estudadas, totalizando 9 modelos.

Os modelos, para estimativa de volume ( $v_2$ ), carbono ( $c_2$ ) e área basal ( $g_2$ ), foram ajustados por meio do procedimento “stepwise” de seleção de variáveis significativas (DRAPER; SMITH, 1981). O procedimento de seleção de variáveis *Stepwise* é, possivelmente, o mais amplamente difundido na literatura mundial (MONTGOMERY; RUNGEE, 2009). Sua operacionalização ocorre através da sistemática adição ou remoção de variáveis no modelo de regressão, realizada com base em um teste estatístico de significância de cada variável.

Foram utilizados modelos de regressão do tipo linear múltiplo. A correlação entre variáveis explicativas (multicolinearidade) foi avaliada pelo teste de fator de inflação da variância (“variance inflation fator”, VIF). Das regressões ajustadas, foram analisados o coeficiente de determinação ( $R^2$ ), o erro padrão residual ( $S_{xy}$ ) e o gráfico de dispersão dos resíduos. Conforme Ahamed et al. (2011), um alto valor de  $R^2$  ou baixo  $S_{yx}$  frequentemente indica um bom modelo. O poder de predição dos modelos ajustados foi avaliado, a partir da técnica de validação preditiva, com base no coeficiente de determinação e na raiz do erro quadrático médio (RMSE). Do conjunto das 647 parcelas, 30% foram utilizadas para a validação preditiva dos dados.

Após a validação, os modelos foram aplicados às parcelas dos 36 fragmentos sem remedição, obtendo-se assim valores de volume ( $v_2$ ), carbono ( $c_2$ ) e área basal ( $g_2$ ) para as parcelas que não estão sendo monitoradas. Assim, todas as 1553 parcelas passaram a conter informações estimadas para o ano de 2010.

Em seguida, os dados estimados passaram por uma nova análise exploratória, para verificar se os mesmos se encontram espacialmente estruturados e sem tendência em relação às direções Norte-Sul-Leste-Oeste. Através do software R, foram ajustados semivariogramas experimentais para  $v_2$ ,  $g_2$  e  $c_2$ . Os parâmetros obtidos, por meio dos semivariogramas experimentais, foram levados ao software ArcGis, onde foi efetuada a krigagem, interpolador geoestatístico que permite representar quantitativamente a variação de um fenômeno regionalizado no espaço (JOURNEL; HUIJBREGTS, 1978). Dessa forma, a krigagem permitiu a obtenção de mapas de produtividade para as variáveis volume ( $m^3/ha$ ), área basal ( $m^2/ha$ ) e carbono ( $mg/ha$ ) para o ano de 2010.

Considerando que os modelos, estimativas e interpolações apresentaram-se confiáveis prosseguiu-se para segunda etapa, que consistiu na aplicação dos



mesmos modelos para obtenção de uma nova atualização do mapeamento, para o ano de 2015. Os modelos gerados foram aplicados, considerando os dados de campo das parcelas dos 25 fragmentos medidos em 2010 e dados de reflectância do ano de 2015, coletados a partir de 15 imagens Landsat 8, adquiridas da mesma forma que as imagens Landsat 5, utilizadas nos ajustes dos modelos. Após os valores estudados por parcelas serem estimados, foram efetuadas as mesmas análises geoestatísticas anteriores nos valores de volume (v3) área basal (g3) e carbono (c3) no ano de 2015. Dessa forma, novos mapas de produtividade foram gerados para as características avaliadas no ano de 2015.

#### **4 RESULTADOS E DISCUSSÃO**

Os modelos ajustados apresentaram bom desempenho quanto às estimativas de volume ( $v_2$ ), carbono ( $c_2$ ) e área basal ( $g_2$ ), nas parcelas estudadas, com baixos valores para erro-padrão da estimativa e altos valores para coeficiente de determinação (TABELA 4).

Tabela 4 - Estimativas dos parâmetros dos modelos lineares múltiplos, com valores de coeficiente de determinação (R<sup>2</sup>) em percentagem e do erro padrão da estimativa na unidade da variável estimada (S<sub>xy</sub>).

25

			Parâmetros					R <sup>2</sup>	S <sub>xy</sub>
Fitofisionomia	Modelo	Variável	β <sub>0</sub>	β <sub>1</sub>	β <sub>2</sub>	β <sub>3</sub>	β <sub>4</sub>		
<b>Cerradão</b>	M1	Área Basal (g <sub>2</sub> )		<b>g1</b>	<b>SR</b>			0,9023	0,1485
			0,3078	0,8711	0,0149				
	M2	Volume (v <sub>2</sub> )		<b>v1</b>	<b>TM3</b>			0,9108	1,262
			4,3540	0,9217	-27,4323				
	M3	Carbono (c <sub>2</sub> )		<b>c1</b>	<b>NDVI</b>			0,9019	0,2757
			0,0951	0,8709	1,3513				
<b>Campo Cerrado</b>	M4	Área Basal (g <sub>2</sub> )		<b>g1</b>	<b>VIg</b>	<b>NDVI</b>	<b>SAVI</b>		
			-0,0992	1,0997	-0,5336	0,4234	-0,1322	0,9779	0,04729
	M5	Volume (v <sub>2</sub> )		<b>v1</b>	<b>SAVI</b>	<b>NDVI</b>	<b>VIg</b>		
			-0,5816	1,0972	-0,9667	2,7050	-2,2676	0,9868	0,2022
	M6	Carbono (c <sub>2</sub> )		<b>c1</b>	<b>SAVI</b>	<b>NDVI</b>	<b>VIg</b>		
			-0,1764	1,1050	-0,2690	0,7784	-0,6495	0,9878	0,0583
<b>Cerrado Sensu Strictu</b>	M7	Área Basal (g <sub>2</sub> )		<b>g1</b>	<b>IAF</b>	<b>TM4</b>			
			0,2052	0,9893	0,1042	-0,7297		0,9571	0,09933
	M8	Volume (v <sub>2</sub> )		<b>v1</b>	<b>IAF</b>	<b>TM4</b>			
			1,1526	1,0994	0,5111	-5,4206		0,9615	0,5779
	M9	Carbono (c <sub>2</sub> )		<b>c1</b>	<b>TM4</b>	<b>IAF</b>	<b>TM3</b>		
			0,2636	1,0973	-2,0430	0,2639	2,4096	0,9636	0,1677

Fonte: Da autora (2017).

As bandas espectrais, assim como os índices de vegetação, são frequentemente usados, para extrair informações de áreas vegetadas, uma vez que estão diretamente relacionados com parâmetros da vegetação, como o percentual de cobertura do solo, a atividade fotossintética da planta e o índice de área foliar. Portanto, embora haja relação direta entre índices de vegetação e a produção das florestas (SCHLERF; ATZBERGER; HILL, 2005), os altos valores de  $R^2$ , encontrados nos ajustes dos modelos de regressão, foram provavelmente influenciados pela seleção das variáveis dendrométricas obtidas durante o primeiro levantamento (v1, g1 e c1). Isso pode ser comprovado, quando se compara este resultado com os encontrados em trabalhos que realizam os ajustes dos modelos para prever parâmetros florestais apenas por meio de dados de reflectância. Santos et al. (2017) obtiveram um  $R^2$  de 0,49, ao ajustar um modelo de regressão linear múltipla, para estimativa de volume em cerrado sensu stricto, utilizando apenas dados de reflectância do satélite Landsat 8. Miguel et al. (2015) obtiveram um  $R^2$  de 0,96, ao modelar volume de madeira para o Cerradão, utilizando dados dendrométricos e de reflectância de imagens do sensor LISS III. Estes resultados corroboram com os encontrados no presente estudo. Assim sendo, sendo o Cerrado um bioma muito diverso, a seleção das variáveis dendrométricas para compor os modelos foram extremamente importantes, para balizar o resultado da estimativa, gerando modelos mais confiáveis e precisos.

A fitofisionomia Cerradão é caracterizada por apresentar dossel fechado, sendo assim, maiores valores de volume e área basal. As variáveis explicativas selecionadas, oriundas do sensoriamento remoto, para os modelos no Cerradão, foram: SR para estimar a área basal, TM 3 para estimar volume e o NDVI para estimar o Carbono. Todas as variáveis estão altamente relacionadas à cobertura vegetal. A TM3 corresponde à banda do vermelho, essa região chamada zona de alta absorção da clorofila, é utilizada para caracterizar áreas de vegetação densa

e uniforme. Os índices SR e NDVI são derivados da razão das bandas TM3 e TM4, sendo a TM4 a região do infravermelho próximo, correspondendo à zona de alta reflectância da vegetação, apresentando alta sensibilidade às copas das florestas.

A fitofisionomia campo cerrado apresenta baixo número de árvores e arbustos e maior densidade de estrato herbáceo, apresentando, portanto, baixos valores de volume e área basal. Dessa forma, a associação das variáveis dendrométricas com os índices NDVI, SAVI e VIG é plausível, uma vez que o NDVI é um indicador sensível da quantidade e condição da vegetação, o SAVI atua minimizando a interferência da reflectância do solo e o VIG é capaz de captar muito bem a presença de gramíneas e árvores decíduas, pois, em determinadas ocasiões, elas tornam a percepção do comprimento de onda do verde maior que o do vermelho.

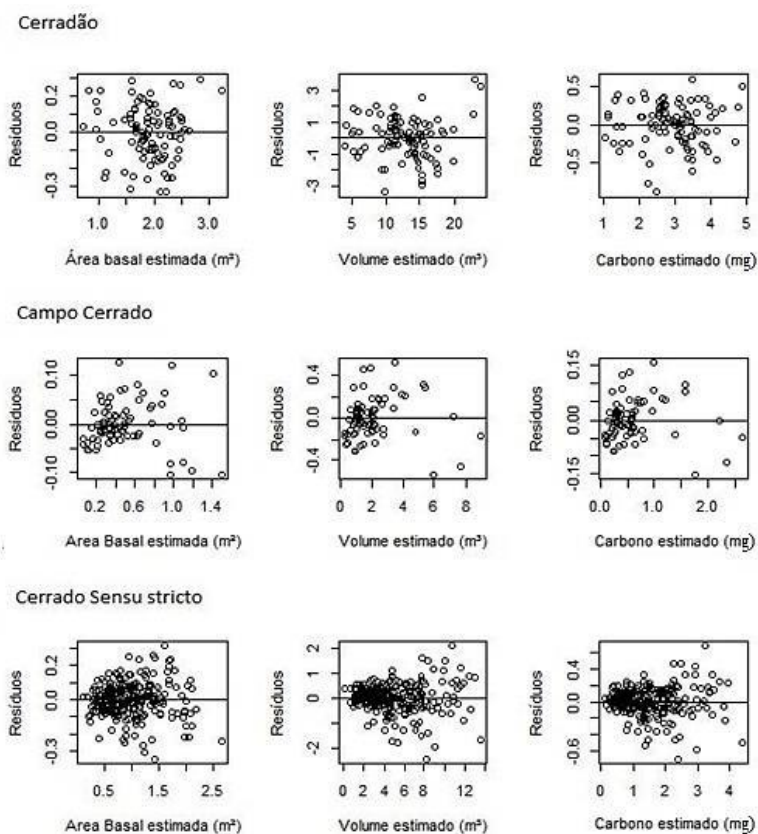
O Cerrado *Sensu Stricto* possui estrato arbóreo arbustivo apresentando volume de madeira e área basal com valores medianos. Para esta fitofisionomia, as variáveis preditoras que apresentaram eficácia nas estimativas foram TM3, TM4 e IAF. O índice de vegetação IAF é um subproduto do NDVI e SAVI e indica a biomassa de cada pixel da imagem, ou seja, avalia a biomassa por unidade de área.

Segundo Berra et al. (2012), os índices NDVI e SR mostraram-se como bons estimadores de volume de madeira e que existe alta correlação positiva entre volume de madeira e os valores de NDVI e SR, para plantios de eucaliptos, na forma de povoamento contínuo no Estado do Rio Grande do Sul. Almeida et al. (2014) ajustaram modelos para estimar características dendrométricas da Caatinga brasileira a partir de dados do sensor TM do Landsat 5. Os autores relacionaram os valores das reflectâncias das bandas (B1, B2, B3, B4, B5 e B7) e os índices (NDVI, SAVI e SR) com os volumes de madeira e encontraram as

maiores correlações entre o volume de madeira e os índices NDVI e SR. O coeficiente de determinação  $R^2$  foi igual a 0,6 para o melhor modelo ajustado

Todos os modelos ajustados apresentaram um  $R^2$  maior que 0,90, o que significa que conseguem explicar cerca de 90% da variação em  $g_2$ ,  $v_2$  e  $c_2$  das fitofisionomias do cerrado. O teste VIF não apresentou ocorrência de multicolinearidade entre as variáveis explicativas ( $VIF < 10$ ). Na Figura 6, estão apresentados os gráficos de dispersão dos resíduos para cada um dos modelos ajustados.

Figura 6 - Gráficos de resíduos dos modelos ajustados.

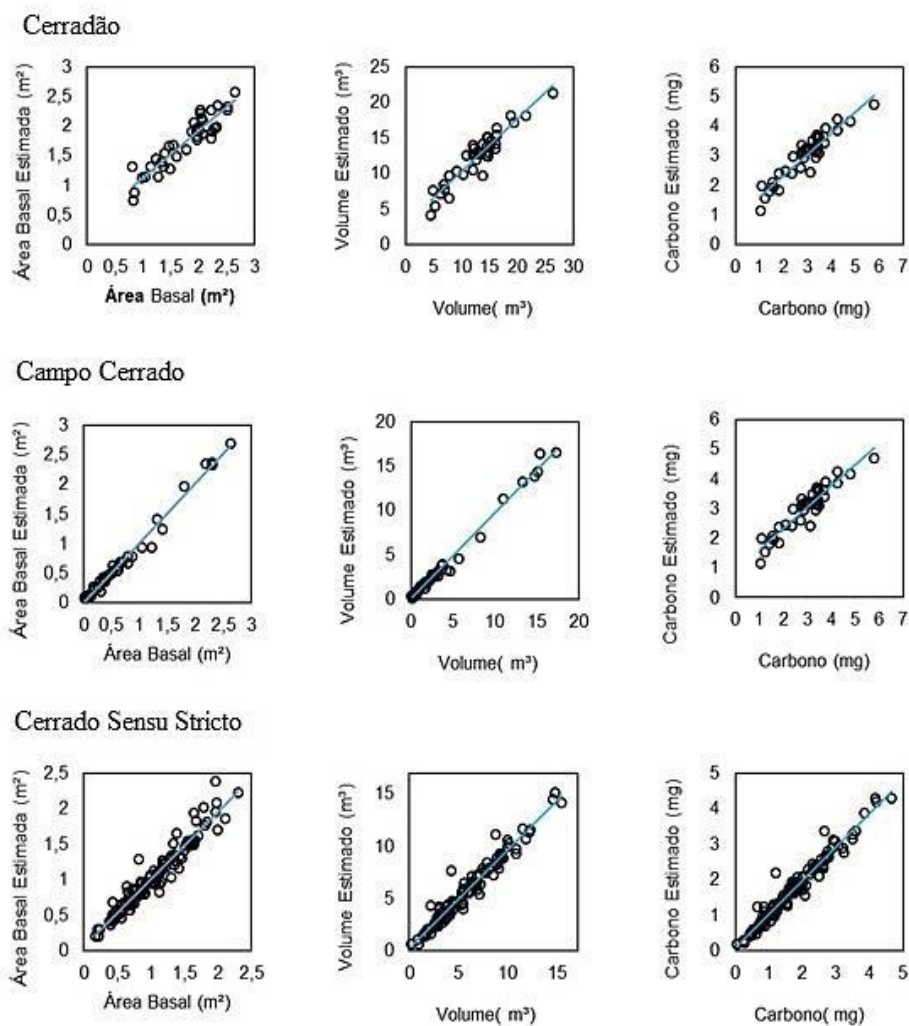


Fonte: Da autora (2017).

A análise gráfica demonstrou que os melhores ajustes ocorreram no cerrado sensu stricto onde os resíduos estão mais bem distribuídos. Isso pode ser explicado pelo maior número de fragmentos inventariados se encontrarem dentro desta fitofisionomia. É importante considerar a complexidade das variáveis avaliadas, uma vez que as parcelas pertencerem a fragmentos com diferentes graus de antropização, estágios sucessionais diferentes, sítios diferentes, árvores com portes em diâmetro e altura diferentes o que por si só já acarreta num aumento da variabilidade vegetal (SCOLFORO; OLIVEIRA; CARVALHO, 2008).

O teste de validação preditiva, que considerou 30% dos dados, confirma a validade dos modelos. Na Figura 7, estão apresentados os gráficos de valores estimados e ajustados gerados a partir dos dados de validação. Quanto maior a proximidade dos valores observados em relação aos estimados, melhor o ajuste, ou seja, maior a precisão e menor a chance de ocorrer algum viés de estimativa e, conseqüentemente, soma dos resíduos tendendo a zero.

Figura 7- Valores observados versus valores estimados com a dispersão dos valores preditos.



Fonte: Da autora (2017).

O teste de validação preditiva demonstra que os modelos se aderem muito bem às regiões que não fizeram parte do ajuste. Com base nas estatísticas que indicam a precisão dos modelos (TABELA 4), análise gráfica dos resíduos (FIGURA 6) e teste de validação preditiva (FIGURA 7, TABELA 5), comprova-



se a eficiência dos modelos para estimar os parâmetros dendrométricos estudados no ano de 2010.

Tabela 5 - Raíz quadrada do erro médio (RMSE%) e coeficiente de determinação dos valores observados versus estimados ( $R^2$  %), para os modelos (cerradão M1/g2, M2/v2 e M3c2; campo cerrado M4/g2, M5/v2 e M6/c2; cerrado sensu strictu M7/g2, M8/v2 e M9/c2).

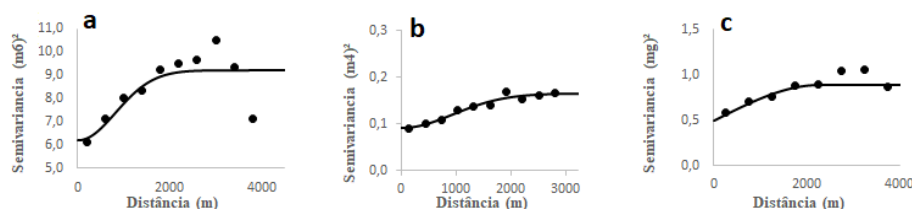
	M1	M2	M3	M4	M5	M6	M7	M8	M9
<b>RMSE%</b>	10,86	13,52	13,67	12,35	13,84	13,67	11,89	13,21	12,61
<b>R<sup>2</sup></b>	0,863	0,892	0,880	0,983	0,988	0,880	0,933	0,955	0,958

Fonte: Da autora (2017).

Após a etapa de validação dos modelos, os mesmos foram aplicados às parcelas dos fragmentos que não fazem parte da rede de monitoramento do inventário de Minas, ou seja, os fragmentos que não foram remedidos durante o ano de 2010. Dessa forma, os modelos ajustados proporcionaram a obtenção dos valores de Volume, Área basal e Carbono, para todas as 1.553 parcelas nas diferentes fitofisionomias do Cerrado, no ano de 2010.

Segundo Scolforo et al. (2015), o processo de estimativa da variável de interesse, utilizando equações de regressão múltipla, permite a geração de valores que demonstram o comportamento espacial das variáveis estimadas nas áreas inventariadas, não detalhando áreas ou regiões não amostradas. Sendo assim, todas as 1.553 parcelas com informações estimadas para 2010 foram utilizadas na interpolação dos dados para todo o Cerrado. Para a espacialização e geração de um mapa contínuo das informações, semivariogramas experimentais (FIGURA 8) foram ajustados para cada uma das características estudadas.

Figura 8 - Semivariogramas experimental (pontos) e o modelo de melhor desempenho ajustado para volume (a), área basal (b) e carbono (c).



Fonte: Da autora (2017).

O modelo de melhor ajuste ao semivariograma experimental é influenciado pela natureza dos dados e é específico para cada região de estudo, sendo que os modelos exponencial, gaussiano e esférico são os mais recorrentes na literatura (ACERBI JÚNIOR et al., 2015; REIS et al., 2015). A Tabela 6 apresenta os parâmetros dos modelos espaciais ajustados.

Tabela 6 - Parâmetros efeito pepita ( $\tau^2$ ), patamar ( $\sigma^2$ ) e alcance teórico ( $\phi$ ) para o modelo de função de semivariância selecionado para as variáveis estudadas.

	Modelo	$\tau^2$	$\sigma^2$	$\phi$ (m)
<b>Volume</b>	Gaussiano	6,20	9,2	2000
<b>Área Basal</b>	Gaussiano	0,09	3,09	2315,76
<b>Carbono</b>	Esférico	0,5	0,89	2249,60

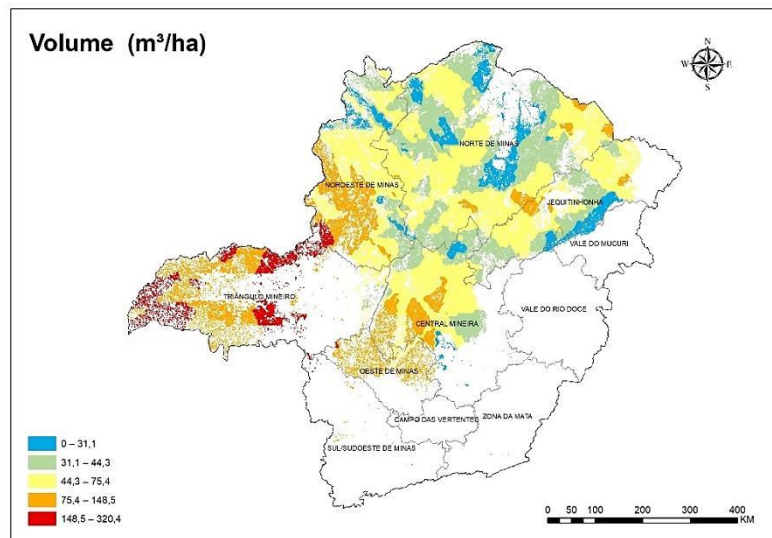
Fonte: Da autora (2017).

Os modelos apresentaram um efeito pepita ( $\tau^2$ ) para o qual quanto menor mais desejável, garantido mais precisão das estimativas no processo de krigagem. O efeito pepita representa a variação dos dados que não foram explicadas pelo modelo espacial (YAMAMOTO; LANDIM, 2013). O parâmetro alcance ( $\phi$ ) evidencia a magnitude da dependência espacial dos dados. O valor

do alcance é alto em função das distâncias entre os pontos de amostragem que se localizam numa área grande como a do estado de Minas Gerais.

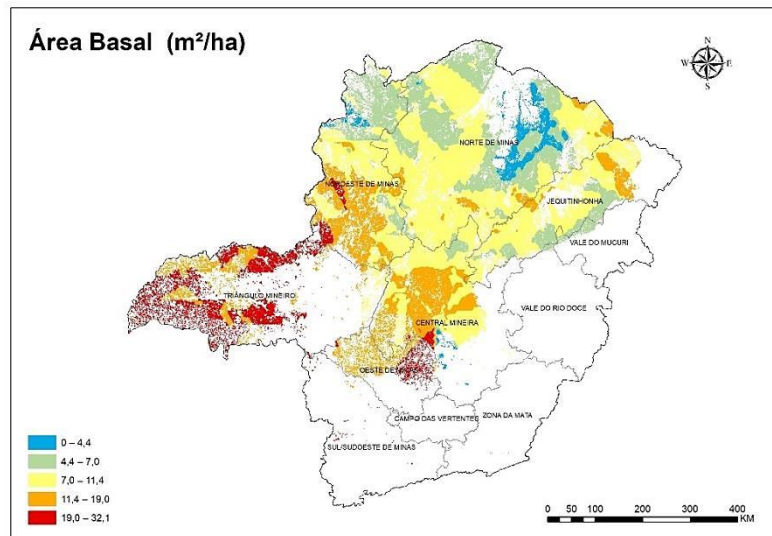
Após o ajuste, a interpolação dos dados obtidos, por meio dos modelos ajustados, foi realizada através da Krigagem ordinária, interpolador geoestatístico, que leva em consideração a estrutura de dependência espacial das variáveis. Os mapas das Figuras 9, 10 e 11 representam a produtividade do Cerrado, em termos de Volume ( $m^3$ ), Área basal ( $m^2$ ) e Carbono (mg), no ano de 2010 e foram feitos pelo ArcMap 10.1 (ENVIRONMENTAL SYSTEMS RESEARCH INSTITUTE - ESRI, 2012).

Figura 9 - Mapeamento do estoque de volume ( $m^3/ha$ ) no Cerrado de Minas Gerais no ano de 2010.



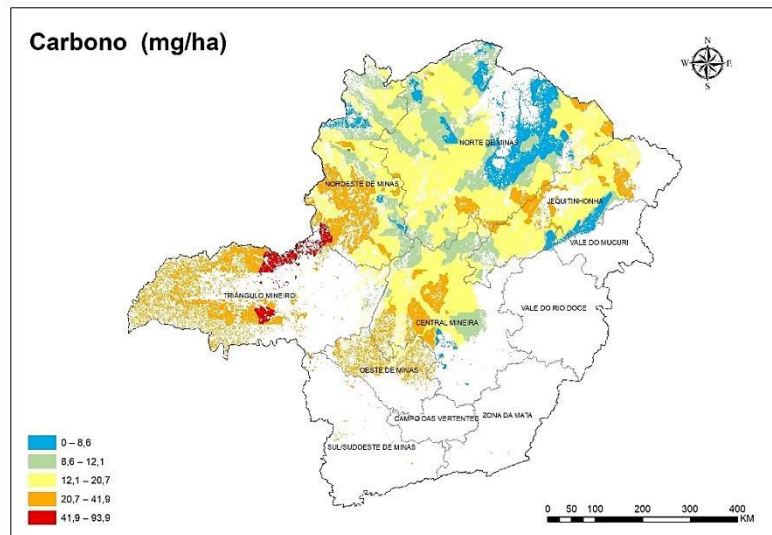
Fonte: Da autora (2017).

Figura 10 - Mapeamento do estoque de área basal ( $m^2/ha$ ) no Cerrado de Minas Gerais no ano de 2010.



Fonte: Da autora (2017).

Figura 11 - Mapeamento do estoque de carbono ( $mg/ha$ ) no Cerrado de Minas Gerais no ano de 2010.



Fonte: Da autora (2017).

Os mapas dos estoques de volume, área basal e carbono demonstram o comportamento global desses estoques, no Cerrado em Minas Gerais, no ano de 2010. De maneira geral, observa-se, nos mapas apresentados, que os maiores valores de estoque das variáveis estudadas ocorrem em maior concentração, na região do Triângulo Mineiro, enquanto menores valores são observados mais ao Norte do estado. Esse comportamento já era esperado, visto que a vegetação ali presente é, em geral, mais densa e possui árvores com maiores dimensões, além de ciclagem de nutrientes mais intensa (WATZLAWICK et al., 2012). Verifica-se, também, que existe uma alta relação entre os valores encontrados e as fitofisionomias em que se encontram, em virtude da diferença na composição florística das fitofisionomias. A fitofisionomia campo cerrado apresenta maior ocorrência nas regiões do vale do Jequitinhonha e Norte do estado. Observa-se que ali estão inseridas as classes de valores mais baixos das características avaliadas. Isso ocorre devido ao fato dessa fitofisionomia ser composta, em sua maioria, por um estrato herbáceo, resultado da combinação do tipo de solo, altas temperaturas e baixa precipitação anual (850 mm). Dessa forma era esperado que esta região apresentasse uma produtividade menor para as características avaliadas.

O Cerrado *Sensu Stricto* ocorre predominantemente de Norte a Sul na porção central do estado. Nessa região, ocorre maior variação de clima, tipo de solo e relevo, tais características influenciam a produção e o acúmulo de biomassa em áreas florestais, principalmente, no caso de florestas nativas, resultando em diferenças nos estoques das florestas (AMARO et al., 2013; CALDEIRA; SOARES; WATZLAWICK, 2004). Conforme observado nos mapas de produtividade (Figuras 9, 10 e 11), nesses locais, os valores de volume, área basal e carbono se mostraram bastante variados. Silva et al. (2014) mapearam a distribuição do volume de madeira para o cerrado *sensu stricto* em Minas Gerais por meio de técnicas de krigagem. Nesse estudo, os autores

observaram a existência de um gradiente decrescente de volume do centro do estado para a região Norte, predominando ao Norte uma volumetria inferior a 30 m<sup>3</sup>/ha de madeira, que está intimamente ligada ao balanço hídrico da região.

O Cerradão tem uma ocorrência maior no Sudoeste do estado, região do Triângulo Mineiro. O cerradão é um tipo de savana florestada, apresentando dossel fechado e árvores mais grossas, sendo, portanto, uma fitofisionomia mais produtiva do que as anteriores, algo visivelmente observado nos mapeamentos gerados. Segundo Carvalho et al. (2008), esta região tem condições favoráveis para o desenvolvimento das plantas como o calor, água e disponibilidade de nutrientes adequados.

Santos et al. (2017) estimaram e espacializaram diversos parâmetros florestais, por meio de técnicas de sensoriamento remoto, dentre eles, área basal, em uma área de Cerrado e encontraram valores que variaram de 8 a 40 m<sup>2</sup>/ha. Este estudo também comprovou a capacidade de modelos gerados, por meio de dados de sensoriamento remoto captarem áreas com descontinuidade de vegetação apresentando, nessas regiões, baixos valores de área basal.

Scolforo et al. (2015), mapeando a distribuição espacial do estoque de carbono, por meio de krigagem com regressão, nos diversos biomas de Minas Gerais, verificaram que a maior concentração de estoque de carbono encontra-se na região Norte do estado, local onde a vegetação nativa predominante é o Cerrado. Os autores encontraram valores médios de carbono variando de 8,2 a 26,6 mg/ha ao longo de todo o Cerrado.

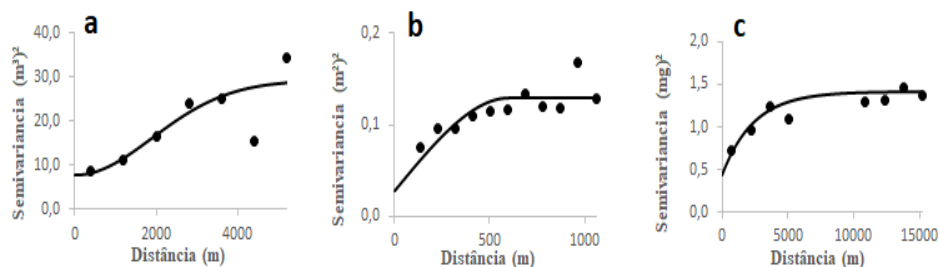
Morais et al. (2014) quantificaram e especializaram o estoque de carbono da serrapilheira do cerrado de Minas Gerais, utilizando krigagem e concluíram que a fitofisionomia campo cerrado tem o mais baixo estoque de C e o Cerradão o mais alto. Verificaram, também, com base no mapeamento gerado, que os estoques de menor teor de carbono na serrapilheira são encontrados do

centro para o Norte do estado de Minas Gerais, onde se têm as maiores temperaturas médias anuais.

Após a comprovação da eficiência do método e de sua aplicação, para a obtenção dos mapas de produtividade do Cerrado, para o ano de 2010, em uma segunda etapa deste estudo, buscou-se a obtenção de um produto ainda mais novo e atual, que consistiu na aplicação dos modelos ajustados para obtenção de uma nova atualização deste mapeamento para o ano de 2015.

Por meio dos dados de campo dos 25 fragmentos mensurados em 2010 (647 parcelas) e dados de reflectância do ano de 2015, coletados a partir de imagens Landsat 8, os valores de volume ( $v_3$ ), área basal ( $g_3$ ) e carbono ( $c_3$ ) por parcela foram estimados, para o ano de 2015, em seguida, as mesmas análises geoestatísticas anteriores foram aplicadas aos dados. Na Figura 12, estão apresentados os semivariogramas experimentais, com os respectivos modelos ajustados para cada característica, enquanto os parâmetros dos modelos estão apresentados na Tabela 6.

Figura 12 - Semivariogramas para volume (a), área basal (b) e carbono (c).



Fonte: Da autora (2017).

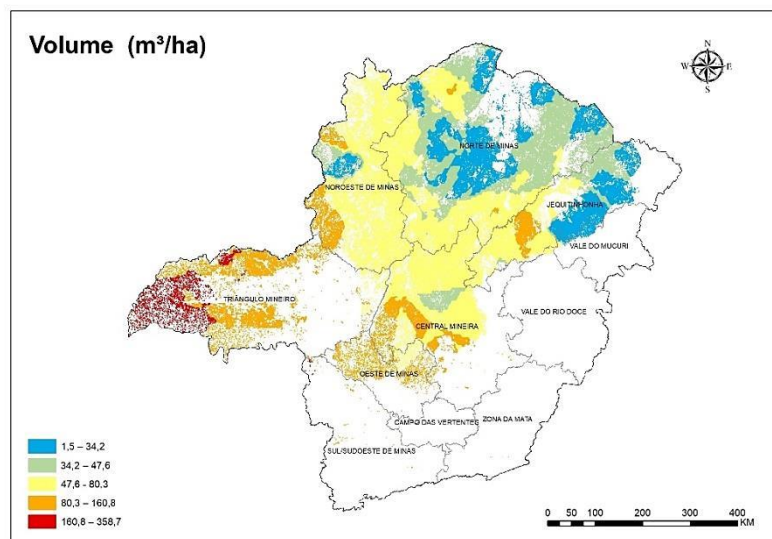
Tabela 7 - Parâmetros efeito pepita ( $\tau^2$ ), patamar ( $\sigma^2$ ) e alcance teórico ( $\phi$ ) para o modelo de função de semivariância selecionado para as variáveis estudadas.

	Modelo	$\tau^2$	$\sigma^2$	$\phi$ (m)
<b>Volume</b>	Gaussiano	7,76	29,42	4622,96
<b>Área Basal</b>	Esférico	0,02	0,12	6000,31
<b>Carbono</b>	Exponencial	0,43	1,42	7199,42

Fonte: Da autora (2017).

O interpolador geostatístico foi novamente aplicado e novos mapas de produtividade foram gerados (FIGURAS 13, 14 e 15) para as características avaliadas no ano de 2015.

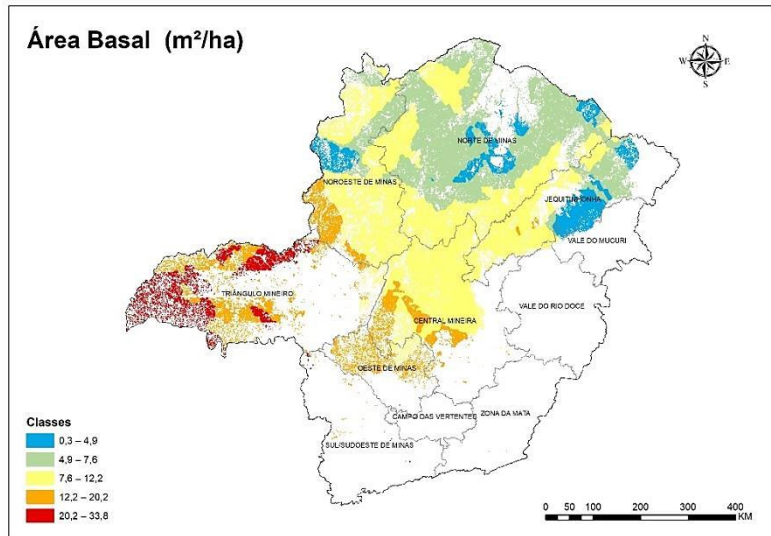
Figura 13 - Mapeamento do estoque de volume ( $m^3/ha$ ) no Cerrado de Minas Gerais no ano de 2015.



Fonte: Da autora (2017).

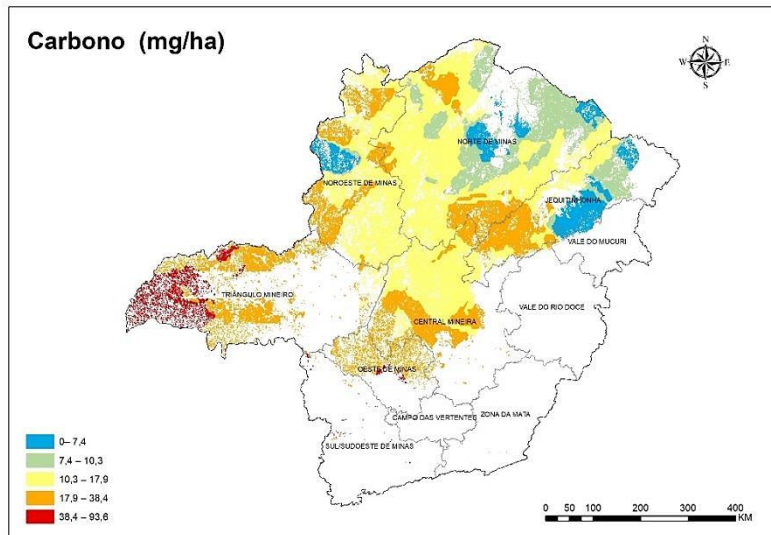


Figura 14 - Mapeamento do estoque de área basal ( $m^2/ha$ ) no Cerrado de Minas Gerais no ano de 2015.



Fonte: Da autora (2017).

Figura 15 - Mapeamento do estoque de carbono ( $mg/ha$ ) no Cerrado de Minas Gerais no ano de 2015.



Fonte: Da autora (2017).

Os mapas da distribuição dos estoques de volume, área basal e carbono demonstram o comportamento dessas características, no Cerrado em Minas Gerais, no ano de 2015. Se comparados os mapeamentos de 2015 com 2010, observamos que o ano de 2015 apresenta uma distribuição mais regular das variáveis estudadas. Nota-se um sentido decrescente das classes apresentadas sentido Sudoeste-Nordeste. Observa-se que os maiores valores (vermelho e laranja) dessas características ocorrem de maneira mais concentrada na região do Triângulo Mineiro e Oeste de Minas, enquanto o centro e Noroeste são marcados por uma alta ocorrência dos valores médios (amarelo). Valores menores são observados do centro para a região Norte do estado, abrangendo também a região do Jequitinhonha.

A Tabela 8 apresenta os valores médios das características avaliadas para as diferentes fitofisionomias inseridas no Cerrado, para os anos de 2010 e 2015 com base nas krigagens realizadas.

Tabela 8 - Valores médios de volume carbono e área basal por hectare para as fitofisionomias do Cerrado nos anos de 2010 e 2015.

	<b>Campo Cerrado</b>	<b>Cerrado Sensu Stricto</b>	<b>Cerradão</b>	
<b>2010</b>	<b>Volume (m<sup>3</sup>/ha)</b>	49,5	52,9	144,5
	<b>Área basal (m<sup>2</sup>/ha)</b>	8,7	9,3	19,4
	<b>Carbono (mg/ha)</b>	14,8	15,0	35,5
<b>2015</b>	<b>Volume (m<sup>3</sup>/ha)</b>	48,5	52,6	146
	<b>Área basal (m<sup>2</sup>/ha)</b>	7,6	8,3	19,7
	<b>Carbono (mg/ha)</b>	14,0	14,7	36,1

Fonte: Da autora (2017).

Constatou-se que as médias encontradas, nas diferentes fitofisionomias para as características estudadas, variaram pouco de 2010 para 2015. Os valores médios também variaram pouco em relação às médias encontradas por Scolforo et al. (2008) (Tabela 2), por meio de dados mensurados em campo. Essa pequena

variação confirma a validade do presente método em estimar com segurança o estoque do potencial de produção do Cerrado. Os valores e tendências encontradas se assemelham aos encontrados nos estudos supracitados (SANTOS et al., 2017; SCOLFORO et al., 2015; SILVA et al., 2014), corroborando as informações encontradas do presente estudo.

Para a obtenção do mapeamento dos estoques no ano de 2010, foram utilizadas, na espacialização, 1.553 parcelas referentes aos 61 fragmentos. Já no ano de 2015 foram utilizadas, na espacialização, 647 parcelas referentes aos 25 fragmentos permanentes. Mesmo com um número reduzido de amostras utilizado na interpolação os valores de volume, área basal e carbono, foram bem representados, o que pode ser comprovado ao se analisar a estabilidade das classes nos mapas gerados e nos valores médios das características (Tabela 8). Isso significa que, ao se aplicar os modelos aqui apresentados, a intensidade amostral, ou seja, o número de levantamentos de campo, para que se obtivessem mapeamentos confiáveis da distribuição dos estoques de volume, área basal e carbono, pode ser reduzido sem prejudicar a confiabilidade dos resultados.

Os inventários florestais são essenciais para se conhecer uma determinada área, contudo são caracterizados por ser uma atividade extremamente cara e demorada. Os métodos de amostragem devem sempre ser empregados visando à maior precisão e ao menor custo. A obtenção de mapeamentos do estoque de importantes características de florestas, por meio de um número reduzido de levantamentos de campo, representa um grande ganho para as ciências florestais. A utilização de técnicas de processamento de imagens de satélites em estudos da

cobertura vegetal permite a extração de informações de uma forma rápida e não onerosa (OLIVEIRA et al., 2017).

Diante da grande importância do Cerrado, a carência de informações sobre ele é um fator que não só compromete sua conservação e preservação, mas também inviabiliza a utilização de suas riquezas em função do benefício de toda a sociedade. Cabe à ciência florestal testar e desenvolver técnicas, para que informações de qualidade sejam disponibilizadas, a fim de subsidiar políticas de conservação e estratégias sustentáveis de utilização dos recursos naturais.

A aplicação de geotecnologias, em estudos na área florestal, tem se mostrado bastante eficientes. As imagens de sensoriamento remoto atuam como uma fonte eficaz de dados auxiliares para as estimativas de variáveis de interesse, e o emprego de métodos geoestatísticos permite a estimativa das variáveis em áreas não amostradas com elevada precisão. Essas duas técnicas aliadas contribuem para a redução de levantamentos de campo e obtenção de informações mais atuais, como comprovado no presente estudo.



## 5 CONCLUSÃO

Atualmente umas das maiores necessidades é o acesso a informações atuais sobre as florestas e biomas em escala espaço-temporal de maneira segura e confiável. Tais informações tornam-se imprescindíveis no caso de biomas ameaçados, como é o caso do Cerrado.

A metodologia empregada apresentou bons resultados. Os modelos baseados em informações dendrométricas e valores de reflectâncias se ajustaram bem aos dados e se aderiram satisfatoriamente a diferentes áreas, conseguindo estimar com confiabilidade os estoques de volume, área basal e carbono, no ano de 2010, para as diferentes fitofisionomias dentro do Cerrado em Minas gerais.

Os modelos, ao serem aplicados para o ano de 2015, com uma quantidade menor de pontos amostrados em campo, apresentaram estimativas confiáveis para as variáveis estudadas, comprovando que o método é capaz de reduzir o número de levantamentos de campo necessário para mapear com segurança o estoque do potencial produtivo do cerrado.



## REFERÊNCIAS

ACCIOLY, L. J. O. et al. Relações empíricas entre a estrutura da vegetação de dados do sensor TM/LANDSAT. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, Campina Grande, v. 6, n. 3, p. 492-498, 2002.

ACERBI JÚNIOR, F. W. et al. Change detection in Brazilian savannas using semivariograms derived from NDVI images. **Ciência e Agrotecnologia**, Lavras, v. 39, n. 2, p. 103-109, mar./abr. 2015.

AHAMED, T. et al. A review of remote sensing methods for biomass feedstock production. **Biomass and Bioenergy**, Oxford, v. 35, p. 2455-2469, 2011.

ALLEN, R.; TASUMI, M.; TREZZA, R. **SEBAL (Surface Energy Balance Algorithms for Land)**: advanced training and users manual: Idaho implementation. Version 1.0. Idaho: University of Idaho, 2002.

ALMEIDA, A. Q. et al. Relações empíricas entre características dendrométricas da Caatinga brasileira e dados TM Landsat 5. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, DF, v. 49, n. 4, p. 306-315, abr. 2014.

ALVARENGA, L. H. V. et al. Desempenho da estratificação em um fragmento de cerrado stricto sensu utilizando interpolador geoestatístico. **Cerne**, Lavras, v. 18, n. 4, p. 675-681, 2012.

ALVARES, C. A. et al. Köppen's climate classification map for Brazil. **Meteorologische Zeitschrift**, Berlin, v. 22, n. 6, p. 711-728, 2013.

AMADOR, J. P. et al. Análise das pressuposições e adequação dos resíduos em modelo de regressão linear para valores individuais, ponderados e não ponderados, utilizando procedimentos do SAS®. **Ciência e Natura**, Santa Maria, v. 33, n. 2, p. 7-22, 2011.

AMARO, M. A. O. et al. Estoque volumétrico, de biomassa e de carbono em uma Floresta Estacional Semidecidual em Viçosa, Minas Gerais. **Revista Árvore**, Viçosa, MG, v. 37, n. 5, p. 849-857, 2013.

ASSIS, A. L. et al. Development of a sampling strategy for young stands of Eucalyptus sp. using geostatistics. **Cerne**, Lavras, v. 15, n. 2, p. 166-173, 2009.



BAKER, D. J. et al. Achieving forest carbon information with higher certainty: a five-part plan. **Environmental Science and Policy**, Exeter, v. 13, p. 249-260, 2010.

BATISTA, A. P. B. et al. Species richness and diversity in shrub savanna using ordinary kriging. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, DF, v. 51, n. 8, p. 958-966, ago. 2016.

BERRA, E. F. et al. Estimativa do volume total de madeira em espécies de eucalipto a partir de imagens de satélite Landsat. **Ciência Florestal**, Santa Maria, v. 22, n. 4, p. 853-864, 2012.

BOYD, D. S.; FOODY, G. M.; CURRAN, P. J. The relationship between the biomass of Cameroonian tropical forests and radiation reflected in middle infrared wavelengths 3,0-5,0  $\mu\text{m}$ . **International Journal of Remote Sensing**, Basingstoke, v. 20, p. 1017-1024, 1999.

CALDEIRA, M. V. W.; SOARES, R. V.; WATZLAWICK, L. F. Estimativa de biomassa em espécies arbóreas da Floresta Ombrófila Mista Montana, General Carneiro-PR. **Biomassa & Energia**, Rio de Janeiro, v. 1, n. 3, p. 291-310, 2004.

CÂMARA, G.; MEDEIROS, J. S. **Princípios básicos em geoprocessamento: sistemas de informações geográficas: aplicações na agricultura**. 2. ed., rev. e ampl. Brasília, DF: EMBRAPA-SPI; EMBRAPA-CPAC, 1998.

CARVALHO, A. M. de et al. Decomposição de resíduos vegetais em Latossolo sob cultivo de milho e plantas de cobertura. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, MG, v. 32, p. 2831-2838, 2008.

CASSOL, H. L. G. **Estimativa de biomassa e estoque de carbono em um fragmento de floresta ombrófila mista com uso de dados ópticos de sensores remotos**. 2013. 143 p. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto)-Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2013.

COIMBRA, J. L. M. et al. Conseqüências da multicolinearidade sobre a análise de trilha em canola. **Ciência Rural**, Santa Maria, v. 35, n. 2, p. 347-352, 2005.

COLLEN, B.; STUART, S. N. Conserving biodiversity in a Target-Driven World. In: \_\_\_\_\_. **Biodiversity monitoring and conservation: bridging the gap between global commitment and local action**. New York: J. Wiley, 2013. p. 421-438.

CONAGIN, A. et al. Efeito da falta de normalidade em testes de homogeneidade de variâncias. **Bragantia**, Campinas, v. 52, n. 2, p. 173-180, 1993.

CRESSIE, N. **Statistics for spatial data**. New York: Wiley, 1993. 900 p.

CRUZ, C. D.; CARNEIRO, P. C. S. **Modelos biométricos aplicados ao melhoramento genético**. Viçosa, MG: Ed. UFV, 2003. 579 p.

CUNHA, U. S. da. **Dendrometria e inventário florestal**. Manaus: Escola Agrotécnica Federal de Manaus, 2004. 61 p. Apostila.

DRAPER, N. R.; SMITH, H. **Applied regression analysis**. 2<sup>nd</sup> ed. New York: J. Wiley, 1981. 709 p.

ENVIRONMENTAL SYSTEMS RESEARCH INSTITUTE. **ArcGIS Desktop**: release 10. Redlands, 2012.

EVA, H. et al. Monitoring forest areas from continental to territorial levels using a sample of medium spatial resolution satellite imagery. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, Amsterdam, v. 65, n. 2, p. 191-197, 2010.

FACCHIN, S. **Técnicas de análise multivariável aplicadas ao desenvolvimento de analisadores virtuais**. 2005. 140 p. Dissertação (Mestrado em Engenharia)-Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2005.

FELFILI, J. M. et al. Diversity, floristic and structural patterns of cerrado vegetation in Central Brazil. **Plant Ecology**, Oxford, v. 175, n. 1, p. 37-46, July 2004.

FIGUEIREDO FILHO, D. et al. O que fazer e o que não fazer com a regressão: pressupostos e aplicações do modelo linear de Mínimos Quadrados Ordinários (MQO). **Revista Política Hoje**, Recife, v. 20, n. 1, p. 44-99, 2011.

FINGER, C. A. G. **Fundamentos de biometria florestal**. Santa Maria: Ed. UFSM, 1992.

GITELSON, A. A. et al. Novel algorithms for remote estimation of vegetation fraction. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 80, n. 1, p. 76-87, 2002.

GLENN, E. P. et al. Relationship between remotely-sensed vegetation indices and plant physiological processes: what vegetation indices can and cannot tell us about the landscape. **Sensors**, New York, v. 8, p. 2136-2160, 2008.

GÓMEZ, C. et al. Modeling forest structural parameters in the mediterranean pines of central Spain using QuickBird-2 imagery and Classification and Regression Tree Analysis (CART). **Remote Sensing**, Basel, v. 4, p. 135-159, 2012.

GORDON, L. J. et al. Analyzing precipitationsheds to understand the vulnerability of rainfall dependent regions. **Biogeosciences**, Orono, v. 9, p. 733-746, 2012.

GUEDES, I. C. de L. et al. Técnicas geoestatísticas e interpoladores espaciais na estratificação de povoamentos de Eucalyptus sp. **Ciência Florestal**, Santa Maria, v. 22, n. 3, p. 541-550, jul./set. 2012.

HARTKAMP, A. D. et al. **Interpolation techniques for climate variables**. Mexico, DF: CIMMYT, 1999. 34 p. (NRG-GIS Series, 99-01).

HOCKING, R. R. The analysis and selection of variables in linear regression. **Biometrics**, Washington, v. 32, n. 1, p. 1-49, 1976.

HUETE, A. R. A soil-adjusted vegetation index (SAVI). **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 25, p. 295-309, 1988.

JOHNSON, R. A.; WICHERN, D. W. **Applied multivariate statistical analysis**. New Jersey: Prentice Hall, 1998. 816 p.

JOURNEL, A. G.; HUIJBREGTS, C. J. **Mining geostatistics**. London: Academic, 1978. 600 p.

KANEGAE JUNIOR, H. et al. Avaliação de interpoladores estatísticos e determinísticos como instrumento de estratificação de povoamentos clonais de Eucalyptus sp. **Cerne**, Lavras, v. 12, n. 2, p. 123-136, 2006.

KANEGAEL, M. F.; BRAZL, V. S.; FRANCOL, A. C. Estabelecimento e desenvolvimento de *Dalbergia miscolobium* Benth. em duas fitofisionomias típicas dos cerrados do Brasil Central. **Acta Botanica Brasilica**, Porto Alegre, v. 14, n. 3, p. 27-35, 2000.

KLINK, C. A.; MACHADO, R. B. A conservação do Cerrado brasileiro. **Megadiversidade**, São Paulo, v. 1, n. 1, p. 147-155, 2005.

KOCH, B. Status and future of laser scanning, synthetic aperture radar and hyperspectral remote sensing data for forest biomass assessment. **Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, Amsterdam, v. 65, n. 6, p. 581-590, 2010.

KOZAR, B.; LAWRENCE, R.; LONG, S. D. Soil phosphorus and potassium mapping using a spatial correlation model incorporating terrain slope gradient. **Precision Agriculture**, Dordrecht, v. 3, n. 4, p. 407-417, Dec. 2002.

KUTNER, M. H. et al. **Applied linear models**. 5<sup>th</sup> ed. New York: McGraw-Hill Irwin, 2004.

LABRECQUE, S. et al. A comparison of four methods to map biomass from Landsat-TM and inventory data in western Newfoundland. **Forest Ecology and Management**, Amsterdam, v. 226, n. 1, p. 129-144, 2006.

LE MAIRE, G. et al. MODIS NDVI time-series allow the monitoring of Eucalyptus plantation biomass. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 115, n. 10, p. 2613-2625, 2011.

LEVINE, D. M. et al. **Statística: teoria e aplicações usando o Microsoft Excel em português**. 3. ed. Rio de Janeiro: LTC, 2005.

LIMA, J. E. F. W. Situação e perspectivas sobre as águas do cerrado. **Ciência e Cultura**, Campinas, v. 63, n. 3, p. 27-29, 2011.

LU, D. et al. Relationships between forest stand parameters and Landsat TM spectral responses in the Brazilian Amazon Basin. **Forest Ecology and Management**, Amsterdam, v. 198, p. 149-167, 2004.

MACHADO, S. A. et al. Modelagem do volume do povoamento para *Mimosa scabrella* Benth. na região metropolitana de Curitiba. **Revista Árvore**, Viçosa, MG, v. 32, n. 3, p. 465-478, 2008.

MAIN-KNORN, M. et al. Evaluating the remote sensing and inventory-based estimation of biomass in the western Carpathians. **Remote Sensing**, Basel, v. 3, n. 7, p. 1427-1446, 2011.

MATHERON, G. **Traité de géostatistique appliquée**: tome I. Paris: Technip, 1962. (Memoires du Bureau de Recherches Géologiques et Minières, 14).

MATOS, M. A. **Manual operacional para a regressão linear**. Porto: FEUP, 1995.

MATSUO, T. **O uso da regressão de cumeieira em experimentos agrônômicos**. Piracicaba: Ed. USP-ESALQ, 1986. 89 p.

MCBRATNEY, A. B.; WEBSTER, R. Choosing functions for semi-variograms of soil properties and fitting them to sampling estimates. **European Journal of Soil Science**, Oxford, v. 37, p. 617-639, 1986.

MELLO, J. M. de. **Geostatística aplicada ao inventário florestal**. 2004. 110 p. Tese (Doutorado em Engenharia Florestal)-Escola Superior de Agricultura "Luiz de Queiroz", Piracicaba, 2004.

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

MELLO, J. M. de et al. Estudo da dependência espacial de características dendrométricas para *Eucalyptus grandis*. **Cerne**, Lavras, v. 11, n. 2, p. 113-126, 2005.

MENDONÇA, R. C. et al. **Cerrado**: ecologia e flora. Brasília, DF: EMBRAPA Informação e Tecnologia, 2008. v. 2.

MIGUEL, E. P. et al. Redes neurais artificiais para a modelagem do volume de madeira e do cerradão com dados de satélite. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, DF, v. 50, n. 9, p. 829-839, set. 2015.

MONTGOMERY, D. C.; RUNGER, G. C. **Estatística aplicada e probabilidade para engenheiros**. 4. ed. Rio de Janeiro: LTC, 2009. 493 p.

MORAIS, V. A. et al. Carbon and biomass stocks in a fragment of cerradão in Minas Gerais State, Brazil. **Cerne**, Lavras, v. 19, n. 2, p. 237-245, 2013.

MORAIS, V. A. et al. Influence of diameter measuring height on the adjustment of volume and biomass equations of cerrado in Minas Gerais. **Ciência e Agrotecnologia**, Lavras, v. 38, n. 3, p. 230-239, maio/jun. 2014.

MORAIS, V. A. et al. Spatial and vertical distribution of litter and belowground carbon in a brazilian cerrado vegetation. **Cerne**, Lavras, v. 23, n. 1, p. 43-52, 2017.

MOREIRA, M. A. **Fundamentos do sensoriamento remoto e metodologias de aplicação**. 3. ed. Viçosa, MG: Ed. UFV, 2005. 320 p.

MOREIRA, R. C. **Influência do posicionamento e da largura de bandas de sensores remotos e dos efeitos atmosféricos na determinação de índices de vegetação**. 2000. 114 f. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto)- Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, 2000.

OLIVEIRA, I. M. S. et al. Análise multitemporal da regeneração natural da candeia após ocorrência de incêndio florestal. **Revista Verde de Agroecologia e Desenvolvimento Sustentável**, Mossoró, v. 2, p. 192-197, 2017.

PONZONI, F. J. Comportamento espectral da vegetação. In: MENESES, P. R.; MADEIRA NETTO, J. S. (Ed.). **Sensoriamento remoto, reflectância dos alvos naturais**. Brasília, DF: Ed. UNB; EMBRAPA Cerrados, 2001. p. 157-199.

QUN, D.; HUIZHI, L. Seven years of carbon dioxide exchange over a degraded grassland and a cropland with maize ecosystems in a semiarid area of China. **Agriculture, Ecosystems and Environments**, Amsterdam, v. 173, p. 1-12, 2013.

REIS, A. A. et al. Estratificação de um povoamento de eucalipto por interpoladores geoestatísticos e sensoriamento remoto. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, DF, v. 51, n. 10, p. 1751-1761, out. 2016.

REIS, A. A. et al. Estratificação em cerrado sensu stricto a partir de imagens de sensoriamento remoto e técnicas geoestatística. **Scientia Forestalis**, Piracicaba, v. 43, n. 106, p. 377-386, 2015.

RESENDE, M. S. D. V. **Matemática e estatística na análise de experimentos e no melhoramento genético**. Colombo: EMBRAPA Florestas, 2006.

REZENDE, A. V. et al. Comparação de modelos matemáticos para estimativa do volume, biomassa e estoque de carbono da vegetação lenhosa de um cerrado sensu stricto em Brasília, DF. **Scientia Forestalis**, Piracicaba, n. 71, p. 65-76, 2006.

RIPPLE, W. J. et al. A preliminary comparison of Landsat Thematic Mapper and SPOT-1 HRV multispectral data for estimating coniferous forest volume. **International Journal of Remote Sensing**, Basingstoke, v. 12, n. 9, p. 1971-1977, 1991.

ROSENDO, J. S. **Índices de vegetação e monitoramento do uso do solo e cobertura vegetal na bacia do Rio Araguari, MG, utilizando dados do Sensor Modis**. 2005. 130 f. Dissertação (Mestrado em Geografia)-Universidade Federal de Uberlândia, Uberlândia, 2005.

ROSSI, L. M. B. **Processo de difusão para simulação da dinâmica de floresta natural**. 2007. 148 p. Tese (Doutorado em Engenharia Florestal)-Universidade Federal do Paraná, Curitiba, 2007.

ROUSE, J. W. et al. Monitoring vegetation systems in the great plains with ERTS. In: EARTH RESOURCES TECHNOLOGY SATELLITE, 1., 1973, Washington. **Proceedings...** Washington, 1973. v. 1, p. 309-317.

RUFINI, A. L. et al. Equações de volumétricas para cerrado stricto sensu em Minas Gerais. **Cerne**, Lavras, v. 16, n. 1, p. 1-11, 2010.

SANQUETTA, C. R. et al. Relações individuais de biomassa e conteúdo de carbono em plantações de *Araucária angustifolia* e *Pinus taeda* no sul do Estado do Paraná, Brasil. **Revista Acadêmica: Ciências Agrárias e Ambientais**, Curitiba, v. 1, n. 3, p. 33-40, jul./set. 2003.

SANTANA, R. A. **Avaliação de técnicas geoestatísticas no inventário de povoamentos de *Tectona grandis* L.f.** 2011. 43 p. Dissertação (Mestrado em Ciências Florestais)-Universidade Federal de Viçosa, Viçosa, MG, 2011.

SANTOS, M. M. et al. Estimativa de parâmetros florestais em área de cerrado a partir de imagens do sensor landsat 8. **Floresta**, Curitiba, v. 47, n. 1, p. 75-84, mar. 2017.

SARKER, L. R.; NICHOL, E. J. Improved forest biomass estimates using ALOS AVNIR-2 texture indices. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 115, n. 4, p. 968-977, 2011.

SCHLERF, M.; ATZBERGER, C.; HILL, J. Remote sensing of forest biophysical variables using HyMap imaging spectrometer data. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 95, p. 177-194, 2005.

SCHNEIDER, P. R. **Análise de regressão aplicada à engenharia florestal**. Santa Maria: Ed. UFSM, 1997. 217 p.

SCOLFORO, H. F. **Interpoladores espaciais na estimativa da distribuição do estoque de carbono da vegetação arbórea em Minas Gerais, Brasil**. 2014. 74 p. Dissertação (Mestrado em Manejo Florestal)-Universidade Federal de Lavras, Lavras, 2014.

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**, San Francisco, v. 10, n. 6, p. e0128781, 2015.

SCOLFORO, J. R. S. **Biometria florestal: parte I, modelos de regressão linear e não linear**. Lavras: Ed. UFLA/FAEPE, 2005. 344 p.

SCOLFORO, J. R. S. **Inventário florestal de Minas Gerais: equações de volume, peso de matéria seca e carbono para diferentes fisionomias da flora nativa**. Lavras: Ed. UFLA, 2008.

SCOLFORO, J. R. S. et al. **Mapeamento e inventário da flora nativa e dos reflorestamentos de Minas Gerais**. Lavras: Ed. UFLA, 2006.

SCOLFORO, J. R. S. et al. Volumetria, peso de matéria seca e carbono. In: \_\_\_\_\_. **Inventário florestal de Minas Gerais: cerrado, florística, estrutura, diversidade, similaridade, distribuição diamétrica e de altura, volumetria, tendências de crescimento e áreas aptas para manejo florestal**. Lavras: Ed. UFLA, 2008. p. 361-438.

SCOLFORO, J. R. S.; OLIVEIRA, A. D.; CARVALHO, L. M. T. **Zoneamento ecológico-econômico do Estado de Minas Gerais**. Lavras: Ed. UFLA, 2008. 195 p.

SILVA, C. J.; CASTRO, R. V.; XAVIER, A. B. **Eucalipto manual prático do fazendeiro florestal produzindo madeira com qualidade**. Viçosa, MG: Ed. DEF/UFV, 2008. 72 p.

SILVA, H. D. da et al. Alocação de biomassa e ajuste de equações para estimativa de biomassa em compartimentos aéreos de *Eucalyptus benthamii*. **Boletim de Pesquisas Florestais**, Colombo, n. 49, p. 83-95, 2004.



SILVA, J. M. C. da; BATES, J. M. Biogeographic patterns and conservation in the South American Cerrado: a tropical savanna hotspot. **BioScience**, Washington, v. 52, p. 225-233, 2002.

SILVA, K. R. et al. Custos e rendimentos operacionais de um plantio de eucalipto em região de cerrado. **Revista Árvore**, Viçosa, MG, v. 28, n. 3, p. 361-366, 2004.

SILVA, S. T. **Espacialização do volume de madeira no cerrado sensu strictu em Minas Gerais**. 2014. 99 p. Tese (Doutorado em Engenharia Florestal)- Universidade Federal de Lavras, Lavras, 2014.

SILVA, S. T. et al. Uso de imagens de sensoriamento remoto para estratificação do cerrado em inventários florestais. **Pesquisa Florestal Brasileira**, Colombo, v. 34, n. 80, p. 337-343, 2014.

SOARES, V. P. et al. Uso de imagens Landsat-7 Etm+ para o mapeamento de plantações de Eucalyptus na Região Norte de Minas Gerais. **Revista Floresta**, Santa Maria, v. 35, n. 1, p. 137-149, jan./abr. 2006.

SOUZA, A. A.; GALVÃO, L. S.; SANTOS, J. R. Índices de vegetação derivados do sensor Hyperion/EO-1 para estimativa de parâmetros biofísicos de fitofisionomias de Cerrado. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 14., 2009, Natal. **Anais...** Natal, 2009. p. 25-30.

SOUZA, C. L.; PONZONI, F. J. Avaliação de índices de vegetação e de bandas TM/Landsat para estimativa de volume de madeira em floresta implantada de Pinus spp. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 9., 1998, Santos. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 1998. p. 1725-1732.

SOUZA, G. S. et al. Krigagem ordinária e inverso do quadrado da distância aplicados na espacialização de atributos químicos de um argissolo. **Scientia Agraria**, Piracicaba, v. 11, n. 1, p. 73-81, 2010.

SPANNER, M. A. et al. Remote sensing temperate coniferous forest leaf area index: the influence of canopy closure, understory and background reflectance. **International Journal of Remote Sensing**, Basingstoke, v. 11, n. 1, p. 95-111, 1990.

SUBRAMANIAN, A.; COUTINHO, A. S.; SILVA, L. B. Aplicação de método e técnica multivariados para previsão de variáveis termoambientais e perceptivas. **Produção**, São Paulo, v. 17, n. 1, p. 52-70, 2007.

TÉO, S. J. **Quantificação e modelagem do conteúdo de nutrientes na biomassa aérea da bracatinga (*Mimosa scrabella* Bentham)**. 2009. 157 p. Dissertação (Mestrado em Ciências Florestais)-Universidade Federal do Paraná, Curitiba, 2009.

TOMPPO, E. et al. Combining national forest inventory field plots and remote sensing data for forest databases. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 112, p. 1982-1999, 2008.

TUOMINEN, S.; PEKKARINEN, A. Performance of different spectral and textural aerial photograph features in multi-source forest inventory. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 94, p. 256-268, 2005.

TURNER, D. P. et al. Relationships between leaf area index and Landsat TM spectral vegetation indices across three temperate zone sites. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 70, p. 52-68, 1999.

VIEIRA, S. R. Geoestatística em estudos de variabilidade espacial do solo. In: NOVAES, R. F.; ALVAREZ, V. H.; SCHAEFER, C. E. G. R. (Ed.). **Tópicos em ciências do solo**. Viçosa, MG: SBCS, 2000. p. 1-54.

VILLA, T. E. **Predição do custo de milho por meio de modelos de regressão linear múltipla**. 2016. 33 f. Monografia (Graduação em Estatística)-Universidade Federal de Uberlândia, Uberlândia, 2016.

WATSON, D. J. Comparative physiological studies on growth of field crops: I., variation in net assimilation rate and leaf area between species and varieties, and within and between years. **Annals of Botany**, London, v. 11, p. 41-76, 1947.

WATZLAWICK, L. F. et al. Estoque de biomassa e carbono na Floresta Ombrófila Mista Montana Paraná. **Scientia Forestalis**, Piracicaba, v. 40, n. 95, p. 353-362, set. 2012.

WATZLAWICK, L. F.; KIRCHNER, F. F.; SANQUETTA, C. R. Estimativa de biomassa e carbono em floresta com araucária utilizando imagens do satélite IKONOS II. **Ciência Florestal**, Santa Maria, v. 19, p. 169-181, 2009.

WULDER, M. A. et al. The role of LiDAR in sustainable forest management. **The Forestry Chronicle**, Ottawa, v. 84, n. 6, p. 807-826, 2008.

WULDER, M. A.; LAVIGNE, M.; FRANKLIN, S. High spatial resolution optical image texture for improved estimation of forest stand leaf area index. **Canadian Journal of Remote Sensing**, Ottawa, v. 22, n. 4, p. 441-449, 1996.

YAMAMOTO, J. K.; LANDIM, P. M. B. **Geoestatística: conceitos e aplicações**. São Paulo: Oficina de Textos, 2013. 215 p.