

**UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA - UNESP
CÂMPUS DE JABOTICABAL**

**ESPECTROSCOPIA DE REFLECTÂNCIA VIS-NIR NA
PREDIÇÃO DE PRODUTIVIDADE DA SOJA E DEFINIÇÃO
DE ÁREAS DE MANEJO DO SOLO**

Priscila de Miranda Barbosa

Agrônoma e Tecnóloga em Biocombustíveis

Jaboticabal-SP

2020

**UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA - UNESP
CÂMPUS DE JABOTICABAL**

**ESPECTROSCOPIA DE REFLECTÂNCIA VIS-NIR NA
PREDIÇÃO DE PRODUTIVIDADE DA SOJA E DEFINIÇÃO
DE ÁREAS DE MANEJO DO SOLO**

Priscila de Miranda Barbosa

**Orientador: Prof. Dr. José Marques Júnior
Coorientador: Dr. Diego Silva Siqueira**

Dissertação apresentada à Faculdade de Ciências Agrárias e Veterinárias – UNESP, Câmpus Jaboticabal como parte das exigências para a obtenção do título de Mestre em Agronomia (Ciência do Solo).

Jaboticabal-SP

2020

B238e

Barbosa, Priscila de Miranda

Espectroscopia de reflectância VIS-NIR na predição de produtividade da soja e definição de áreas de manejo do solo / Priscila de Miranda Barbosa. -- Jaboticabal, 2020

53 p. : il., tabs., fotos, mapas

Dissertação (mestrado) - Universidade Estadual Paulista (Unesp), Faculdade de Ciências Agrárias e Veterinárias, Jaboticabal

Orientador: José Marques Júnior

Coorientador: Diego Silva Siqueira

1. Cor-do-solo. 2. Randon Forest. 3. Índice de avermelhamento. 4. Pedometria. 5. óxidos de ferro. I. Título.

Sistema de geração automática de fichas catalográficas da Unesp. Biblioteca da Faculdade de Ciências Agrárias e Veterinárias, Jaboticabal. Dados fornecidos pelo autor(a).

Essa ficha não pode ser modificada.

DADOS CURRICULARES DA AUTORA

PRISCILA DE MIRANDA BARBOSA – nascida em 28 de março de 1988 em Diadema – SP. Filha de Solange Maria Silva de Miranda, Aluizio Vieira Barbosa (pai biológico) e Antônio Alves de Lima Filho (pai do coração). Tecnóloga em Biocombustíveis pela Faculdade de Tecnologia de Jaboticabal (FATEC), na cidade de Jaboticabal -SP, sendo concluída em 2012. Agrônoma pelo Instituto Taquaritinguense de Ensino Superior (ITES), na cidade de Taquaritinga – SP, concluída em 2017. Em 2018, iniciou o curso de Mestrado em Agronomia pelo programa Ciência do Solo, na Universidade Estadual Paulista – Faculdade de Ciências Agrárias e Veterinária – Câmpus de Jaboticabal – SP.

EPÍGRAFE

“Ela não é inteligente, ela é muito inteligente e por ser tão inteligente assim ela também é muito dispersa, por isso às vezes tenho que ir lá catar ela e trazer de volta.”

José Marques Júnior

DEDICO

A Deus, pois sem Ele, nada seria possível. Aos meus Pais, Solange Maria e Antônio Alves e meus irmãos Adriano e Jeferson Lima, pela força e compreensão em todos os momentos desta e de outras caminhadas.

AGRADECIMENTOS

A Deus, pelo dom da vida, por ter-me amparado até aqui e por presentear-me todos os dias.

Ao Prof. Dr. José Marques Júnior, pela orientação, paciência, dedicação e ensinamentos.

Ao Me. Gustavo Zanetti Pollo, pela confiança em ceder o banco de dados para a realização deste trabalho.

Aos amigos do grupo de pesquisa Caracterização do Solo para Fins de Manejo Específico (CSME), pelo acolhimento, companheirismo e realização deste trabalho.

À Faculdade de Ciências Agrárias e Veterinárias (UNESP/FCAV), pela realização de um sonho em estudar aqui.

À Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES), pela concessão da bolsa de estudos.

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

SUMÁRIO

RESUMO	iii
ABSTRACT	iv
Capítulo 1 – Considerações gerais	1
1. INTRODUÇÃO	1
2. REVISÃO DE LITERATURA.....	2
2.1. Cor do solo e Espectroscopia de reflectância difusa (ERD).....	2
2.2. Geoestatística aplicada na agricultura	5
2.3. Modelagem matemática na agricultura	7
3. REFERÊNCIAS.....	8
CAPÍTULO 2 – Espectroscopia de reflectância difusa VIS-NIR na predição de produtividade de soja e mapeamento de áreas de manejo.....	14
1. INTRODUÇÃO	15
2. MATERIAL E MÉTODOS.....	16
2.1. Caracterização da área	16
2.2. Granulometria do solo.....	18
2.3. Determinação dos teores de Fe_d e Fe_o	18
2.4. Difração de raios-X (DRX)	19
2.5. Espectroscopia de reflectância difusa (ERD).....	19
2.6 Análises Estatísticas e Geoestatística	20
3. RESULTADOS E DISCUSSÃO	21
3.1. Caracterização da área de estudo	21
3.2. Estimativa da Produtividade.....	25
3.4. Definição das Zonas Mínimas de Manejo	29
3.2. Variabilidade espacial dos atributos	31
4. CONCLUSÕES	36

5. REFERÊNCIAS.....37

ESPECTROSCOPIA DE REFLECTÂNCIA VIS-NIR NA PREDIÇÃO DE PRODUTIVIDADE DE SOJA E MAPEAMENTO DE ÁREAS DE MANEJO DO SOLO

RESUMO - A cor do solo é reflexo, em parte, de seus constituintes minerais, que pode ser utilizado como indicador de nível, grau e intensidade de manejo do solo. A geoestatística, alinhada à modelagem matemática são capazes de auxiliar na tomada de decisões no campo. O Random Forest é uma linguagem de aprendizagem de máquina, na qual é possível delimitar áreas e estimar a produção. O objetivo deste estudo foi utilizar a espectroscopia de reflectância VIS-NIR na predição da produtividade de soja e no mapeamento de áreas de manejo. O estudo foi realizado em Alpinópolis – MG, no ano de 2016. Foram coletadas 100 amostras de solos na profundidade de 0-0,20 m para análises, em que foram quantificados os teores de areia, silte, argila, pH, matéria orgânica, saturação por bases e os teores de ferro cristalino e não cristalino. Os minerais da fração argila foram caracterizados por difração de raios - X (DRX). Por espectroscopia de reflectância VIS-NIR, obtiveram - se os índices de cor (matiz, valor, croma, RGB e o índice de avermelhamento). A partir dos parâmetros de cor e da análise de Random Forest, estimou-se a produtividade da soja. Os resultados foram avaliados por estatística descritiva; e o padrão espacial, por análise geoestatística, para a elaboração dos mapas. As curvas da encosta convexa apresentam as concavidades mais acentuadas, indicando que, nessas regiões, há maior ocorrência de óxidos de ferro, pois estão bem representados os vales característicos dos minerais que são expressos na faixa do visível. A cor do solo obtida por espectroscopia de reflectância VIS-NIR foi eficiente na identificação de áreas com diferentes potenciais de produtividade da cultura da soja. A produtividade da soja respondeu ao comportamento das variáveis croma e IAV, sendo possível caracterizar 5 ambientes distintos de produção. A espectroscopia de reflectância VIS-NIR mostra-se viável como técnica indireta para definir zonas mínimas de manejo e auxilia nas tomadas de decisões táticas e operacionais que buscam incrementos na produtividade da soja.

Palavras-chave: cor do solo, Randon Forest, índice de avermelhamento, DRX.

VIS-NIR REFLECTANCE SPECTROSCOPY IN PREDICTION OF SOYBEAN PRODUCTIVITY AND MAPPING OF SOIL MANAGEMENT AREAS

ABSTRACT – The soil color is partly a reflection of its mineral constituents, which can be used as an indicator of soil management level, degree and intensity. Geostatistics, aligned with mathematical modeling, are able to assist in decision making in the field. Random Forest is a machine learning language, in which it is possible to define areas and estimate production. The aim of this study was to use the VIS-NIR reflectance spectroscopy to predict soybean yield and to map management areas. The study was carried out in Alpinópolis - MG, in 2016. 100 soil samples were collected at a depth of 0-0.20 m for analysis, in which the contents of sand, silt, clay, pH, organic matter, base saturation and the levels of crystalline and non-crystalline iron. The clay fraction minerals were characterized by X-ray diffraction (XRD). By VIS-NIR reflectance spectroscopy, the color indices were obtained (hue, value, chroma, RGB and the reddening index). Based on the color parameters and the Random Forest analysis, soybean productivity was estimated. The results were evaluated by descriptive statistics; and the spatial pattern, by geostatistical analysis, for the elaboration of maps. The curves of the convex slope show the most pronounced concavities, indicating that, in these regions, there is a greater occurrence of iron oxides, as the characteristic valleys of the minerals that are expressed in the visible range are well represented. The soil color obtained by VIS-NIR reflectance spectroscopy was efficient in identifying areas with different soybean productivity potentials. The soybean productivity responded to the behavior of the chroma and IAV variables, being possible to characterize 5 different production environments. VIS-NIR reflectance spectroscopy is shown to be viable as an indirect technique for defining minimum management zones and assists in making tactical and operational decisions that seek increases in soybean productivity.

Keywords: soil color, Random Forest, reddening index.,DRX.

Capítulo 1 – Considerações gerais

1. INTRODUÇÃO

A alta demanda por alimentos no mundo tem ganhado força no mercado. Países que têm potencial para atingir essa demanda, têm atraído olhares do mundo. Ao longo dos anos, o Brasil vem consolidando-se como um dos principais Países produtores de grãos. A soja está entre os principais grãos cultivados no País, tornando-o o segundo produtor mundial da cultura (CONAB, 2019). Entretanto, a vasta diversidade dos solos brasileiros vem tornando-se um entrave no aumento da produtividade. Conhecer os atributos de fertilidade do solo não tem sido o suficiente para suprir esta demanda da cultura.

O mapeamento dos atributos do solo é uma ferramenta eficaz que auxilia no planejamento agrícola, mostrando-se de fácil entendimento e de rápida resposta (Campos et al., 2009). Este mapeamento exige elevado número de amostras, técnicos especializados e uso de reagentes, acarretando no elevado custo e tempo para a confecção de tais mapas, tornando-o inviável devido aos elevados custos gerados durante todo o processo. Uma alternativa disponível é a utilização de técnicas indiretas para a estimativa e o mapeamento dos atributos físicos, químicos e mineralógicos do solo.

O grupo de pesquisa Caracterização do Solo para fins de Manejo Específico (CSME), há mais de dez anos, vem desenvolvendo protocolos de metodologias indiretas para aferir medidas de manejo e de produtividade nas mais diversas culturas. Tais protocolos já comprovaram a viabilização de metodologias indiretas para estimar atributos do solo no cultivo de cana-de-açúcar, citros e café (Bahia et al., 2017; Carmo et al., 2016; Pollo, 2013; Siqueira et al., 2010). Barbieri et al. (2009) demonstram que a variabilidade dos atributos do solo é essencial na incorporação de novas tecnologias que viabilizem a sustentabilidade de todo o processo produtivo. Neste contexto, a agricultura de precisão vem destinando o uso das novas tecnologias, direcionando manejo para cada área de produção, levando em consideração as especificidades de cada cultura. A identificação espacial dos fatores de produção auxilia na elaboração

de mapas georreferenciados, delimitando zonas de manejo específicas e permitindo um tratamento individualizado diante das necessidades da área (Silveira, 2002).

Alguns pesquisadores vêm desenvolvendo métodos de estimar estes atributos por meio da espectroscopia de reflectância difusa (ERD) (Bahia et al., 2017; Carmo et al., 2016; Fernandes, 2017; Fernandes et al., 2004). Neste contexto, a ERD é uma análise quantitativa, não destrutiva e de rápida obtenção, que reflete os atributos do solo, dando um diagnóstico importante na identificação de áreas com diferentes potenciais de manejo e de produção. Para Carmo et al. (2016), os métodos indiretos auxiliam na determinação de fatores relacionados ao solo e à produtividade das culturas, tornando-se essenciais, pois conferem agilidade na obtenção de dados. Bahia et al. (2015) e Fernandes (2017) observaram que, para obtenção de dados reais a partir da ERD, são gastos cerca de 20 minutos, enquanto a metodologia clássica para quantificação de minerais por difração de raios-X leva de 49 a 55 horas.

Siqueira et al. (2010) demonstraram o potencial das técnicas indiretas para estimar atributos do solo e mapear áreas de manejo específico na cultura da cana-de-açúcar, onde é possível correlacioná-los com os ambientes de produção. Carmo et al. (2016) relataram que a produtividade dos grãos de café está diretamente relacionada aos atributos que conferem cor ao solo, em ambientes que apresentam onde o índice de avermelhamento (IAV) do solo, elevando a adsorção de água e de nutrientes, é melhor, conseqüentemente aumentando o potencial de cultivo deste ambiente. Sendo assim, a utilização da ERD, nos estudos de variabilidade espacial dos atributos do solo, pode auxiliar no planejamento agrícola, a partir da identificação de áreas de produção, minimizando custos com o manejo, adubação e caracterização da área.

2. REVISÃO DE LITERATURA

2.1. Cor do solo e Espectroscopia de reflectância difusa (ERD)

A cor do solo é uma característica morfológica amplamente utilizada na classificação dos solos (Santos et al., 2005). Os gregos associavam a cor com a

produtividade, há mais de dois mil anos, onde solos mais escuros eram considerados como mais férteis e solos mais claros como inférteis. Entretanto, Columela, escritor romano, não concordava com tal definição, pois constatou a baixa fertilidade em solos pretos de pântanos e alta fertilidade em solos claros da Líbia (Lapido-Loureiro et al., 2008). Decompondo a cor do solo em quatro divisões: branco, vermelho, amarelo e preto, o sistema de classificação dos solos é baseado na percepção humana, utilizando os sentidos na determinação dos padrões morfológicos (Cooper et al., 2005). A cor do solo não foi considerada um atributo importante para os Estados Unidos até o ano de 1914, quando o United States Department of Agriculture (USDA) tornou público um livro que continha uma série de modelos da cor do solo com padrões encontrados nos ambientes (Simonson, 1993).

A cor do solo passou a ser descrita de acordo com a tonalidade, saturação e brilho pelos cientistas Russos, em 1920 (Zakharov, 1927). Entretanto, somente no ano de 1949 foi adotada pelo American Soil Survey Program, como método de classificação dos solos pelo USDA, em 1951 (Soil Survey Staff, 1993). No Brasil, a cor passou a ser utilizada como atributo diagnóstico e em nível categórico para o solo (Santos et al., 2018). Entretanto, a cor do solo é um atributo que, quando avaliado pelo olho humano, torna-se baseada na percepção do avaliador, podendo ser diagnosticada equivocadamente, pois cada observador pode notar cores distintas, levando-os a erros no diagnóstico real da cor do solo. Tais equívocos podem interferir na classificação dos solos, induzindo a resultados equivocados de classificação (Post et al., 1993; Torrente e Barrón, 1993).

A cor é um dos principais atributos que traz diversas informações sobre os fatores de formação do solo. São atribuídas à cor as respostas às alterações no relevo, mudanças climáticas, teor de matéria orgânica, minerais e grau de saturação do solo. Neste contexto, a análise adequada da cor do solo pode ser utilizada na classificação de ambientes, diferenciando as propriedades físicas, químicas e mineralógicas do solo (Schaetzl e Anderson, 2005; Fernandez e Schulze, 1992).

O conhecimento detalhado dos atributos do solo tem despertado a investigação para o melhor aproveitamento de uso e de ocupação do solo, ligando o planejamento sustentável e direcionado das áreas (Rockström et al., 2009). A busca por fontes alternativas, as técnicas clássicas de laboratório vêm tornando-se cada vez mais

essenciais, com o intuito de reduzir o número de amostras coletadas, o uso de reagentes e o tempo para obtenção de dados (Bahia et al., 2015, 2017; Demattê et al., 2016).

A técnica de ERD destaca-se pela necessidade de baixo volume de amostras, exigindo poucas gramas para análise. A técnica consiste em incidir sobre a amostra um feixe de luz dentro dos distintos comprimentos de onda do visível (VIS) e do infravermelho próximo (NIR). A luz incidida sobre a amostra é refletida, e uma esfera capta essa reflectância, gerando uma curva para cada solo. Estas curvas são chamadas de assinatura espectral do solo. De modo geral, solos mais claros tendem a refletir mais, obtendo onda espectral mais acentuada quando comparados a solos mais escuros. A compilação das curvas espectrais aos modelos matemáticos expressa informações sobre os atributos constituintes do solo, inclusive para quantificar elementos pirogênicos ligados à cor do solo e ao índice de avermelhamento (Carmo et al., 2016; Viscarra-Rossel et al., 2010).

Alguns pesquisadores têm utilizado as assinaturas espectrais na concepção de modelos preditores dos atributos físicos, químicos e mineralógicos do solo (Bahia, 2016; Bahia et al., 2015, 2017; Peluco et al., 2015; Camargo et al., 2009). A cor do solo é expressa pelos óxidos de ferro hematita (Hm) e goethita (Gt), conferindo a graduação do vermelho ao amarelo, respectivamente. Estes óxidos estão relacionados aos principais atributos do solo que não sofrem alterações abruptas pelo meio, como a granulometria e os teores de ferro, permitindo relacionar ou dimensionar zonas mínimas de manejo a partir da assinatura espectral do solo. A faixa do visível, expressa pelo espectrofotômetro, é capaz de mensurar a cor autêntica do solo, sendo necessária a submissão dos comprimentos de ondas obtidos à equação do triestímulos x, y, z (Hunt, 1968), sendo transformados em parâmetros de cor (matiz, valor e croma) e índice de avermelhamento (IAV).

A utilização da ERD na predição dos atributos do solo e da produtividade mostra-se assertiva, condizente com resultados obtidos por meio químico (Carmo, 2018; Carmo et al., 2016; Peluco, 2016; Hugo et al., 2011; Viscarra-Rossel, 2011). Estudos apresentam a afinidade entre os óxidos de ferro com a geração de informações aos parâmetros que conferem cor ao solo (Camargo et al., 2018). Outros estudos apresentam relação direta entre o teor de argila e o IAV do solo na

produtividade de café, mostrando que a técnica de ERD define muito bem áreas que tenham o mesmo potencial de produção (Carmo et al., 2016).

2.2. Geoestatística aplicada na agricultura

O Brasil possui uma agricultura conhecida mundialmente, devido a seu vasto território e ao clima tropical favorável à maioria das culturas, colocando o País entre os maiores produtores e exportadores de produtos agrícolas. A agricultura tem grande importância econômica para o País. No entanto, enfrenta grandes desafios quando se trata da expansão agrícola. Compreender as variáveis que interferem nos mais diversos ramos da produção agrícola e analisar de maneira adequada a realidade espacial e temporal do País auxilia na tomada de decisões convenientes ao gerenciamento agrícola, trazendo maior segurança econômica e ambiental.

O conhecimento da variabilidade espacial possibilita a elaboração de mapas de atributos do solo, determinando zonas/regiões homogêneas, direcionando o manejo localizado dentro de uma mesma área, viabilizando a tomada de decisão. Isto é possível, pois ao considerar a variabilidade espacial dos fatores ambientais envolvidos, combinado à geoestatística verifica-se dependência espacial dos atributos físicos/químicos do solo. Com isso, a geoestatística auxilia na tomada de decisões estratégicas para o gerenciamento do sistema de produção agrícola mais sustentável, uma vez que o manejo é realizado com base na variabilidade encontrada no campo.

O mapeamento de áreas com base na dependência espacial contribui na elaboração de mapas, melhorando as escolhas no campo. Alguns pesquisadores da ciência do solo demonstram em seus trabalhos que o processamento de dados pode ser aplicado em todas as vertentes da agricultura, obtendo assim mapas que auxiliam na compreensão dos fenômenos naturais. Na agricultura, conhecer tais fenômenos é essencial e necessário para a adequação das atividades no campo, sendo de extrema importância, pois tais informações interferem no manejo, no direcionamento e na produtividade da área, sendo que estas diretrizes podem correr riscos. Para

McBratney et al. (2002), as informações obtidas por meio da geoestatística promovem caracterização detalhada da área de produção.

Vieira (1997) encontrou alta variabilidade em seus estudos e demonstrou que a amostragem ao acaso é falha em relação à variação do ambiente, não detectando este fenômeno. Com estes dados, pode-se crer que a variabilidade e a dependência espacial são fatores diretamente relacionados, mostrando que há mais de uma forma de se manejar uma área de produção, pois a disponibilidade de água e de nutrientes é diretamente afetada ao longo da paisagem. A interpretação de dados espaciais de maneira efetiva vem sendo cada vez mais necessária. Para alguns pesquisadores, a variabilidade do solo é um fator que pode definir a tomada de decisão no setor agrário (Smith, 1910; Waynick e Sharp, 1919). Em 1951, Krige (desenvolvedor do método de krigagem) demonstrou em seus estudos que apenas a variância seria insuficiente para determinar os fenômenos naturais (Camargo et al., 2018), sendo a distância entre os pontos observados necessária para definir o resultado amostral (Krige, 1951). Compreender a variabilidade espacial de um sistema mostra que a estatística clássica não pode alcançar a interpretação da maior parte dos dados. Burrough (1994) demonstrou que a interpolação de um grande conjunto de dados produz valores semelhantes.

Para Camargo et al. (2018), os métodos tradicionais de interpolação espacial estão disponíveis no mercado e desfavorecem a interpretação destes valores, pois desconsideram a anisotropia do fenômeno natural. Tais efeitos deixam questões importantes abertas como: qual o tamanho ideal de estimação é possível para se obter uma ótima estimação de dados para erros embutidos, associados na estimativa (Burrough, 1987). Camargo et al. (2018) ressaltam que a superfície terrestre é um fator limitante para responder a tais questões, impedindo que simples análises matemáticas solucionem de maneira adequada o questionamento. A krigagem é um modelo que abrange essa necessidade (Matheron, 1963). Ela evita a superestimação dos dados, pois é definida como a covariância espacial, determinando peso para cada amostra da vizinhança, considerando o erro associado ao valor estimado, fornecendo estimadores não tendenciosos (Delfiner e Delhommer 1975; Camargo et al., 2018).

A krigagem é importante na associação dos dados tradicionais, estimando com qualidade a acurácia fornecida pelo modelo. As análises exploratórias e a modelagem

de semivariogramas validam este modelo, pois analisam os dados em distribuição espacial obtida pela amostragem (Camargo et al., 2018). Para Huinjbregts (1975), o variograma é o suporte quantitativo à krigagem, onde as variáveis representadas são definidas pelos valores de pontos coletados no espaço. Os semivariogramas expressam intuitivamente as características das amostras próximas, diferenciando a distância entre si.

2.3. Modelagem matemática na agricultura

A modelagem surge como uma ferramenta dentro da pesquisa, integrando o conhecimento sobre os processos de construção, tendo por finalidade sanar a necessidade do homem em compreender o sistema de maneira mais completa e confiável, permitindo, assim, a tomada de decisão mais assertiva e direcionada a cada ambiente ou situação encontrada. A busca por formas de uso e de ocupação sustentáveis do solo na agricultura é enfatizada pela demanda de técnicas aceitáveis dentro dos modelos socioambientais, sendo economicamente viável (Roscoe et al., 2006; Scorza, 2006; Kitamura, 2002). A integração organizada do conhecimento é uma das vantagens da modelagem matemática, pois pode auxiliar no planejamento amostral, envolvendo as particularidades do sistema, visualizando comportamento futuro através de panoramas alternativos e avaliando o desempenho de fatores que podem causar danos indesejáveis (Scorza, 2006).

O sistema é determinado pelo conjunto de atributos reais que contêm relação de dependência entre si. O modelo é a representação do sistema em determinada forma de linguagem. O modelo matemático é a compilação entre o sistema e o modelo de linguagem (Scorza, 2006; De Wit, 1993). Sendo assim, a modelagem matemática é a utilização dos cálculos matemáticos na simulação de ambientes/situações reais e seus resultados, realizando simulações computacionais (Monteiro et al., 2013; Silva, 2007). Dentre tantas formas de linguagem matemática, está a análise de floresta aleatória (Random Forest - RF) que utiliza um algoritmo de aprendizagem de máquina de fácil utilização e de resultados excelentes, em que o algoritmo cria várias árvores

de decisão através da combinação entre elas, visando à obtenção da predição de determinado atributo que tenha a acurácia mais estável dentro do objetivo avaliado (Donges, 2018; Silva, 2018).

O RF mede a importância de cada variável, analisando os nodos das árvores, nas características de reduzirem a pureza do banco de dados. Partindo da importância de cada um dos nodos, pode-se decidir quais características prejudicam o modelo, podendo assim deixá-las de fora, sendo de extrema importância, pois quanto mais características/variáveis o modelo possui, mais possíveis influências com superajuste o modelo sofrerá (Donges, 2020). Na agricultura, o RF tem sido apresentado como uma ferramenta estável na avaliação e na classificação do uso e da ocupação do solo, demonstrando eficiência ao utilizar poucos pontos amostrais, gerando resultados aceitáveis dentro dos padrões estudados (Kuchler et al., 2016; Lawrence et al., 2006).

Bhering et al. (2016), ao estudarem o mapeamento digital da areia, da argila e do carbono orgânico pela técnica RF, constataram que apresenta potencial para a estimativa dos atributos físicos do solo. A análise de RF apresentou-se promissora na predição da densidade do solo em regiões tropicais montanhosas, onde pode ser constatadas as características da matéria orgânica, hidrogênio, areias fina e grossa, quando comparado pela análise de stepwise regression (Cravalho et al., 2016). Dias et al. (2016) demonstraram em seus estudos que a técnica RF apresenta alto desempenho na discriminação das classes de solo a partir das variáveis relevo e geologia. Ressaltam ainda que a acurácia dos mapas digitais em treinamento tem a mesma equivalência que os mapas observados já existentes.

3. REFERÊNCIAS

Bahia ASRS, Marques Júnior J, La Scala N, Cerri CEP, Camargo LA (2017) Prediction and mapping of soil attributes using diffuse reflectance spectroscopy and magnetic susceptibility. **Soil Science Society of America Journal** 81:1450–1462. <https://doi.org/10.2136/sssaj2017.06.0206>

Barbieri DM, Marques Júnior J, Alleoni LRF, Garbuio FJ, Camargo LA (2009) Hillslope curvature, clay mineralogy, and phosphorus adsorption in an Alfisol cultivated with sugarcane. **Ciência Agrícola** 66:819-826.

Bhering SB, Chagas CS, Júnior WC, Pereira NR, Filho BC, Pinheiro HSK (2016) Mapeamento digital de areia, argila e carbono orgânico por modelos Random Forest sob diferentes resoluções espaciais. **Pesquisa Agropecuária Brasileira** 51: 1359–1370. <https://doi.org/10.1590/S0100-204X2016000900035>

Burrough PA (1987) Spatial aspects of ecological data. In: Jongman RH, Ter Braak CJF, Tongeren OFR (Eds). **Data analysis in Community and Landscape Ecology**. Wageningen: Pudoc, p.213-251.

Burrough PA, Bouma J, Yates SR (1994) The state of the art in pedometrics. **Geoderma** 62: 311-326.

Camargo LA, Marques Júnior J, Barrón V, Alleoni LRF, Pereira GT, Teixeira DB, Bahia ASRS (2018) Predicting potentially toxic elements in tropical soils from iron oxides, magnetic susceptibility and diffuse reflectance spectra. **Catena** 165:503–515. <http://dx.doi.org/10.1016/j.catena.2018.02.030>

Camargo LA, Marques Júnior J, Pereira GT, Horvat RA (2009) Variabilidade espacial de atributos mineralógicos de um Latossolo sob diferentes formas do relevo. II - Correlação espacial entre mineralogia e agregados. **Revista Brasileira de Ciência do Solo** 32: 2279–2288. <https://doi.org/10.1590/s0100-06832008000600007>

Campos MCC, Marques Júnior J, Pereira GT, Souza ZM, Montanari R (2009) Planejamento agrícola e implantação de sistema de cultivo de cana-de-açúcar com auxílio de técnicas geoestatísticas. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental** 13:297–304. <https://doi.org/10.1590/s1415-43662009000300011>

Carmo DAB (2018) **Dados espectrais dos solos do centro-oeste dados espectrais dos solos do centro-oeste**. 129 f. Tese (Doutorado em Agronomia) – Unesp, Jaboticabal.

Carmo DAB, Marques Júnior J, Siqueira DS, Souza ASRB, Santos HM, Pollo GZ (2016) Cor do solo na identificação de áreas com diferentes potenciais produtivos e qualidade de café. **Pesquisa Agropecuária Brasileira** 51:1261–1271. <https://doi.org/10.1590/S0100-204X2016000900026>

Carvalho Júnior WC, Filho BC, Chagas CS, Bhering SB, Pereira NR, Pinheiro HSK (2016) Regressão linear múltipla e modelo Random Forest para estimar a densidade do solo em áreas montanhosas. **Pesquisa Agropecuária Brasileira** 51:1428–1437. <https://doi.org/10.1590/S0100-204X2016000900041>

Cooper M, Teramoto ER, Vidal-Torrado P, Sparovek G (2005) Learning soil classification with the Kayapó indians. **Scientia Agrícola** 62:604–606. <https://doi.org/10.1590/s0103-90162005000600016>

CONAB (2019) **Indicadores da Agropecuária**. Brasília, DF: Observatório Agrícola, p. 01–14.

Demattê JAM, Bellinaso H, Araújo SR, Rizzo R, Souza AB (2016) Spectral regionalization of tropical soils in the estimation of soil attributes. **Revista Ciência Agronômica** 47:589–598. <https://doi.org/10.5935/1806-6690.20160071>

Delfiner P, Delhomme EJP (1975) Interpolação Ótima por Kriging In: Davis JC, McCullagh MJ (Eds.) **Exibição e Análise de Dados Espaciais**. Nova York: John Wiley and Sons, p. 96-114.

De Wit CT (1993) Fundamentals of dynamic simulation: philosophy and terminology. In: Leffelaar PA (Eds.) **On systems analysis and simulation of ecological processes with examples in CSMP and FORTRAN**. Dordrecht: Kluwer, p.3-9.

Dias LMS, Coelho RM, Valladares GS, Assis ACC, Ferreira EP, Silva RC (2016) Predição de classes de solo por mineração de dados em área da bacia sedimentar do São Francisco. **Pesquisa Agropecuária Brasileira** 51:1396–1404. <https://doi.org/10.1590/S0100-204X2016000900038>

Donges N (2018) Predicting the Survival of Titanic Passengers. **Towards data science**. [S.l.]: Médiun. Disponível em: <<https://towardsdatascience.com/predicting-the-survival-of-titanic-passengers-30870ccc7e8>>. Acesso em: 06 mar. 2020.

Donges N (2020) **A complete guide to the random forest algorithm**. [S.l.]: Built In. Disponível em: <https://builtin.com/data-science/random-forest-algorithm>. Acesso em: 06 mar.2020.

Embrapa (2013) **Sistema brasileiro de classificação de solos**. Brasília, DF, 353p.

Fernandes K (2017) **Estimativa da caulinita e gibbsita por técnicas de difração de raios x e espectroscopia de refletância difusa dos solos do planalto ocidental paulista**. 83 f. Dissertação (Mestrado em Agronomia) – Unesp, Jaboticabal.

Fernandes RBA, Barrón V, Torrent J, Fontes MPF (2004) Quantificação de óxidos de ferro de latossolos brasileiros por espectroscopia de refletância difusa. **Revista Brasileira de Ciência do Solo** 28:245–257. <https://doi.org/10.1590/s0100-06832004000200003>

Fernandez RN, Schulze DG (1992) Munsell colors of soils simulated by mixtures of Goethite and Hematite with kaolinite. **Zeitschrift für Pflanzenernährung und Bodenkunde** 155:473- 478

Hugo A, Barros C, Lier QDEJVN, Boa D, Parahyba V, Tabosa JN, Scarpare FV (2011) **Avaliação e teste de funções de pedotransferência na estimativa do teor de água no solo e no rendimento agrícola da cultura do sorgo**. Jaguariuna: Embrapa Meio Ambiente.

Huijbregts CJ (1975) Regionalized variables and quantitative analysis of spatial data In: Davis JCMC, Cullagh MJ (eds.) **Display and analysis of spatial data**. New York:

John Wiley, p.38-53.

Hunt RWG (1968) Colour Science: concepts and methods, quantitative data and formulas. **Optica Acta: International Journal of Optics** 15:197. <https://doi.org/10.1080/713818072>

Krige DGA (1951) Statistical approach to some basic mine evaluation problems on the Witwatersrand. **Journal of the Chemical, Metallurgical and Mining Society of South Africa** 52:119-139.

Kitamura PC (2002) **O meio ambiente e o compromisso institucional da Embrapa**. Brasília, DF: Embrapa, Assessoria de Comunicação Social. 87p.

Kuchler PC, Simões M, Bégué A, Demonte R, Arvor D (2019) Séries temporais modis para a detecção de sistemas integrados de produção agropecuária: uma contribuição para o monitoramento da agricultura de baixa emissão de carbono. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO. **Anais...** São José dos Campos: Inpe, p.1488-1491.

Lapido-Loureiro FE, Melamed R, Figueiredo Neto J (2008) **Agroindústria & Sustentabilidade**. Rio de Janeiro: [s.n].

Lawrence RL, Wood SD, Sheley RL (2006) Mapping invasive plants using hyperspectral imagery and Breiman Cutler classifications (randomForest). **Remote Sensing of Environment** 100:356–362. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2005.10.014>

Matheron G (1963) Principles of geostatistics. **Economic Geology** 58:1246-1266.

Mcbratney A, Mynasny B, Stephen R, Cattle R, Willem V (2002) From pedotransfer functions to soil inference systems. **Geoderma** 109: 41-73.

Monteiro TB, Binello MO, Brondani MB, Chicon PMM, Haas A, Monteiro VB, Zamberlan JF (2013) **Modelagem matemática aplicada a um sistema de irrigação econômica**. XVII Seminário internacional de educação no Mercosul p. 16.

Peluco RG, Marques Júnior J, Siqueira DS, Pereira GT, Barbosa RS, Teixeira DB (2015) Mapeamento do fósforo adsorvido por meio da cor e da suscetibilidade magnética do solo. **Pesquisa Agropecuaria Brasileira** 50:259–266. <https://doi.org/10.1590/S0100-204X2015000300010>

Peluco RG (2016) **Magnetismo e cor na identificação de solos com diferentes potenciais de sorção de imazaqim** 105 f. Tese (Doutorado em Agronomia) – Unesp, Jaboticabal.

Pollo GZ (2013) **Suscetibilidade magnética, atributos do solo e da planta na discriminação de áreas de manejo específico na cultura do café** 79 f. Dissertação (Mestrado em Agronomia) – Unesp, Jaboticabal.

Post DF, Bryant RB, Batchily AK, Huete AR, Levine SJ, Mays MD, Escadafal R (1993) **Correlations between field and laboratory measurements of soil color**. Madison: Soil Science Society of America, p.35-49. (SSSA Special Publication, 31)

Rockström (2009) A safe operation space for humanity. **Nature** 461:472-475.

Roscoe R, Mercante FM, Salton JC (2006) **Dinâmica da matéria orgânica do solo em sistemas conservacionistas modelagem matemática e métodos auxiliares**. Dourados: Embrapa.

Santos RD, Santos HG, Ker JC, Anjos LHC, Shimizu SH (2005) **Manual de descrição e coleta de solo no campo**. Viçosa. Sociedade Brasileira de Ciência do Solo, Embrapa - CNPS: Editora. 100p.

Schaetzl R, Anderson S (2005) **Soils: genesis and geomorphology**. Cambridge: Cambridge University Press.

Scorza Júnior, RP (2006) Modelagem matemática e simulação de sistemas: uma importante ferramenta na pesquisa agropecuária. In: Roscoe R, Mercante FM, Salton JC (Eds.) **Dinâmica da matéria orgânica do solo em sistemas conservacionistas modelagem matemática e métodos auxiliares**. Brasília, DF: Embrapa, 63-75p.

Silva WA (2007) **Modelagem Matemática Aplicada no planejamento da agricultura irrigada, utilizando informações georreferenciadas wilson**. 111f. Tese (Doutorado em Ciências) - UFRF, Rio de Janeiro.

Silva JC (2018) **Aprendendo em uma Floresta Aleatória**: veja a floresta e não as árvores. [S.l.]: Medium. Disponível em: <<https://medium.com/machina-sapiens/o-algoritmo-da-floresta-aleat%C3%B3ria-3545f6babdf8>>. Acesso em: 06 mar. 2020.

Silveira PM, Cunha AA (2002) Variabilidade de micronutrientes, matéria orgânica e argila de um latossolo submetido a sistemas de preparo. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, 37:1.325-1.332.

Siqueira DS, Marques Júnior J, Matias SSR, Barrón V, Torrent J, Baffa O, Oliveira L C (2010) Correlation of properties of Brazilian Haplustalfs with magnetic susceptibility measurements. **Soil Use and Management** 26:425–431. Doi: <<https://doi.org/10.1111/j.1475-2743.2010.00294.x>>

Simonson RW (1993) Soil color standards and terms for field use—history of their development. In: Bigham, JM, Ciolkosz EJ (Eds.) **Soil Color**. New York: Soil Science Society of America, p.1-20.

Smith LH (1910) Plot arrangement for variety experiment with corn. **Procedure. American Society. Agronomy** Madison 1:84-89.

Soil Survey Division Staff (1993) **Soil survey manual**. Washington, DC: Soil Conservation Service. (U.S. Department of Agriculture Handbook, 18).

Torrent J, Barrón V (1993) Laboratory measurement of soil color: Theory and practice. Soil color. **Soil Science Society of America** 31:21-33 p. (SSSA, Special Publication).

Vieira SR (1997) Variabilidade espacial de argila, silte e atributos químicos em uma parcela experimental de um latossolo roxo de Campinas (SP). **Bragantia** 56:1-17.

Viscarra Rossel RA, Bui EN, De Caritat P, McKenzie NJ (2010) Mapping iron oxides and the color of Australian soil using visible-near-infrared reflectance spectra. **Journal of Geophysical Research: Earth Surface** 115:1–13. <https://doi.org/10.1029/2009JF001645>

Viscarra Rossel RA (2011) Fine-resolution multiscale mapping of clay minerals in Australian soils measured with near infrared spectra. **Journal of Geophysical Research: Earth Surface** 116:1–15. Doi: <<https://doi.org/10.1029/2011JF001977>>

Waynick DD, Sharp LT (1919) Variability in soil and its significance to past and future soil investigations. II. Variation in nitrogen and carbon in field soils and their relation to the accuracy of field trials. **Agricultural Sciences** 4:121-139.

Zakharov SA (1927) **Achievements of Russian science in morphology of soils.** Leningrad: Office of Academy.

CAPÍTULO 2 – Espectroscopia de reflectância difusa VIS-NIR na predição de produtividade de soja e mapeamento de áreas de manejo

RESUMO – Quantificar os atributos do solo e estimar a produtividade de culturas pelas técnicas convencionais tornou-se inviável, devido aos elevados custos com reagentes e equipe de trabalho, além do tempo elevado para análises. As técnicas indiretas visam a promover a praticidade na determinação dos atributos mineralógicos, físicos, químicos e morfológicos. A espectroscopia de reflectância difusa (ERD) é uma ferramenta de identificação e de caracterização dos atributos do solo. Sendo assim, com este estudo, objetivou-se utilizar índices de cor obtidos pela ERD para identificar padrões espaciais, estimar a produtividade e delimitar áreas mínimas de manejo para a cultura da soja, na região sudeste de Minas Gerais. Foram coletadas 100 amostras de solos na profundidade de 0,00 - 0,20 m para análises granulométricas, químicas, espectrais e mineralógicas. Os minerais da fração argila foram caracterizados por difração de raios-X (DRX), por ERD, a partir de medições de refletância no infravermelho visível e no infravermelho próximo (VIS-NIR, 380-2.500 nm). Foram delimitadas áreas de manejo e de produtividade da soja usando como fator limitante os índices que quantificam a cor do solo (matiz, valor, croma e IAV). Os resultados foram avaliados por estatística descritiva o padrão espacial e a elaboração dos mapas, por análise geoestatística, e a predição da produtividade, pela análise de Random Forest (RF). Pode-se observar a importância da cor do solo na delimitação de áreas produtoras de soja. O cluster delimitou 5 áreas, sendo possível observar áreas com menor e com maior potencial produtivo. A cor do solo, obtida por ERD foi eficiente na identificação de áreas com diferentes potenciais de produtividade da cultura da soja. A ERD, mostra-se como técnica indireta viável para definir zonas mínimas de manejo e auxilia nas tomadas táticas e operacionais que buscam incrementos na produtividade da soja.

Palavras-chave: Pedometria, cor do solo, óxidos de ferro, Random forest.

1. INTRODUÇÃO

O Brasil é o segundo maior produtor mundial de soja, produzindo cerca de 120 mil toneladas na safra de 2019/2020, tendo por volta de 36.571 milhões de hectares plantados (CONAB, 2019). Devido à grande área plantada no País, conhecer o solo é essencial para o desenvolvimento da cultura. A mineralogia tem influência direta na qualidade física e química do solo, tendo potencial para direcionar de maneira eficaz os tratos culturais durante o manejo do solo (Bahia et al., 2015; Peluco et al., 2015; Carmo et al., 2016). Quantificar a mineralogia por métodos convencionais é caro, pois envolve horas de trabalho no laboratório, uso de muitos reagentes e técnicos bem preparados. O mapeamento do solo para grandes áreas exige amplo número de amostras, e, devido a sua morosidade e custos, as técnicas convencionais vêm-se tornando obsoletas.

Alguns trabalhos já foram desenvolvidos, mostrando a eficiência de técnicas indiretas no mapeamento de áreas do território brasileiro. Dentre as principais técnicas, a Espectroscopia de Reflectância Difusa (ERD) vem ganhando destaque no mapeamento de áreas sob cultivo de café (Carmo et al., 2016; Pollo 2013), cana-de-açúcar (Bahia et al., 2015), e para a adsorção de fósforo (Peluco et al., 2015). A adoção de novas metodologias de quantificação indireta para o manejo sustentável do solo, de forma rápida e precisa, é extremamente importante (Stefanoski et al., 2013). Bahia et al. (2015) apresentaram em seu estudo uma comparação entre o método convencional, utilizando difração de raios-X (DRX), e indireto, por meio da ERD, para quantificação de caulinita e gibbsita, e óxidos de ferro hematita e goethita. Segundo estes autores, o tempo gasto para a obtenção dos dados por método convencional varia em torno de 49 a 55 horas, enquanto a utilização da ERD produz resultados semelhantes em cerca de 20 minutos. A ERD é uma análise direta, rápida, não destrutiva e eficaz na predição para determinação indireta de atributos mineralógicos, morfológicos, físicos e químicos do solo (Viscarra Rossel, 2011; Bahia et al., 2015; Fernandes, 2017; Carmo, 2018).

Trabalhos dessa magnitude são importantes a fim de proporcionar novas perspectivas para entender a variabilidade dos solos e sua relação com a cultura,

sobretudo para geração de protocolos de manejo específico com base nos mapas dos atributos físicos, químicos e mineralógicos do solo a partir da ERD. A caracterização detalhada da variabilidade espacial do solo é essencial para auxiliar na delimitação de locais com maior potencial de alocação da cultura (Sanchez et al., 2009). A hipótese deste estudo é que há potencial para o uso da ERD no mapeamento de atributos do solo, a fim de auxiliar as atividades operacionais de manejo de solo em áreas de cultivo de soja. Diante do supracitado, com este trabalho, objetivou-se utilizar índices de cor obtidos pela ERD para identificar padrões espaciais, estimar a produtividade e delimitar áreas mínimas de manejo para a cultura da soja, na região sudeste de Minas Gerais.

2. MATERIAL E MÉTODOS

2.1. Caracterização da área

A área de estudo localiza-se na cidade de Alpinópolis, no sudoeste do Estado de Minas Gerais (Figura 1). De acordo com a classificação de Köppen, o clima é o Cwa (subtropical úmido), cuja temperatura média do mês mais frio (junho) é de 17,3 °C, e a do mês mais quente (janeiro) é de 23,4 °C, e com temperatura média anual de 21 °C. A pluviosidade média é de 1.444 mm por ano, vegetação predominante de cerrados. A geologia é representada pelo Grupo Araxá, sendo composto basicamente pelas rochas mica xistos, quartzito, pegmatitos, anfíbolitos e granito (Barbosa et al., 1970).

O solo foi classificado de acordo com o Sistema Brasileiro de Classificação de Solos (SiBCS) por Santos et al. (2018) como Latossolo Vermelho distrófico. A área de estudo possui 184 hectares, sendo cultivado soja há mais de 10 anos, com período de safra de outubro a março. Foi delimitada uma malha amostral na área escolhida, com densidade de 1 ponto por hectare, perfazendo um total de 100 pontos. Dentro da malha amostral, foram selecionadas 15 amostras de forma aleatória dentro do banco de dados para caracterização mineralógica por difração de raios-X (Figura 2c). Em

cada ponto do cruzamento desta malha, as amostras de solo foram coletadas na profundidade de 0,0 - 0,20 m.

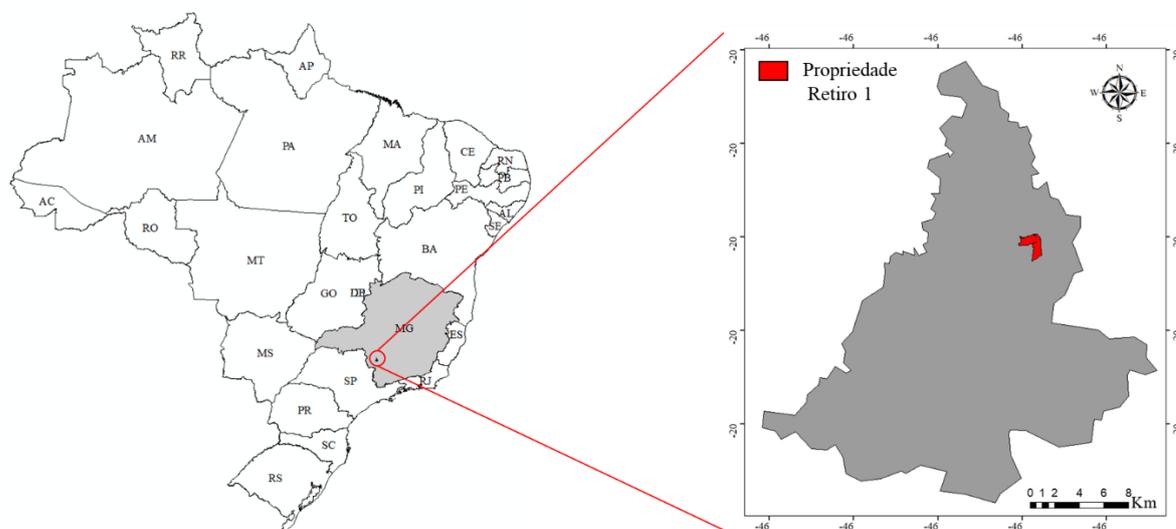


Figura 1. Localização da área de estudo em relação ao território nacional e dentro do Estado de Minas Gerais.

Todas as amostras foram devidamente identificadas e georreferenciadas, de acordo com o planejamento amostral. A soja foi colhida por meio de máquina, sendo a produtividade obtida em $t\ ha^{-1}$ pelos registros da colhedora John Deere 9.700. A paisagem apresenta três tipos de compartimento: área do topo (regiões verdes na Figura 2a); área de encosta convexa (cores amarelas na Figura 2a), e transição gradual de transporte e deposição na área de sopé (cores alaranjadas na Figura 2a). A área apresenta cotas de altitudes bem acentuadas, variando de aproximadamente 750 a 800 m de altitude (Figura 2d). Esta característica define bem a distribuição do fluxo de água e o transporte de sedimentos dentro da área de estudo, formando ambientes redutores.

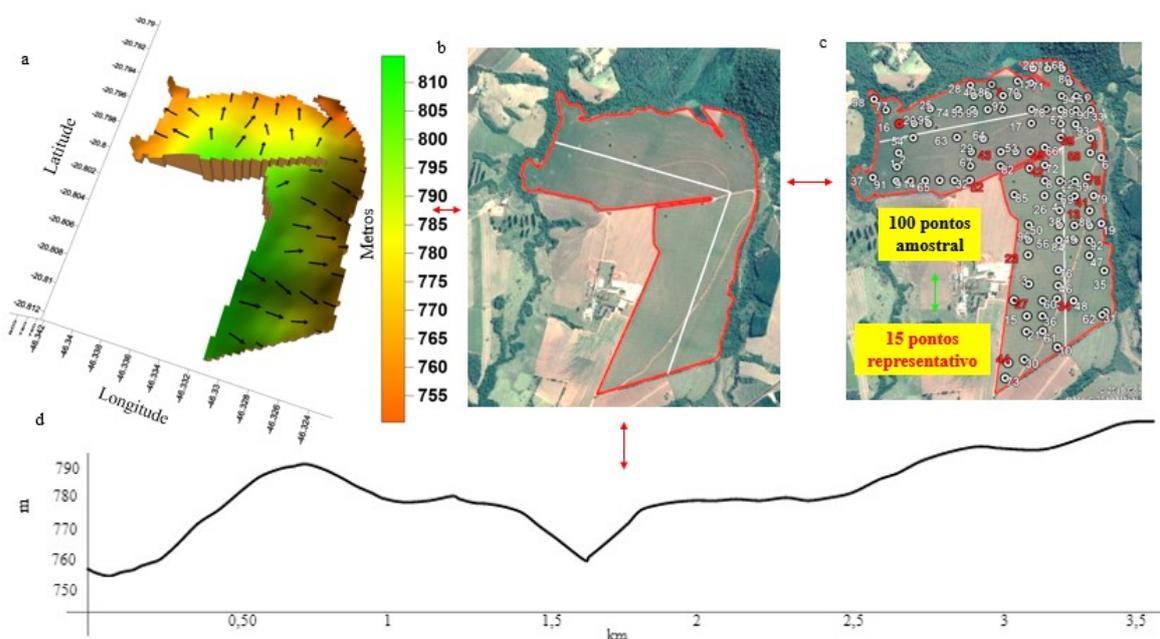


Figura 2. a) Modelo altimétrico de elevação da área e demonstração do fluxo de água. b) Visualização da área por imagens do Google Earth. c) Malha amostral e pontos representativos para caracterização mineralógica. d) Corte da transecção da área e levantamento altimétrico.

2.2. Granulometria do solo

Em todas as amostras coletadas, foram feitas as análises químicas, espectrais e granulométricas. A granulometria foi determinada utilizando solução de hexametáfosfato de sódio a $0,038 \text{ mol L}^{-1}$ + hidróxido de sódio a $0,1 \text{ mol L}^{-1}$. e agitação com aparato de baixo rotação, seguindo metodologia da Embrapa adaptada (Embrapa, 2017).

2.3. Determinação dos teores de Fe_d e Fe_o

A determinação dos teores de ferro relativos à totalidade de ferros pedogenéticos extraídos por ditionito-citrato-bicarbonato (Fe_d) seguiu a metodologia

de Mehra e Jackson (1958). Posteriormente, foram determinados os teores de ferro extraídos por oxalato de amônio (Fe_o) relativos aos óxidos de ferro pedogenéticos de baixa cristalinidade (Camargo et al., 1986).

2.4. Difração de raios-X (DRX)

A caracterização dos minerais da fração argila, tais como hematita (Hm), goethita (Gt), caulinita (Ct) e gibbsita (Gb), por Difração de Raios-X (DRX), foi feita nas 15 amostras. A caracterização da Gt e Hm foi feita após tratamento da fração argila com NaOH 5 mol L^{-1} para a concentração dos mesmos, segundo método de Norrish e Taylor (1961). A remoção dos óxidos de ferro foi feita para caracterizar Ct e Gb, por Citrato de sódio e Di-hidratado ($\text{Na}_3\text{C}_6\text{H}_5\text{O}_7 \cdot 2\text{H}_2\text{O}$) e Bicarbonato de Sódio (NaHCO_3).

Pelo método do pó, as amostras foram difratadas em difratômetro, marca HGZ, equipado com cátodo de cobalto e filtro de ferro e radiação K (20 mA, 30 kV) para a difração da Hm e Gt, e cátodo de cobre com filtro de níquel para a difração da Ct e Gb. A velocidade de varredura empregada será de $1^\circ 2\theta/\text{minuto}$ e amplitude de 23 a 49° . Para a quantificação dos minerais da fração argila, usaram-se os reflexos da caulinita (001), gibbsita (002), hematita (012 e 110) e da goethita (110 e 111). Os reflexos analisados foram submetidos à determinação dos respectivos minerais e também foi realizado o cálculo da razão caulinita/ (caulinita + gibbsita) e para razão hematita/ (hematita + goethita).

2.5. Espectroscopia de reflectância difusa (ERD)

Para a obtenção das curvas espectrais, foi moído aproximadamente 1 g de solo (terra fina seca ao ar) em almofariz de ágata até à obtenção de coloração constante, e o conteúdo foi colocado em porta-amostra com espaço cilíndrico de 16 mm de

diâmetro. Os valores de reflectância foram determinados em espectrofotômetro Lambda 950 UV/VIS/NIR, acoplado com uma esfera integradora de 150 mm de diâmetro. Os espectros foram registrados em intervalos de 0,5 nm, com tempo de integração de 2,43 nm s⁻¹. Nas curvas, as faixas de 380 a 780 nm (visível) foram utilizadas para estimar hematita (Hm) e goethita (Gt), e entre 2.100 e 2.300 nm para caulinita (Ct) e gibbsita (Gb).

Posteriormente, os espectros das 100 amostras foram analisados dentro dos intervalos de 380 a 700 nm. A partir dos espectros de reflectância, determinaram-se os valores tri-estímulos XYZ definidos pelo Comisión Internacional de L'Eclairage – CIE (Wyszecki e Stiles, 1982). Partindo das coordenadas de XYZ, foi calculado o valor de matiz (H), croma (C) e valor (V), no programa Munsell Conversion, versão 6.4, conforme Viscarra e Rossel (2011).

O índice de avermelhamento (IAV) foi determinado pela Equação (Equação.1) de Torrent e Barrón (2008).

$$IAV = \frac{(10 - H) \times C}{V} \quad (1)$$

em que: V = valor de Munsell;

C = valor numérico de croma por Munsell;

H = número que precede o YR no matiz.

2.6 Análises Estatísticas e Geoestatística

Em posse dos dados analisados em laboratório, foi realizada a estatística descritiva, com a finalidade de compreender o comportamento dos dados da área de estudo; em seguida, foram separados os atributos ligados à cor do solo, sendo: matiz, cor, croma. Para compreender a variabilidade destes atributos em campo e como estes são influenciados pela paisagem, foi utilizada a técnica geoestatística de krigagem (Isaaks e Srivastava, 1989), no programa Gs+7, e o resultado desta análise foi exportado para o programa Surfer 11, para a confecção dos mapas (Vieira, 2000).

Para a estimativa da produtividade, foi aplicado o algoritmo de aprendizagem Random Forest, sendo o banco de dados dividido em 60% para treino e 40% para teste. Para avaliar a multicolineariedade existente entre as variáveis utilizadas na estimativa, foi calculado o VIF (inflação de variância); e, por fim, para validar, foi utilizada a validação cruzada com todos os dados observados e todos os preditos para, assim, comprovar a eficiência do modelo, utilizando o pacote Scikit-Learn e a linguagem de programação Python.

Para delimitar as zonas de manejo, foi utilizado um cluster hierárquico, utilizando o pacote Plotly e a linguagem de programação Python; e com os pontos de cada agrupamento, foi realizado um mapa de zonas específicas de manejo no programa Surfer 11.

3. RESULTADOS E DISCUSSÃO

3.1. Caracterização da área de estudo

O teor médio de areia foi de 239 g kg^{-1} e de argila de 499 g kg^{-1} , com variação de 110 a 243 e 266 a 637 g kg^{-1} , respectivamente. Valores semelhantes para o teor de argila foram encontrados por Rolim Neto et al. (2009), sendo de 400 g kg^{-1} em Latossolos do grupo Araxá, dentro do município de Alpinópolis - MG. Os valores da saturação por base (V%) variam de 38 a 74%. Os valores da saturação por base (V%), caracterizam o solo como distrófico e eutrófico. Esta variação nos valores, provavelmente, ocorrera em função das atividades agrícolas. As práticas de manejo, como adubação e calagem, podem alterar as condições de fertilidade natural, garantindo altas produtividades (Luz et al., 2002).

A produção da soja atingiu valor médio de $3,7 \text{ t ha}^{-1}$, variando de 3,8 a $4,7 \text{ t ha}^{-1}$. A produção da soja da área igualou-se à produtividade média do País, de $3,7 \text{ t ha}^{-1}$, no ano de 2016. Esta média de produtividade foi, caracterizada como ótima, sendo o resultado atribuído ao manejo adequado das áreas durante todo o período da safra (Alves et al., 2018).

Tabela 1. Estatística descritiva para os atributos do solo e produção da soja na área de estudo.

Variável	Média	Mínima	Máxima	Mediana	DP
Areia (g kg ⁻¹)	239	110	346	244	38
Argila (g kg ⁻¹)	499	267	637	508	71
MO (g dm ⁻³)	29	22	39	29	3
V (%)	58	38	74	59	8
pH	5	4	6	5	0,30
Fe _d (g kg ⁻¹)	31	14	37	33	5
Fe _o (g kg ⁻¹)	1	0,76	2	1	0,13
Matiz	4	3	8	4	15
Valor	11	5	6	5	56
Croma	5	4	5	5	8
IAV	6	4	5	6	8
Soja (t ha ⁻¹)	3,7	1,3	4,7	4	0,53

DP – Desvio-padrão; MO - matéria orgânica; V% - saturação por bases do solo; Fe_d – Ferro ditionito-citrato-bicarbonato de sódio (g kg⁻¹); Fe_o – Ferro oxalato de amônio (g kg⁻¹); IAV – Índice de avermelhamento; Soja – Produtividade (t ha⁻¹).

Os minerais Caulinita (Ct), gibbsita (Gb) e os óxidos de ferro hematita (Hm) e goethita (Gt) foram encontrados em todas as amostras de solo, com teores médios de 91; 111; 39 e 25 g kg⁻¹, respectivamente (Tabela 2). A Razão Hm/(Hm+Gt), com variação de 0,18 a 0,54, e Ct/(Ct+Gb) variando de 0,36 a 0,57 indicam a predominância de óxidos de Hm e Gt, devido ao estágio avançado de intemperismo do solo. As amplitudes encontradas indicaram grandes variações no teor de Hm e Gt no solo, atribuídas aos fatores de formação do solo; em especial, a forma da paisagem, que condiciona diferentes ambientes para a formação destes óxidos. Resultados semelhantes foram reportados por Bahia et al. (2015) em solos com altos teores de óxidos de Fe, de material de origem arenítico.

A presença de Hm e Gt pigmenta os solos de vermelho e amarelo, respectivamente (Davey et al., 1975; Barberis et al., 1991) e influenciam as características físicas e químicas do solo. Logo, a cor pode ser considerada um atributo de grande importância, pois é de fácil visualização para os solos de clima tropical, sendo considerada no segundo nível categórico do Sistema Brasileiro de Classificação do Solo (Santos et al., 2018). Portanto, o estudo da cor, ao refletir os óxidos, reflete propriedades associadas a estes, que podem auxiliar no gerenciamento e na definição de ambientes de produção.

Tabela 2. Estatística descritiva dos minerais em relação aos atributos cristalográficos e a porcentagem obtidos por difração de raios-X (DRX), para os minerais caulinita, gibbsita, hematita, goethita e a relação Ct/(Ct+Gb) e Hm/ (Hm+Gt).

Variável	Média	Mínima	Máxima	Mediana	DP
Ct (g kg ⁻¹)	92	69	124	89	13
Gb (g kg ⁻¹)	111	66	157	105	22
Gt (g kg ⁻¹)	26	17	40	25	7
Hm (g kg ⁻¹)	39	26	61	37	10
Ct/(Ct+Gb)	0,45	0,36	0,57	0,46	0,05
Hm/(Hm+Gt)	0,33	0,18	0,54	0,34	0,09

DP – Desvio-padrão; Ct - teor de Caulinita; Gb - teor de Gibbsita; Hm - teor de Hematita; Gt - teor de Goethita; Ct/(Ct+Gb) – razão caulinita / (caulinita + gibbsita); Hm/(Hm+Gt) – razão hematita / (hematita + goethita).

Estudando a produtividade de café em solos de arenito, Carmo et al. (2016) observaram que solos com matiz abaixo de 7,1, croma abaixo de 5,1 e valor abaixo de 4,4 apresentam produtividade média de 33 sacas ha⁻¹. Oliveira et al. (2018), ao avaliarem a influência da mineralogia na produtividade da soja, notaram o crescimento na produção de vagens.

As curvas espectrais, obtidas na faixa do VIS-NIR, podem ser observadas na Figura 3. Nesta Figura, estão representadas as curvas espectrais de algumas amostras; devido ao banco de dados conter 100 amostras, haveria sobreposição entre as assinaturas. As curvas analisadas apresentaram intensidades de reflectância semelhantes e corroboram as encontradas em outros estudos desenvolvidos em arenitos (Silva et al., 2020). Observam-se na faixa de 400 a 500 nm concavidades características dos óxidos de ferro (Bahia et al., 2015).

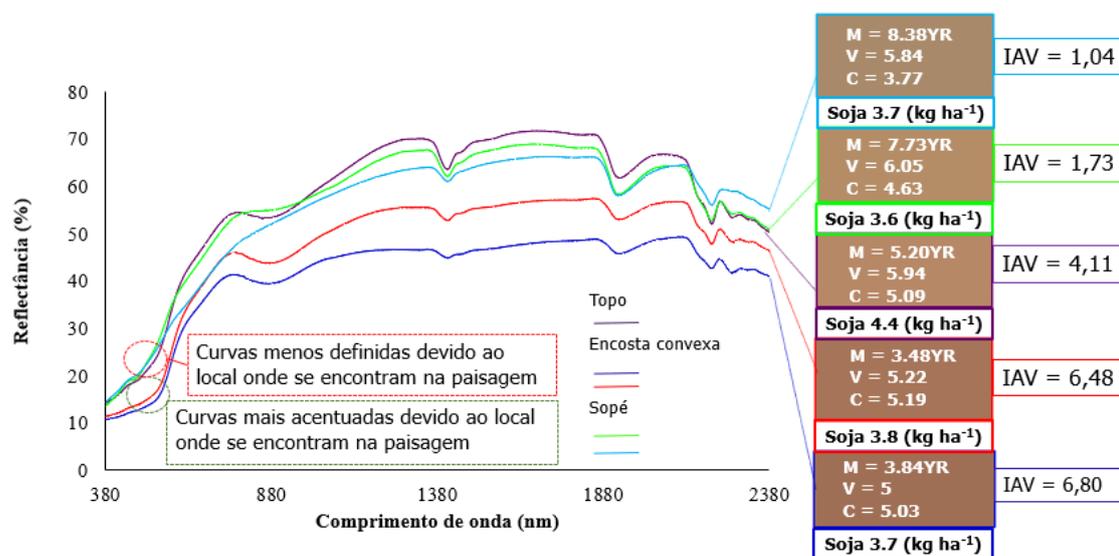


Figura 3. Espectros das amostras em relação aos valores de: Matiz, Valor, Cromo, IAV e a produtividade de soja.

A partir dos espectros de reflectância, determinaram-se os valores do matiz, valor, cromo e IAV. Cada curva espectral apresentou comportamento característico do local onde se encontram na paisagem, demonstrando a variabilidade da cor e da produtividade. Com os resultados obtidos pelo CIE, pode-se observar que, nas amostras com matiz entre 3,5YR e 5,2YR e cromas maiores que 4, apresentaram IAV maiores, enquanto as amostras com matiz acima de 5,2YR expressaram IAV menores. Tais resultados corroboram os apresentados por Botelho et al. (2006), em que Latossolos Vermelhos distróficos apresentaram as mesmas características, evidenciando a relação entre parâmetros que conferem cor ao solo (matiz, cromo e IAV), constatando que, em solos onde os matizes com valores entre 2,5YR e 5YR indicam cromas mais puros (maiores que 3) e conseqüentemente, apresentaram os maiores IAVs. O IAV permaneceu baixo para os solos com matizes próximos a 10YR e cromas ≤ 3 . Alguns estudos apresentam esta relação entre o IAV e a produtividade de café em Latossolos, em que a produtividade acompanha o IAV, demonstrando possível a identificação de áreas com maiores potenciais de produção (Carmo et al., 2016).

Os teores de areia e argila são outros indicativos do grau de intemperismo do solo, conforme apontado por Anjos et al. (1998). Entretanto, é verificada uma tendência de homogeneidade da área, caracterizada pela ação dos fatores de formação do solo e também por consequência da forte ação do intemperismo dentro da área. Estes efeitos são verificados em Latossolos onde a distribuição dos atributos não variou em função das formas apresentadas pela paisagem (Montanari et. al., 2010). As propriedades do solo, intensamente manejados, possuem dependência do relevo, mesmo de pequena expressão e os limites entre as diferentes formas da paisagem podem representar limites de locais específicos de manejo (Sanchez et al. 2009).

3.2. Estimativa da Produtividade

As variáveis que conferem cor ao solo foram submetidas à análise de RF (Figura 4). A primeira etapa da análise consiste no treino, onde são utilizados 60% do banco de dados para “ensinar” ao algoritmo os padrões das variáveis. Nesta etapa a estimativa apresentou $R^2 = 93\%$ e $RMSE = 0,19$. Ao longo do teste é realizado o ranqueamento da importância dos índices que conferem cor ao solo na estimativa da produtividade de soja. Ao longo da análise foi formada uma “floresta” de 18 árvores com 70 nodos, estes valores foram determinados com base na quantidade de dados de entrada.

O nodo analisado do RF gerou dois nós bem definidos e 8 nodos terminais de produtividade. Este nodo foi ditado pelo valor, sendo possível constatar que este subdividiu o banco de dados em dois nodos. Isto ocorre devido ao valor ser a variável que representa a gradação entre o cinza e o branco na cor do solo, distinguindo solos com maiores e com menores concentrações de cinza (Soil Survey, 1993), distinguindo as classes de solo devido a cor manifestada pelo solo, na discriminação morfológica dos perfis e dos vários sistemas de classificação de solos (Barrón et al., 2000).

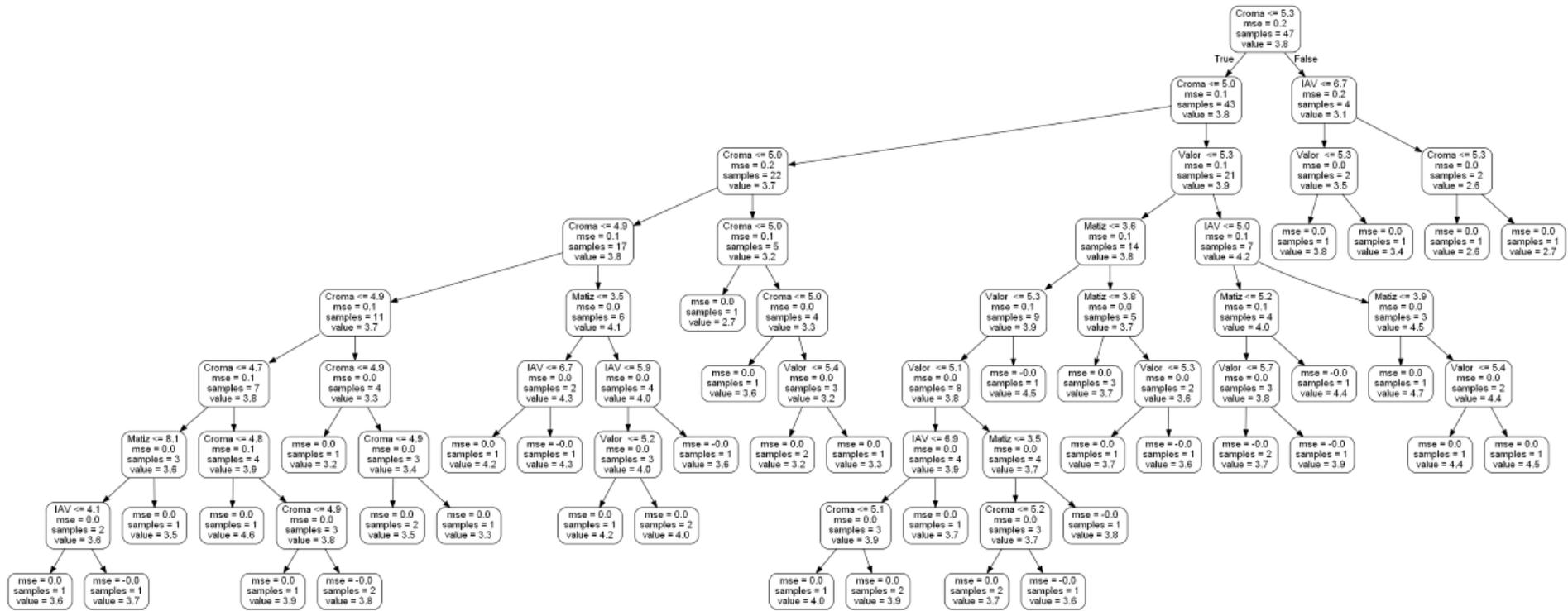


Figura 4. Random Forest para estimativa da produtividade do solo, a partir dos índices de cor do solo (Matiz, Valor, Croma e IAV) obtidos por espectroscopia de reflectância difusa.

*IAV = Índice de avermelhamento.

Foi realizada a análise de importância dos atributos de cor na predição da produtividade da soja. Constatou-se que os índices matiz, valor e croma representam 68% da estimativa da produtividade da soja (Figura 5). Dentre estes, o croma apresentou maior importância na estimativa da produtividade. Tal aspecto indica que a cor mais saturada no solo, atribuída ao intemperismo e ao intenso manejo do solo, proporcionou uma característica na coloração mais homogênea dentro da área. Isto ocorre devido ao alto teor de óxidos de ferro, ressaltando, ainda, a influência da matéria orgânica e da mineralogia na pureza da cor (Guimarães, 2016; Peluco, 2016; Camargo et al., 2018). Em Latossolos, a relação entre os óxidos de ferro, que conferem cor ao solo, é bem definida, pois mesmo em pequenas quantidades, cerca de 1% de Hm é o suficiente para pigmentar o solo de vermelho, podendo mascarar os demais óxidos (Resende, 1976; Schaeztl e Anderson, 2005).

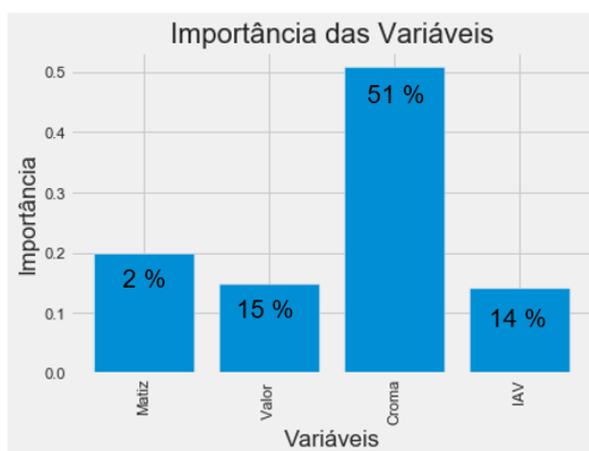


Figura 5. Gráfico de relevância das variáveis (Matiz, Valor, Croma, IAV) para a estimativa da produtividade de soja, na análise Random Forest.

Como o próprio nome sugere, Latossolo Vermelho distrófico, a dominância de Hm no solo torna difícil a diferenciação da cor, uma vez que tal mineral mascara a presença de goethita (Ker, 1995). Silva et al. (2020), ao estudarem a variabilidade espacial de hematita e goethita em solos, concluíram que teores de Hm acima de 15% no solo foram a causa para saturação de cor no ERD, representado pelo IAV.

O IAV apresentou 14% de relevância, e os altos teores de MO na área também podem responder a este resultado, pois intervêm diretamente na cor do solo. A ação

dos microrganismos presentes na MO desempenha importante papel na remoção e na redução dos óxidos (Schwertmann, 1993; Lynn e Pearson, 2000). Outro fator de extrema importância é a drenagem do solo, sendo ditada pela paisagem e pelo teor de argila considerado elevado para o solo devido ao material de origem (Barbosa et al., 2012; Santana, 2013).

Ao fim do treino, foi realizada uma análise de multicolineariedade, para avaliar a eficiência do RF em banco de dados “inéditos” (Tabela 3). Dentre as variáveis de entrada do modelo, nota-se que todas as variáveis se mostraram dentro do limite aceitável de colinearidade. Sendo este limite acima de 10, indica que a multicolinearidade pode estar influenciando as estimativas de mínimos quadrados, mostrando que as variáveis preditoras estão correlacionadas umas com as outras, ou seja, multicolinearidade forte é um problema que pode aumentar a variância dos coeficientes de regressão, tornando instável o modelo.

Tabela 3. Segunda análise de multicolineariedade dos atributos que conferem cor ao solo.

Matiz	Valor	Croma	IAV
8,120136	5,025375	4,779707	3,020427

IAV – índice de avermelhamento.

A inflação de variância mediu o quanto a variância de um coeficiente de regressão estimado aumenta se seus preditores estão correlacionados. Ao longo do teste, a aprendizagem mostrou-se muito coerente, pois apresentou um R^2 de 73% e RMSE de 0,62 e redução do R^2 , e o aumento do erro entre treino e teste é previsto, pois o segundo foi realizado com um banco de dados que não havia ainda sido apresentado ao modelo, mostrando, assim, um potencial de generalização.

No fim da análise, fez-se necessário validar o modelo. A técnica empregada foi a validação cruzada (Figura 6), utilizando todos os dados com comparação aos dados preditos. Tal índice comprovou mais uma vez a eficiência do modelo na predição da produtividade, apresentando R^2 de 92% e RMSE de 0,16, explicando a resposta da produtividade pelas variáveis que conferem cor ao solo.

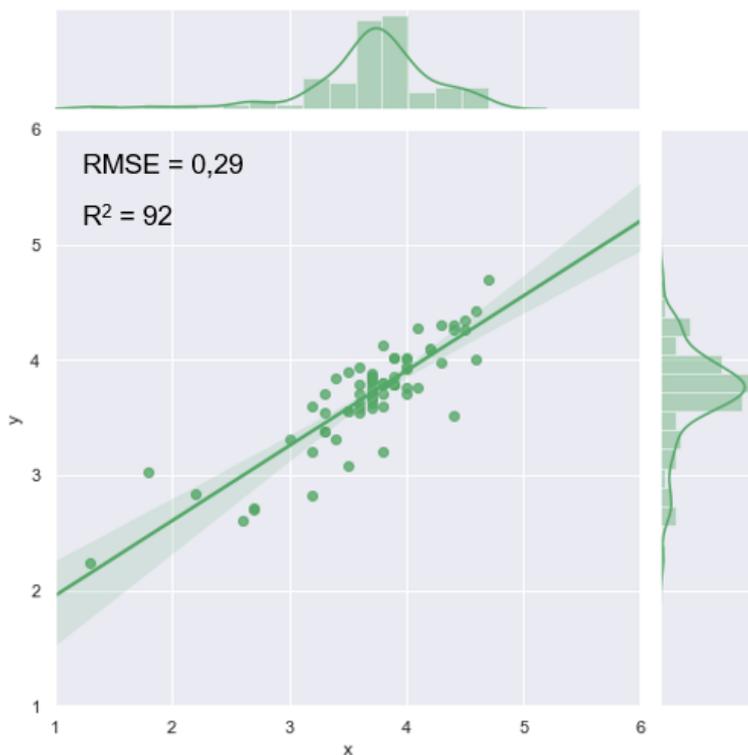


Figura 6: Validação cruzada do Random Forest entre os dados observados (horizontal) e os dados preditos (vertical).

3.4. Definição das Zonas Mínimas de Manejo

Após comprovar que a união das variáveis matiz, valor, croma e IAV permite prever a produtividade de soja de forma satisfatória na área, foi realizado um cluster hierárquico (Figura 7), utilizando estas variáveis para realizar o agrupamento dos pontos. A análise subdividiu os dados em cinco grupos, e estes agrupamentos passaram a ser, então, as zonas de manejo específicas determinadas com base nos atributos de cor do solo.

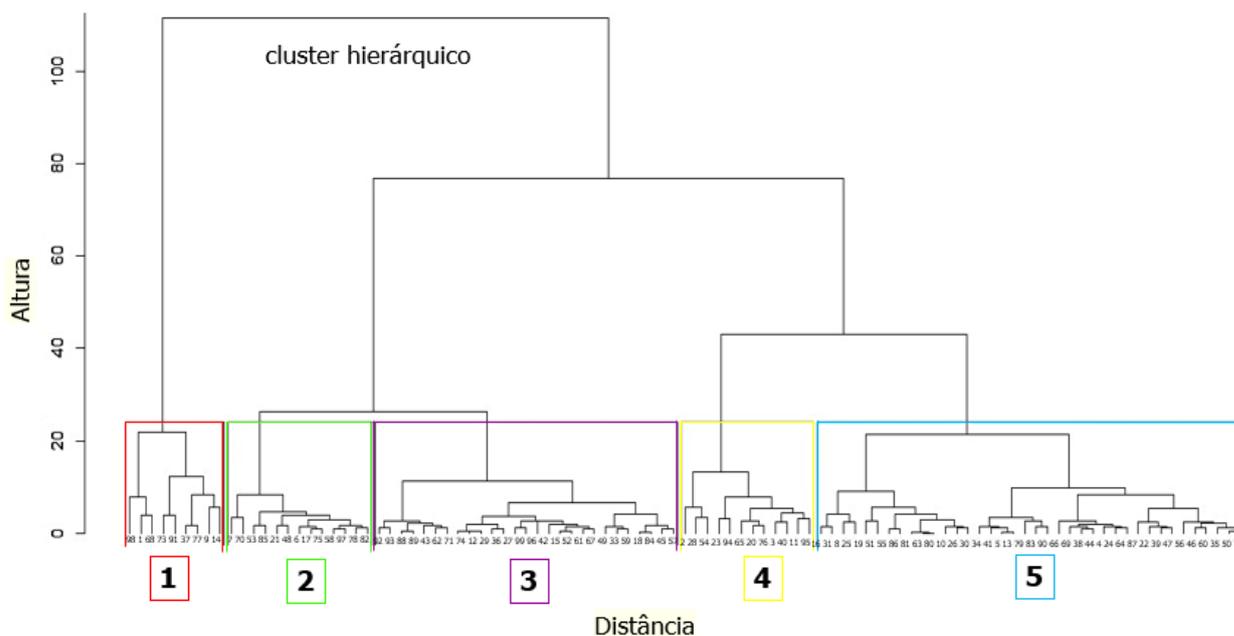


Figura 7: Delimitação dos grupos de produtividade definidos pelo cluster

Com a delimitação dos grupos pelo cluster, foram extraídos do modelo todos os pontos de cada um dos cinco agrupamentos e, por fim, foi desenvolvido um mapa (Figura 8) de zonas de manejo específicas, tendo por base os atributos de cor do solo. Ao observar o mapa das zonas, nota-se relação entre o modelo definido pelo cluster e a paisagem da área. Os atributos de formação do solo, ligados à cor, sofreram com o estágio de intemperismo e com o intenso manejo na área, refletindo nas características morfológicas que conferem cor ao solo.

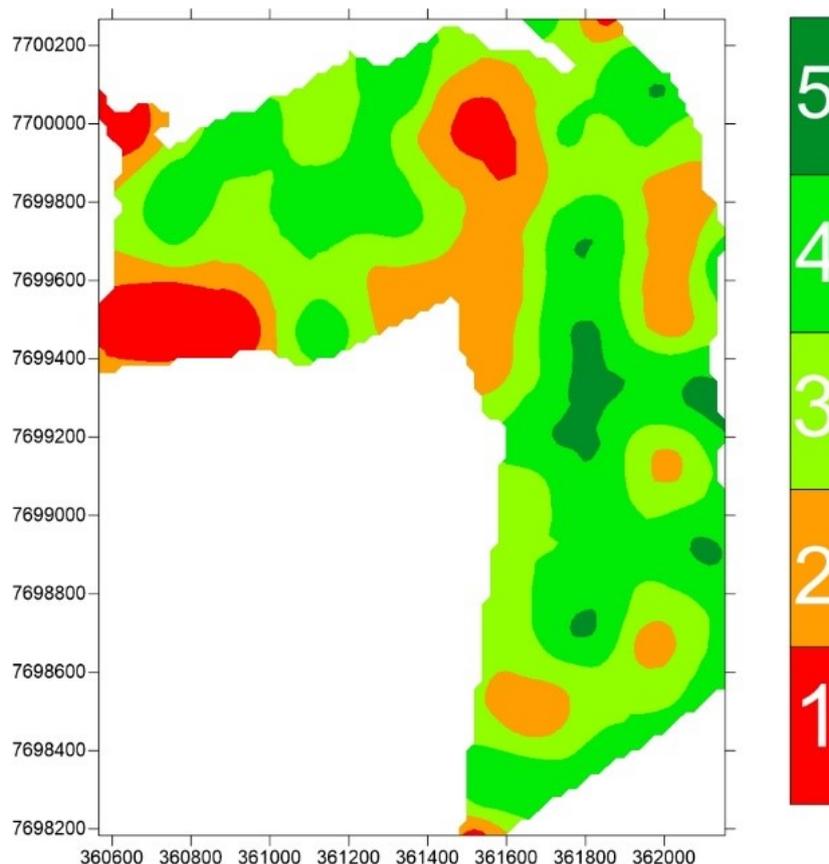


Figura 8: Delimitação das áreas de produtividade definidos pelo cluster.

Os ambientes 1 e 2 foram determinados como ambientes de baixa produtividade. Devido ao relevo encontrado na área, esses ambientes encontram-se em áreas de declividade acentuada na paisagem, em ambientes com baixos teores de óxidos e de fertilidade, e o levantamento altimétrico demonstrou variação de 50 m entre o ponto mais alto do terreno e o mais baixo. A área ainda demonstrou outros três ambientes (3; 4 e 5) como ambientes de média e de alta produtividade de soja. São áreas caracterizadas como convexa e linear, influenciando diretamente na fertilidade do solo, nos minerais e no direcionamento do fluxo de água.

3.2. Variabilidade espacial dos atributos

Os parâmetros dos semivariogramas dos atributos que conferem cor ao solo e para a produtividade observada e predita pelo RF foram apresentados na Tabela 4.

Os atributos apresentaram estrutura de dependência espacial, e os modelos ajustados foram o exponencial, esférico e gaussiano. De modo geral, dentre todos os modelos desenvolvidos, nota-se que o valor de R^2 expressou valores próximos a 70% da variabilidade espacial dos atributos estudados, permitindo a existência de variabilidade grande entre os parâmetros, pois este valor é altamente afetado devido a sua sensibilidade de acurácia (Bastos, 2017). O forte intemperismo da área e a existência de poucos pontos amostrais indicam o fato de as variáveis responderem de maneira mais sutil, indicando baixa dependência espacial.

Tabela 4. Análise do melhor ajuste aos atributos que conferem cor ao solo e de produtividade predita e observada de soja, para a área em estudo.

Variável	Modelo	C_0	$C_0 + C_1$	$C/(C_0 + C_1) \times 100$	A (m)	R^2	SQR
IAV	gaussiano	0,241	0,693	0,652	800	0,87	$7,595e^{-03}$
Matiz	exponencial	0,014	0,1086	0,864	690	0,76	$8,169e^{-04}$
Valor	exponencial	0,002	0,0291	0,918	441	0,82	$3,089e^{-05}$
Croma	esférico	0,009	0,0226	0,571	597	0,77	$2,826e^{-05}$
Soja ob.	esférico	0,002	0,1256	0,889	161	0,68	$8,978e^{-04}$
Soja pr.	esférico	0,0001	0,1042	0,999	133	0,29	$1,267e^{-03}$

C_0 - efeito pepita, $C_0 + C_1$ - patamar; $C/(C_0 + C_1) \times 100$ - grau de dependência espacial; A - alcance em metros; R^2 - coeficiente de determinação do modelo ajustado; SQR - soma dos quadrados dos resíduos; IAV - Índice de avermelhamento; Soja ob. - Produtividade observada da soja ($t\ ha^{-1}$); Soja pr. - Produtividade predita da soja ($t\ ha^{-1}$).

Os valores de alcance variaram de 441 a 800 m, indicando que os atributos apresentam dependência espacial em escalas distintas, devido ao reflexo da paisagem e ao manejo. Nota-se que a variável de maior alcance foi o IAV (800 m), justificando o ajuste ao modelo gaussiano, que apresenta o patamar mais bem definido dentre os modelos. Contudo, o patamar das variáveis encontra estabilidade, indicando que, a partir desse ponto, não existe mais dependência espacial, pois a distância torna-se irrelevante (Camargo, 1989). A variável valor apresentou o menor alcance, justificando o ajuste ao modelo exponencial, sendo este, dentre os modelos, o que explica melhor os dados para os atributos do solo, indicando a maior variabilidade dos dados (Bahia, 2016; Isaaks e Srivastava, 1989).

Os mapas de distribuição espacial (Figura 9) apresentam semelhanças características devido à variabilidade. Os parâmetros que conferem cor ao solo foram sobre postos ao modelo 3D da área (Figura 9a), demonstrando que a técnica ERD é capaz de delimitar áreas específicas de manejo, mostrando-se eficaz, na possível

delimitação de zonas por caracteres morfológicos do solo. Conforme o padrão espacial dos mapas, foi possível observar que, onde o IAV é mais elevado (Figura 9b) o matiz e o valor são menores e o croma (Figura 9c) é mais intenso (Figura 9e). Os padrões dos índices de cor podem ser associados diretamente com o modelo de elevação digital da área. As porções mais baixas da paisagem (menor altitude) apresentam menor IAV, enquanto as porções mais altas apresentam maiores IAVs. As mesmas considerações sobre índices de cor do solo e as formas da paisagem foram apontadas por Carmo (2018), ao estudar 13 milhões de hectares no Estado de São Paulo.

O potencial de oxidação e de redução causa alterações diretamente relacionadas à cor solo, pois é capaz de alterar a presença e a cristalinidade dos minerais (Camargo et al., 2008). Em áreas de baixada, onde há saturação e estagnação de água, o ambiente redutor é favorecido quanto ao oxidico. O contrário acontece em ambientes mais planos, onde a drenagem é favorecida, condicionando ambientes oxidicos (Vasconcelos et al., 2013). Isto porque a forma da paisagem altera a dinâmica da água no solo e, portanto, as condições de formação dos minerais. Estudando a relação solo-paisagem do Amazonas, Campos et al. (2011) observaram que as cores variam do vermelho no topo mais alto da paisagem, passando a vermelho-amareladas nas áreas de sopé de transporte e baixada, corroborando as considerações feitas neste estudo.

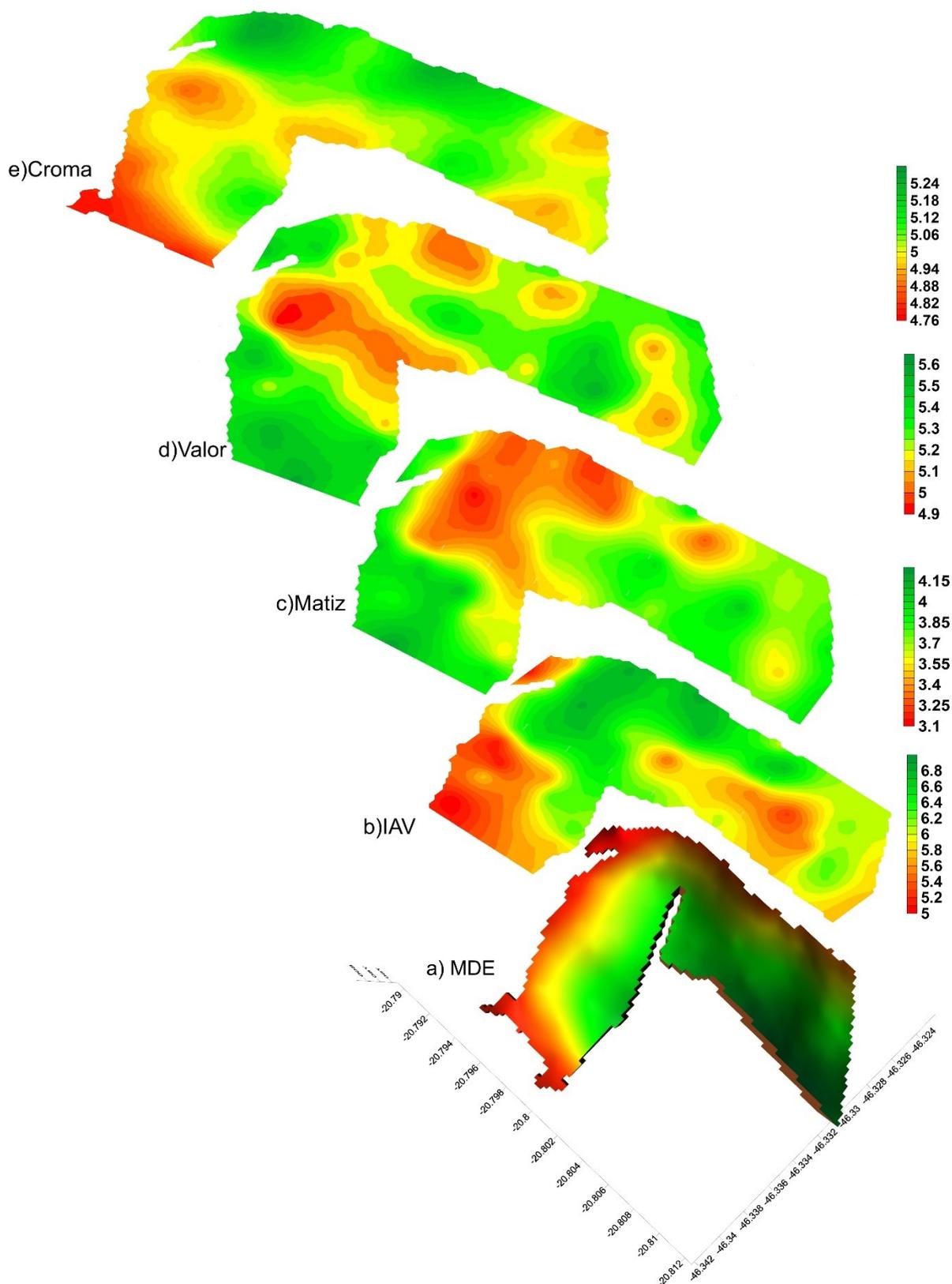


Figura 9. Mapas dos atributos que conferem cor ao solo: a) modelo digital de elevação (MDE); modelo 3D da área; b) IAV; c) matiz; d) valor; e) croma.

A produtividade da soja respondeu ao comportamento das variáveis cromas e IAV, sendo possível caracterizar 5 ambientes distintos de produção. Para as variáveis soja observada (soja ob) e soja predita (soja pr), o modelo esférico foi o que mais se ajustou ao banco de dados, sendo este modelo associado a mudanças sutis das variáveis. O modelo esférico apresentou R^2 de cerca de 68% para a produtividade observada e cerca de 30% da produtividade predita da soja. Os valores baixos do alcance 133 a 161, respectivamente, ocorreram devido ao estágio avançado do manejo e à intensa atividade agrícola, refletindo na fertilidade do solo e, conseqüentemente, na produtividade.

Como o manejo é feito de forma única em toda a área, o solo encontra-se com altos teores nutricionais, proporcionando condições adequadas de desenvolvimento para a cultura. Após a verificação da multicolineariedade dos dados e da validação do método, foi realizada a confecção dos mapas de produtividade observada e predita pelo RF (Figura 10). Devido à homogeneidade da área ditada pelo manejo, nota-se pouca variação na produtividade. Todavia, mesmo a variação sendo pequena, podem-se observar manchas que condizem com as variações do relevo da área. Foi possível observar áreas de baixa produtividade, em regiões de pico mais elevados (maior altitude). Barbieri et al. (2009) ressaltam, ainda, que a curvatura do relevo promove ambientes específicos de manejo.

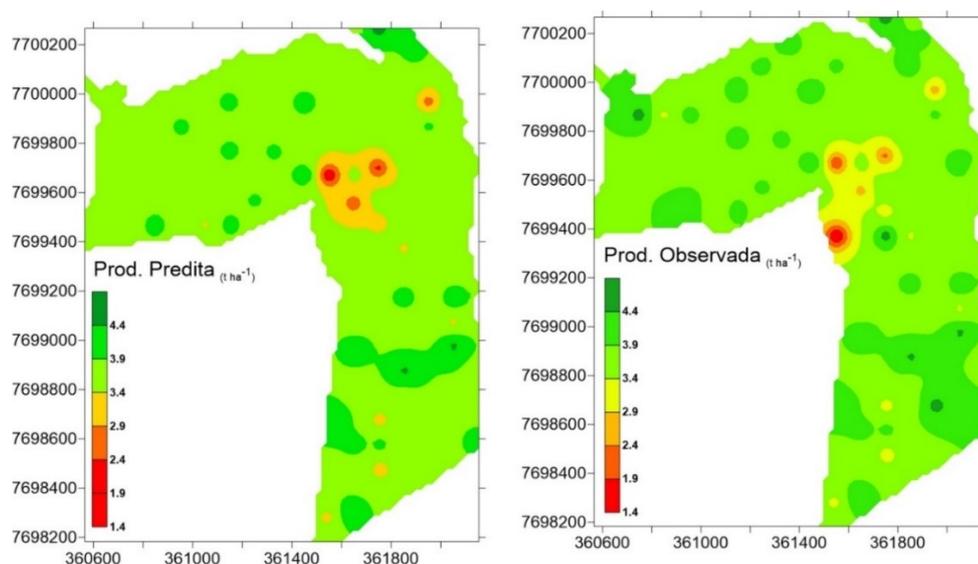


Figura 10. Mapas de produtividade observada e predita pelo Random Forest.

Pode-se observar, na Figura 10, a semelhança entre os mapas de produtividade observada e predita pelo Random Forest, a partir dos índices da cor do solo. Ou seja, os índices de cor do solo, obtidos por ERD, podem ser utilizados na estimativa da produtividade da soja. Considerando que a cor do solo é oriunda dos óxidos de ferro e que estes são pedoindicadores ambientais (Bahia et al. 2015; Camargo et al., 2008; Silva et al. 2020) e que condicionam várias características físicas e químicas do solo, o uso da cor do solo tem potencial para definir áreas mínimas de manejo e para garantir melhores índices de produtividade.

Atualmente, a extensão das áreas agrícolas chega na casa de milhares de hectares, e quantificar toda a mineralogia para definição de áreas mínimas de manejo, por métodos convencionais, seria inviável. Nesse sentido, o uso da cor por ERD pode garantir que grandes áreas sejam mapeadas, com menores custos e com eficiência. Trabalhos que utilizam a análise de RF para a estimativa da produtividade, por meio da cor, ainda são escassos, mas necessários para a validação deste estudo em outros tipos de solos e com outras culturas.

Trabalhando com a cor obtida por câmera proximal mobile e ERD para estimativa da produtividade de café, Carmo (2018) demonstrou a relação entre os índices cor e a produtividade e a qualidade da cultura. Peluco et al. (2015) estudaram o IAV para determinação de áreas com potencial para adsorção de fósforo, elemento essencial para o desenvolvimento da cultura da soja. Os autores concluíram que o índice é eficiente para diferenciar as áreas com diferentes potenciais para adsorção de fósforo.

4. CONCLUSÕES

Os índices de cor do solo, obtidos por espectroscopia de reflectância difusa, foram eficientes para estimar a produtividade da soja, utilizando o algoritmo Random Forest para a área de estudo.

A cor do solo, obtida por espectroscopia de reflectância difusa, foi eficiente na identificação de áreas mínimas de manejo com diferentes potenciais de produtividade da cultura da soja.

A espectroscopia de reflectância difusa mostra-se, como técnica indireta, eficiente para estimar a produtividade, para definir áreas de manejo e para auxiliar nas tomadas táticas e operacionais que buscam incrementos na produtividade da soja.

5. REFERÊNCIAS

Anjos LHC, Fernandes MR, Pereira MG, Franzmeier DP (1998) Landscape and pedogenesis of an Oxisol-Inceptisol-Ultisol sequence in Southeastern Brazil. **Soil Science Society of America Journal** 62:1651-1658.

Alves JMB, Ruas JF, Salvador MA, Amazonas L, Guth TLF, Nogueira BP, Campos PM (2018) **Décimo Segundo Levantamento/Setembro 2018**. Brasília, DF: CONAB, p.1–148. <https://doi.org/ISSN 2318-6852>

Bahia ASRS, Marques Júnior J, Siqueira DS (2015) Procedures using diffuse reflectance spectroscopy for estimating hematite and goethite in Oxisols of São Paulo, Brazil. **Geoderma Regional** 5:150–156. Doi: <<https://doi.org/10.1016/j.geodrs.2015.04.006>>

Bahia, ASRS (2016) **Estimação de atributos do solo por espectroscopia de reflectância difusa e suscetibilidade magnética no contexto da paisagem**. 148f. Tese (Doutorado em Ciência do Solo) – Unesp, Jaboticabal.

Barbieri DM, Marques Júnior J, Alleoni LRF, Garbui FJ, Camargo LA (2009) Hillslope curvature, clay mineralogy, and phosphorus adsorption in an Alfisol cultivated with sugarcane. **Ciência Agricola** 66:819-826.

Barberis E, Marsan FA, Boero V, Arduno E (1991) Aggregation of soil particles by iron oxides in various size fractions of soil B horizons. **Soil Science** 42:535-542. <<http://doi.org/10.1111/j.1365-2389.1991.tb00100.x>>

Barbosa O, Braun OPG, Dyer RC, Cunha CABR (1970) **Geologia da região do Triângulo Mineiro**. Rio de Janeiro: DNPM-DFPM. 140 p.

Barbosa CEM, Ferrari S, Carvalho MDP, Picoli PRF, Cavallini MC, Benett CGS, Santos DMAD (2012) Inter-relação da produtividade de madeira do pinus com

atributos físico-químicos de um latossolo do cerrado brasileiro. **Revista Árvore** 25-35. <https://doi.org/10.1590/S0100-67622012000100004>.

Barrón V, Mello JWV, Torrent J (2002) Caracterização de óxidos de ferro em solos por espectroscopia de Reflectância Difusa. In: Novais RF, Alvarez VVH, Schaefer CEGR (Eds.) **Tópicos em ciência do solo**. Viçosa: Sociedade Brasileira de Ciência do Solo p.139-162.

Bastos RL, 2017. **Semivariograma Em Campos Aleatórios Gaussianos**. 137f (Tese de doutorado) - Universidade Federal de Lavras - Mg.

Botelho MR, Dalmolin RSD, Pedron FA, Azevedo AC, Rodrigues RB, Miguel P (2006) Medida da cor em solos do Rio Grande do sul com a carta de Munsell e por colorimetria. **Ciência Rural** 36:1179-1185.

Camargo LA, Marques Júnior J, Barrón V, Alleoni LRF, Pereira GT, Teixeira DDB, Bahia ASRdeS (2018) Predicting potentially toxic elements in tropical soils from iron oxides, magnetic susceptibility and diffuse reflectance spectra. **Catena** 165:503–515.< <https://doi.org/10.1016/j.catena.2018.02.030>>

Camargo ECG, (1998) **Geoestatística: Fundamentos e Aplicações. Geoprocessamento em projetos ambientais**. Curso: Geoprocessamento para Projetos Ambientais. 36p. Disponível em: http://www.dpi.inpe.br/gilberto/tutoriais/gis_ambiente/

Camargo LA, Marques Júnior J, Pereira GT, Horvat RA (2009). Variabilidade espacial de atributos mineralógicos de um Latossolo sob diferentes formas do relevo. II - Correlação espacial entre mineralogia e agregados. **Revista Brasileira de Ciência do Solo** 32:2279–2288. Doi:<<https://doi.org/10.1590/s0100-06832008000600007>>.

Camargo OA, Moniz AC, Jorge JA, Valadares LMAS (1986). **Métodos de análise química, mineralógica e física dos solos do Instituto Agrônomo de Campinas**. Instituto Agrônomo, Campinas. 96 p.

Campos MCC, Ribeiro MR, Souza Júnior VS, Ribeiro Filho MR, Souza VCC (2011) Relações solo-paisagem em uma topossequência sobre substrato granítico em Santo Antônio do Matupi, Manicoré (AM), **Revista Brasileira Ciência do Solo** 35:13-23. <https://doi.org/10.1590/S0100-06832011000100002>

Carmo DAB (2018) **Dados espectrais dos solos do centro-oeste dados espectrais dos solos do centro-oeste**. 129 f. Tese (Doutorado em Agronomia) – Unesp, Jaboticabal.

Carmo DAB, Marques Júnior J, Siqueira DS, Bahia ASRSB, Santos HM, Pollo GZ (2016) Cor do solo na identificação de áreas com diferentes potenciais produtivos e qualidade de café. **Pesquisa Agropecuária Brasileira** 51:1261–1271. Doi: <<https://doi.org/10.1590/S0100-204X2016000900026>>

CONAB (2019) **Acompanhamento da Safra Brasileira**. Brasília, DF: Companhia

Nacional de Abastecimento 5:1–113.

Davey BG, Russel JD, Wilson MJ (1975) Iron oxide and clay minerals and their relation to colours of red and yellow podzolic soils near. **Geoderma** 14:125-138. <[http://doi.org/10.1016/0016-7061\(75\)90071-3](http://doi.org/10.1016/0016-7061(75)90071-3)>

Embrapa (2017) **Manual de métodos de análises** In: Teixeira PC, Donagemma GK, Fontana A, Teixeira WG (Ed.) **Manual de métodos de análise de solo**. Brasília, DF. 577 p.

Fernandes K (2017) **Estimativa da caulinita e gibbsita por técnicas de difração de raios x e espectroscopia de reflectância difusa dos solos do planalto ocidental paulista**. 83 f. Dissertação (Metrado em Agronomia) – Unesp, Jaboticabal.

GUIMARÃES TLB (2016) **Determinação da cor do solo pela carta de munsell e por colorimetria**. 57f. Monografia (Graduação em ???) - UNB, Brasília, DF.

IBGE (2013) **Manual Técnico de Uso da Terra**. Rio de Janeiro, 171p.

Isaaks EH, Srivastava RM (1989) **An introduction to applied geostatistics**. New York: Oxford University Press, 561 p.

Journel AG, Huijbregts JCH (1978) **Mining geostatistics**. New York: Academic Press. 600 p

Ker JC (1995) **Mineralogia, sorção e dessorção de fosfato, magnetização e elementos traços de Latossolos do Brasil**. 181f. Tese (Doutorado) UFV, Viçosa.

Luz MJS, Ferreira GB, Bezerra JRC (2002) **Título**. Campina Grande: Editora, x p.

Lynn WC, Pearson MJ (2000) The Color of Soil, exploring the chemistry of soil color. **Science Teacher** 67:20-23.

Mehra OP, Jackson ML (1958) Iron oxide removal from soils and clays by dithionite-citrate system buffered with sodium bicarbonate. In: CLAYS CLAY MINERALS CONFERENCE. **Anais...** Washington: Elmsdorf, Pergamon Press, 317-327 p.

Montanari R, Marque Júnior J, Campos MCC, Souza ZM, Camargo LA (2010) Caracterização mineralógica de Latossolos em diferentes feições do relevo na região de Jaboticabal, SP. **Revista Ciência Agronômica** 41:191–199.

Norrish K, Taylor RM (1961) The isomorphous replacement of iron by aluminum in soil goethites. **Journal of Soil Science** 12:294–306.

Oliveira R, Silva LS, Souza NF, Pietroski M, Caione G, Júnior GFS, Ferbonink GF, Gomes RP, Júnior JM, Santos GAA, Campos MCC (2018) Mineralogy and Maximum Phosphorus Adsorption Capacity in Soybean Development. **Journal of Agricultural Science** 10:242. <https://doi.org/10.5539/jas.v10n7p242>

Peluco RG, Marques Júnior J, Siqueira DS, Pereira GT, Barbosa RS, Teixeira DB (2015) Mapeamento do fósforo adsorvido por meio da cor e da suscetibilidade magnética do solo. **Pesquisa Agropecuária Brasileira** 50:259–266. <https://doi.org/10.1590/S0100-204X2015000300010>

Peluco RG (2016) **Magnetismo e cor na identificação de solos com diferentes potenciais de sorção de imazaquim**. 105 f. Tese (Doutorado em Agronomia) – Unesp, Jaboticabal.

Pollo GZ (2013) **Suscetibilidade magnética, atributos do solo e da planta na discriminação de áreas de manejo específico na cultura do café** 79 f. Dissertação (Mestrado em Agronomia) – Unesp, Jaboticabal.

Rolim Neto FC, Schaefer CEGR, Filho EIF, Corrêa MM, Costa LM, Parahyba RBV, Guerra SMS, Heck R (2009) Topolitossequências de solos do alto paranaíba: Atributos físicos, químicos e mineralógicos. **Revista Brasileira de Ciencia do Solo** 33:1795–1809. <https://doi.org/10.1590/s0100-06832009000600028>

Resende M (1976) **Mineralogy, chemistry, morphology and geomorphology of some soils of Central Plateau of Brazil**. 283f. Thesis (Doctor) - Purdue University, West Lafayette.

Santana OA, Encinas JI, Inácio EdosSB, de Amorim LB, Vilaverde JLJ (2013) Relação entre o índice de avermelhamento do solo e o estoque de carbono na biomassa aérea da vegetação de cerrado. **Ciência Florestal** 23:783–794. <https://doi.org/10.5902/1980509812362>

Santos HG, Jacomine PKT, Dos Anjos LHC, De Oliveira VA, Lumberras JF, Coelho MR, Cunha TJF (2018). **Sistema brasileiro de classificação de solos**. Brasília, DF: Embrapa. 535p

Silva LS, Marques Júnior J, Barrón V, Gomes RP, Teixeira DDB, Siqueira DS, Vasconcelos V (2020) Spatial variability of iron oxides in soils from Brazilian sandstone and basalt. **Catena**, 185:104258. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2019.104258>

Sanchez RB, Marques Júnior J, Souza ZM, Pereira GT, Martins Filho M (2009) Variabilidade espacial de atributos do solo e de fatores de erosão em diferentes pedoformas. **Bragantia** 68:1095–1103. Doi: <<https://doi.org/10.1590/s0006-87052009000400030>>.

Schaetzl R, Anderson S (2005) **Soils: genesis and geomorphology**. Cambridge: Cambridge University Press.

Schwertmann U (1973) Use of oxalate for Fe extraction from soils. **Canadian Journal of Soil Science** 53:244-246.

Soil Survey Division Staff (1993) **Soil survey manual**. Washington, DC: Soil Conservation Service. U.S.D.A. (Department of Agriculture Handbook, 18).

Stefanoski DC, Santos GG, Marchão RL, Petter FA, Pacheco LP (2013) Uso e manejo do solo e seus impactos sobre a qualidade física. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental** 17:1301–1309. Doi:<<https://doi.org/10.1590/s1415-43662013001200008>>

Viscarra Rossel RA (2011) Fine-resolution multiscale mapping of clay minerals in Australian soils measured with near infrared spectra. **Journal of Geophysical Research: Earth Surface** 16:1–15. Doi: <<https://doi.org/10.1029/2011JF001977>>

Yamamoto JK, Landim PMB (2013) **Geoestatística**: conceitos e aplicações. São Paulo: Editora Oficina de textos. 216 p.

Torrent J, Barrón V (2008) Diffuse reflectance spectroscopy. In: Ulery AL, Drees LR (Eds.) **Methods of Soil Analysis**: Part 5. Mineralogical Methods. Madison: Soil Science Society of America p. 367-385.

Vasconcelos V, Martins E S, Carvalho Júnior AO, Marques Júnior J, Siqueira DS, Couto Júnior AF, Guimarães RF, Gomes RAT, Reatto A (2013) Modelo de Evolução Pedogeomorfológica da Serra da Canastra-MG. **Revista Brasileira de Geomorfologia** 14:197-212.

Vieira SR (2000) Geoestatística em estudos de variabilidade espacial do solo. In: Novais RF, Alvarez VH, Schaefer GR (Eds.) **Tópicos em Ciência do Solo**. Viçosa: Sociedade Brasileira de Ciência do Solo, 1–54 p.

Viscarra Rossel RA (2011) Fine-resolution multiscale mapping of clay minerals in Australian soils measured with near infrared spectra. **Journal of Geophysical Research: Earth Surface** 16:1–15. Doi:< <https://doi.org/10.1029/2011JF001977>>.

Wyszecki G, Stiles WS (1982) **Color Science**: Concepts and Methods, Quantitative Data and Formulae. New York: John Wiley e Sons. 2 ed. 976p.