



**UNIVERSIDADE FEDERAL RURAL DE PERNAMBUCO**  
**DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA AGRÍCOLA**  
**CURSO DE ENGENHARIA AGRÍCOLA E AMBIENTAL**

**MATEUS DIAS CEZAR DA SILVA**

**TRABALHO DE CONCLUSÃO DE CURSO**

**DINÂMICA ESPAÇO-TEMPORAL DE ÍNDICES DE VEGETAÇÃO OBTIDOS POR VANT E  
SENTINEL-2/MSI: ANÁLISE DO DENSELVOVIMENTO DA CULTURA SOJA IRRIGADA  
EM PIVÔ CENTRAL**

**RECIFE, PE**

**2024**

**MATEUS DIAS CEZAR DA SILVA**

**TRABALHO DE CONCLUSÃO DE CURSO**

**DINÂMICA ESPAÇO-TEMPORAL DE ÍNDICES DE VEGETAÇÃO OBTIDOS POR  
VANT E SENTINEL-2/MSI: ANÁLISE DO DENSENVOLVIMENTO DA CULTURA DE  
SOJA IRRIGADA EM PIVÔ CENTRAL**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao Curso de Bacharelado em Engenharia Agrícola e Ambiental da Universidade Federal Rural de Pernambuco (UFRPE), como um dos requisitos para obtenção do grau de Bacharel em Engenharia Agrícola.

**Orientador:** Héilton Pandorfi

**RECIFE,  
PE 2024**

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação  
Sistema Integrado de Bibliotecas da UFRPE  
Bibliotecário(a): Suely Manzi – CRB-4 809

S586d

Silva, Mateus Dias Cezar da.

Dinâmica espaço-temporal de índices de vegetação obtidos por Vant E Sentinel-2/Msi: análise do denselvolvimento da cultura de soja irrigada em pivô central / Mateus Dias Cezar da Silva. – Recife, 2024. 29 f.

Orientador(a): Héilton Pandorfi.

Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação) – Universidade Federal Rural de Pernambuco, Bacharelado em Engenharia Agrícola e Ambiental, Recife, BR-PE, 2025. Inclui referências.

1. Agricultura - Transferência de tecnologia. 2. Geologia - Métodos estatísticos . 3. Geomática. 4. Sensoriamento remoto 5. Imagem (Cartografia). I. Pandorfi, Héilton, orient. II. Título

CDD 628

**MATEUS DIAS CEZAR DA SILVA**

**TRABALHO DE CONCLUSÃO DE CURSO**

**DINÂMICA ESPAÇO-TEMPORAL DE ÍNDICES DE VEGETAÇÃO OBTIDOS POR  
VANT E SENTINEL-2/MSI: ANÁLISE DO DENSELVOVIMENTO DA CULTURA DE  
SOJA IRRIGADA EM PIVÔ CENTRAL**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao Curso de Bacharelado em Engenharia Agrícola e Ambiental da Universidade Federal Rural de Pernambuco (UFRPE), como um dos requisitos para obtenção do grau de Bacharel em Engenharia Agrícola.

Aprovado em: 22/02/2024

**BANCA EXAMINADORA**

---

Prof. Dr Héilton Pandorfi (Orientador)  
Universidade Federal Rural de Pernambuco

---

Prof. Dr. Gledson Luiz Pontes de Almeida (Examinador Interno)  
Universidade Federal Rural de Pernambuco

---

Prof. Dr. Marcos Vinicius da Silva (Examinador Interno)  
Universidade Federal Rural de Pernambuco

---

Profa. Dra. Cristiane Guiselini Pandorfi (Examinador Interno)  
Universidade Federal Rural de Pernambuco

## **DEDICATÓRIAS**

Dedico este trabalho à minha mãe Alcione Dias e à minha avó Maria Aparecida, que sempre acreditaram em mim e foram meu suporte em todos os momentos da minha vida.

## AGRADECIMENTOS

Agradeço à minha mãe, por ser minha melhor amiga, pela total dedicação durante toda minha trajetória, por todos os ensinamentos por todo o cuidado incansável que tem comigo, e por ter me ensinado desde criança diversos valores.

À minha avó e a minha prima, pelos conselhos e por sempre me dizerem que sou uma inspiração para a família.

Ao meu pai, Edvaldo Cosme, que ainda em vida tinha o sonho de me ver formado.

Agradeço às minhas melhores amigas Adrielle Evelyn e Matheus Alves, por toda a amizade os puxões de orelha, por sempre terem feito parte desde pequenos momentos, até grandes conquistas, por todo apoio nas dificuldades da vida pessoal e acadêmica. Agradeço também aos amigos da graduação, principalmente José Lucas, Ana Alice, Eyshila Brito, Deyziane França, Ester Souza, onde se tornaram uma grande família durante esses 5 anos na UFRPE.

Agradeço ao meu orientador, Prof. Heliton Pandorfi, desde as aulas na graduação até a oportunidade de ingresso na iniciação científica.

Agradeço a Profa Leocadia Terezinha, também pela oportunidade da realização de pesquisas na Universidade e à toda a equipe do Laboratório de biocobustíveis da UPE (POLICOM) em especial Clériston Vieira que foi meu ombro amigo no laboratório, com os quais pude me desenvolver, ser mais organizado e determinado a atingir aos meus objetivos. Também agradeço aos professores, Emanuel Di Tarso e Prof Amélia Nascimento por serem inspirações de profissionais, e sempre estarem preocupados com nosso desenvolvimento. Agradeço a toda equipe da Amaig pelo acolhimento no meu período de realização do estágio obrigatório, em especial a Iasmine Cataldi, Matheus Araujo e Carollyna fragoso que são pessoas especiais na minha vida.

## SUMÁRIO

RESUMO .....	8
1 INTRODUÇÃO .....	8
2 OBJETIVOS .....	9
2.1 Geral.....	9
2.2 Específicos .....	9
3 MATERIAL E MÉTODOS .....	10
3.1 Caracterização da área de estudo .....	10
3.2 Grid de amostragem de dados.....	11
3.3 Processamento digital dos índices de vegetação e extração das bandas espectrais do satélite Sentinel-2/MSI em nuvem da Google Earth Engine (GEE) .....	11
3.5 Análises estatísticas dos dados.....	12
3.5.1 Estatística descritiva.....	12
3.5.2 Modelagem geoestatística e mapas de krigagem .....	13
3.6 Estádios de desenvolvimento da cultura de soja.....	14
4 RESULTADOS E DISCUSSÃO .....	15
4.1 Modelagem geoestatística dos índices biofísicos para a safra de soja 2018-2019 .....	15
4.2 Mapas de krigagem dos índices biofísicos para a safra de soja 2018-2019.....	22
4.3 Comparativo dos índices biofísicos obtidos na data 19/12/2018 pelo drone, pelo satélite Sentinel-2/MSI e pela krigagem ordinária.....	25
5 CONCLUSÃO .....	26
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	27

## RESUMO

Os índices de vegetação desempenham um papel preponderante no monitoramento do desenvolvimento de culturas agrícolas. Esse estudo buscou avaliar a dinâmica espaço-temporal de índices de vegetação em uma área de cultivo de soja irrigada por pivô central na Fazenda Agro Centro-Oeste localizada no município de São Luís de Montes Belos no estado de Goiás, utilizando imagens obtidas através de VANT e Sentinel-2/MSI, validando a aplicabilidade das imagens do satélite por meio de correlações com as imagens.

Foram avaliados os índices de Vegetação Ajustado às Condições do Solo (SAVI), o Índice de Área Foliar (IAF,  $m^2 \cdot m^{-2}$ ) e o Índice de Refletância Fotoquímica Modificado (MPRI) bem como a caracterização das chuvas na região de estudo. Todos dados foram submetidos à análise estatística descritiva para obtenção da média, desvio padrão e coeficiente de variação (CV, %) e posteriormente as análises geoestatísticas, a fim de dar apoio na caracterização da dinâmica dos índices de vegetação. No período de avaliação entre os anos de 2018 e 2019, observou-se que ao longo dos estádios de desenvolvimento da soja os índices tiveram comportamento homogêneo e crescente, apresentando um coeficiente de variação (CV) alto (CV=24%) no período inicial e final, mas após estabilização não se tem uma maior variabilidade do CV. Portanto, conclui-se que as análises dos índices de vegetação podem desempenhar um papel fundamental no acompanhamento e no gerenciamento da cultura da soja, bem como efetivar a aplicabilidade das imagens de satélite e correlacionar com as imagens de VANT, auxiliando os agricultores a tomar decisões informadas para otimizar a produção e economizar recursos.

**Palavras-chave:** agricultura digital, geoestatística, geomática, sensoriamento remoto.

## ABSTRACT

Vegetation indices play a crucial role in monitoring the development of agricultural crops. This study aimed to evaluate the spatiotemporal dynamics of vegetation indices in an area of irrigated soybean cultivation using center pivot irrigation at the Agro Centro-Oeste Farm, located in the municipality of São Luís de Montes Belos, in the state of Goiás, Brazil. The study utilized images obtained through UAVs and the Sentinel-2/MSI satellite, validating the applicability of satellite imagery through correlations with UAV imagery.

The evaluated indices included the Soil-Adjusted Vegetation Index (SAVI), the Leaf Area Index (LAI,  $m^2 \cdot m^{-2}$ ), and the Modified Photochemical Reflectance Index (MPRI), along with rainfall characterization in the study region. All data underwent descriptive statistical analysis to obtain the mean, standard deviation, and coefficient of variation (CV, %), followed by geostatistical analyses to support the characterization of the dynamics of the vegetation indices. During the evaluation period between 2018 and 2019, it was observed that throughout the developmental stages of the soybean crop, the indices exhibited a homogeneous and increasing behavior, with a high coefficient of variation (CV = 24%) at the initial and final stages. However, once stabilized, there was no greater variability in the CV.

Therefore, it is concluded that vegetation index analyses can play a fundamental role in the monitoring and management of soybean crops, as well as validate the applicability of satellite images and correlate them with UAV imagery, assisting farmers in making informed decisions to optimize production and conserve resources.

**Keywords:** digital agriculture, geostatistics, geomatics, remote sensing.

## 1 1 INTRODUÇÃO

2 A soja (*Glycine max* L.) é uma das principais culturas agrícolas relacionadas com a grande  
3 demanda mundial, que pode ser usado para consumo humano direto e para consumo dos  
4 animais de produção, por ser um grão altamente proteico. Nesse cenário, o Brasil se expressa  
5 como um dos maiores produtores e exportadores de soja mundialmente (ABRAHAM *et al.*,  
6 2020; SANTOS, 2020; ISHIWATA; FURUYA, 2020, SILVA *et al.*, 2021). O processo de  
7 expansão agrícola com foco na produção de soja no Brasil está em uma crescente considerável,  
8 principalmente no cerrado brasileiro, onde a prática é apontada como a maior atividade  
9 econômica da região do país (SANTOS, 2020; FLACH *et al.*, 2021; SCHILLING-VACAFLOR  
10 *et al.*, 2021).

11 A demanda por produtos agrícolas é proporcional ao crescimento da população, por isso, o  
12 emprego de tecnologias intensificadoras de produção de culturas agrícolas são amplamente  
13 necessárias nesse meio. Grandes áreas produtivas demandam monitoramento de forma eficiente  
14 para proporcionar a máxima produtividade, porém, a utilização de imagens de satélite retorna  
15 com baixa qualidade espacial e não são disponibilizadas de forma imediata e no caso das  
16 imagens de aeronaves tripuladas, além desses fatores, existem os altos custos (AYAMGA *et*  
17 *al.*, 2021; HAFEEZ *et al.*, 2022).

18 Dessa forma, uma alternativa tecnológica de monitoramento de áreas de produção agrícolas  
19 de forma eficiente para tomada de decisões é o uso de imagens a partir de veículo aéreo não  
20 tripulado (VANT). A utilização de VANT pode servir para fornecer informações em tempo real  
21 para que os agricultores decidam sobre o uso de insumos agrícolas, por exemplo (AYAMGA  
22 *et al.*, 2021). Contudo, segundo Rachmawati *et al.* (2021), o controle através dessa tecnologia  
23 ainda não é amplamente difundido nos campos agrícolas e Ayamga *et al.* (2021) expõem que  
24 uma fragilidade do uso da tecnologia dos drones é a falta de mão de obra especializada para  
25 operar o equipamento, visto que, é necessário seguir regulamentos de habilitação para o uso  
26 autorizado. Além disso, uma ferramenta auxiliar de monitoramento é o emprego das imagens  
27 do satélite Sentinel-2 que são satisfatórias para aplicação em casos específicos, como  
28 identificação e monitoramento de culturas agrícolas que tem importância global no aspecto de  
29 segurança alimentar (FELEGARI *et al.*, 2021; LÓPEZ-ANDREU *et al.*, 2021).

30 Nesse contexto, o uso de tecnologias relacionadas ao monitoramento digital de grandes  
31 áreas é amplamente frequente, tal como estudo realizado por López-Andreu *et al.* (2021) em  
32 Calasparra, Espanha, em que observaram por meio de classificação baseada em pixels de

33 imagens do Sentinel-2 e tratamento estatístico que os resultados obtidos identificam com  
34 precisão lavouras de arroz. De forma distinta de monitoramento, utilizando imagens obtidas por  
35 VANT, Shao (2021) exploraram o potencial do índice de área foliar (IAF) e índices de  
36 vegetação multiespectrais (IVs) para estimar o valor do coeficiente de cultura (Kc) para uma  
37 área de cultivo de milho, em Zhaojun, China.

38 Um índice altamente importante para a agricultura de forma geral e especialmente na  
39 agricultura de precisão, é o índice de área foliar (IAF) que reflete o crescimento das plantas e a  
40 estrutura do dossel (QIAO *et al.*, 2022). Segundo Wang *et al.* (2021), a estrutura do dossel muda  
41 quando os estágios de crescimento da cultura se desenvolvem, sendo importante considerar as  
42 fases para determinada análise a partir das imagens.

43 Baseado no exposto, objetivou-se com esse estudo avaliar a dinâmica espaço-temporal de  
44 índices de vegetação em soja irrigada por pivô central, utilizando imagens obtidas por VANT  
45 /e pelo Sentinel-2/MSI, além de validar a aplicabilidade de imagens do satélite por meio de  
46 correlações com as imagens de VANT e estabelecer modelos de análise do desenvolvimento da  
47 cultura da de soja via bandas espectrais, que visem especializar sua produção em perímetros  
48 irrigados.

49

## 50 **2 OBJETIVOS**

### 51 **2.1 Geral**

52 Avaliar a dinâmica espaço-temporal de índices de vegetação em área de produção agrícola  
53 irrigada por pivô central, utilizando imagens obtidas por meio de Veículo Aéreo Não Tripulado  
54 (VANT) e imagens do satélite Sentinel-2/MSI.

55

### 56 **2.2 Específicos**

- 57 ● Caracterizar a cobertura vegetal via índices de vegetação obtidos por VANT e o satélite
- 58 Sentinel-2/MSI.
- 59 ● Validar a aplicabilidade de imagens do Sentinel-2/MSI em áreas de produção de soja
- 60 irrigada por meio de correlações com as imagens de VANT.

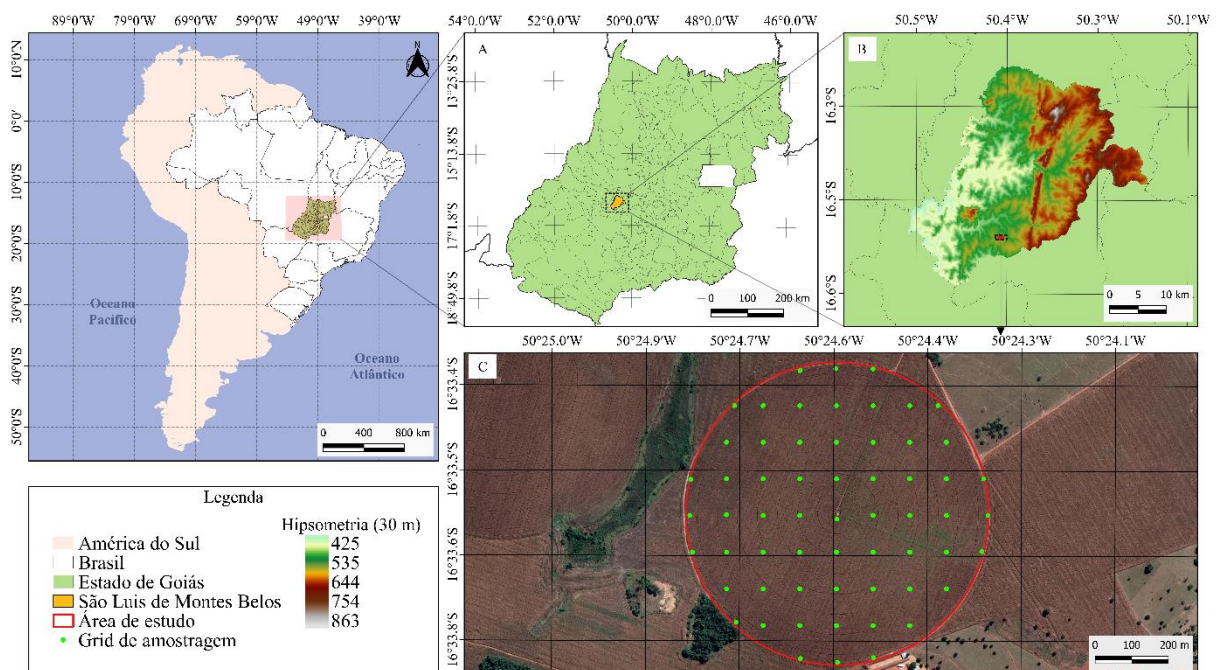
61

## 62 3 MATERIAL E MÉTODOS

### 63 3.1 Caracterização da área de estudo

64 A pesquisa foi realizada em um banco de dados de produção da fazenda Agro Centro-Oeste  
 65 localizada no município de São Luís de Montes Belos-GO (Figura 1). A região está localizada  
 66 na mesorregião Centro Goiano, Centro-Oeste do Brasil (COB) (latitude 16°31'20"S, longitude  
 67 50°22'48"W e, altitude variando de 425 a 863 m) (Figura 1). De acordo com a classificação de  
 68 Köppen, o clima da região de estudo é do tipo “Aw” - clima tropical com estação seca de  
 69 inverno (ALVARES et al., 2013; BECK et al., 2018). De acordo com as normais climatológicas  
 70 disponibilizadas pelo Instituto Nacional de Meteorologia (INMET) — (1981-2010), a  
 71 temperatura média do ar anual da região é de 25,10 °C, enquanto a mínima de 20,40 °C e a  
 72 máxima de 32,30 °C; quanto a precipitação média anual da região é de 1808,80 mm ano<sup>-1</sup>  
 73 (INMET, 2010).

74



75

76 **Figura 1.** Localização da área de estudo e malha amostral no perímetro do pivô central.

77 **Nota:** Sistema de coordenadas UTM, zona 22S.

78 Na região de estudo, há o cultivo rotacionado predominantemente da cultura da soja  
 79 (*Glycine max* L.), milho (*Zea mays* L.), tomate (*Solanum lycopersicum* L.), sendo parte  
 80 cultivada em áreas de sequeiro e outras cultivadas em áreas irrigadas por sistema de irrigação  
 81 via pivô central. A topografia do terreno é suavemente plana (0 a 3% de declividade média) e  
 82 o solo é classificado como Latossolo (Soil Survey Staff, 2006). A cultura da soja é cultivada no

83 local desde a safra 2014/2015, e o período para análise foi considerado o da safra de 2018/2019,  
 84 ao qual, a semeadura da cultura da soja foi realizada no dia 01/10/2018, com espaçamento de  
 85 0,5 metros entre linhas e população de 260.000 plantas ha<sup>-1</sup>, em uma área de aproximadamente  
 86 60 hectares, como observado na Figura 1.

### 87 **3.2 Grid de amostragem de dados**

88 A malha de pontos para amostragem é proveniente de levantamento geodésico da área, por  
 89 meio de receptor GPS de navegação da fabricante Garmin, modelo ETREX, com sistema de  
 90 coordenadas geográficas no Datum WGS84, posteriormente convertida para SIRGAS 2000  
 91 zona UTM 22S. A malha considerada foi do tipo regular de 100 x 100 m, correspondendo a 60  
 92 pontos para variáveis reflectância (provenientes do veículo aéreo não tripulado (VANT)).

### 93 **3.3 Processamento digital dos índices de vegetação e extração das bandas espectrais do** 94 **satélite Sentinel-2/MSI em nuvem da Google Earth Engine (GEE)**

95 Os índices de vegetação assim como a extração das bandas RGB e do infravermelho  
 96 próximo, foio processados em nuvem da GEE (<<https://earthengine.google.com/>>) utilizando  
 97 linguagem de programação em JavaScript para o período do ciclo da produção da soja. As  
 98 imagens foram através do código ee.Image (COPERNICUS/S2), com produtos de reflectância  
 99 da superfície a partir de 28/03/2017 até a atualidade. Todavia, a seleção das imagens foi feita  
 100 na base de dados espaciais da National Aeronautics and Space Administration via plataforma  
 101 da United States Geological Survey (USGS), no qual, foi coletado o código de cada imagem  
 102 que abrange o período do ciclo de produção, para processamento na GEE. Foram produzidos  
 103 mapas temáticos a cada 5 dias (período de mapeamento do Sentinel-2/MSI em torno do globo)  
 104 abrangendo o período de ciclo do cultivo da soja (133 DAS), totalizando 19 imagens por índice  
 105 de vegetação e banda selecionadas para extração das reflectâncias. Os mapas foram  
 106 confeccionados no software QGis versão 3.16.

107 Foi determinado o índice de Vegetação Ajustado as Condições do Solo (SAVI), que busca  
 108 amenizar os efeitos antecedentes do solo, conforme a Eq. 1 (HUETE, 1988).

109

$$110 \quad SAVI = \frac{(1 + L) \times (r_{b\ IV} - r_{b\ V})}{(L + r_{b\ IV} + r_{b\ V})} \quad (Eq. 1)$$

111 em que, L é o coeficiente de ajuste; r<sub>b IV</sub> é a refletância da banda 4; e, r<sub>b V</sub> refletância da banda  
 112 5.

113 A adoção do L foi estabelecida de acordo com descritos na literatura, em que se  
 114 estabelecem: áreas com baixa densidade da vegetação,  $L = 1$ ; para densidade intermediária da  
 115 vegetação,  $L = 0,5$ , e para alta densidade de vegetação,  $L = 0,25$  (SILVA *et al.*, 2020a; SILVA  
 116 *et al.*, 2020b; SILVA *et al.*, 2021). Diante disso, foi adotado o L de 0,25, devido ao presente  
 117 estudo, que foi realizado em uma área de densidade de vegetação alta.

118 O Índice de Área Foliar (IAF,  $m^2.m^{-2}$ ) é definido pela razão entre a área foliar de toda a  
 119 vegetação por unidade de área utilizado por essa vegetação, sendo um indicador da biomassa  
 120 de cada pixel da imagem. De acordo com Allen *et al.* (2007), expresso conforme a Eq. 2:

$$121 \quad IAF = \frac{-\ln\left(\frac{0,69 - SAVI}{0,59}\right)}{0,91} \quad (Eq. 2)$$

123

124 Por fim, foi determinado o Índice de Refletância Fotoquímica Modificado (MPRI), a fim  
 125 de caracterizar a refletância fotoquímica da área de estudo. O cálculo foi conforme a Eq. 3 a  
 126 seguir, proposta por Yang *et al.* (2008):

127

$$128 \quad MPRI = \left(\frac{r_{b\ III} - r_{b\ IV}}{r_{b\ III} + r_{b\ IV}}\right) \quad (Eq. 3)$$

129 em que,  $r_{b\ III}$  é a refletância da banda 3; e,  $r_{b\ IV}$  refletância da banda 4.

### 130 3.5 Análises estatísticas dos dados

#### 131 3.5.1 Estatística descritiva

132 Os dados foram submetidos à análise estatística descritiva para obtenção da média, desvio  
 133 padrão e coeficiente de variação (CV, %). O valor percentual do CV foi categorizado como  
 134 baixo ( $CV < 12\%$ ); médio (se  $CV = 12-24\%$ ) e alto (quando o  $CV > 24\%$ ) – (WARRICK e  
 135 NIELSEN, 1980). foi aplicado o teste de normalidade por Shapiro-Wilk nas variáveis  
 136 estudadas, sendo utilizado um nível de significância alfa de 0,05. Os dados atendendo a não-  
 137 normalidade foram logaritmizados. As análises estatísticas foram realizadas no software  
 138 RStudio versão 4.03 (R Core Team, 2020).

139

### 140 3.5.2 Modelagem geoestatística e mapas de krigagem

141 Para as análises geoestatísticas foram utilizados os dados provenientes do satélite Sentinel-  
 142 2/MSI dos índices SAVI, IAF e do MPRI determinados ao longo dos 133 DAS, no qual, os  
 143 pixels que compreendem a área do pivô central foram transformados de arquivo raster para  
 144 arquivo vetorial de ponto, sendo os dados vetoriais submetidos a análise geoestatística. Os  
 145 dados foram submetidos à análise de geoestatística realizada com base no cálculo das  
 146 semivariâncias clássicas (Eq. 4), que estima a estrutura e a dependência espacial entre os pares  
 147 de observações.

148

$$149 \quad \gamma(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{i=1}^{N(h)} [Z(X_i) - Z(X_i + h)]^2 \quad (Eq. 4)$$

150 em que,  $\gamma(h)$  - é o estimador da semivariância experimental, obtida pelos valores amostrados  
 151  $Z(X_i)$ ,  $Z(X_i+h)$ ;  $N(h)$  - é o número de pares de valores medidos separados pelo vetor ou  
 152 distância de atraso;  $h$  - é a distância entre pares amostrais (i.e., é a distância entre duas  
 153 amostras);  $Z(X_i)$  e  $Z(X_i+h)$  - são os valores da  $i$ -ésima observação da variável regionalizada,  
 154 coletados nos pontos  $X_i$  e  $X_i+h$  ( $i = 1, \dots, n$ ), separados pelo vetor  $h$ .

155

156 A dependência espacial foi analisada por meio do ajuste do semivariograma com base na  
 157 estimativa da semivariância utilizando o programa GEO-EAS<sup>®</sup> (ENGLAND *et al.*, 1989). Os  
 158 dados foram ajustados aos modelos exponencial e gaussiano (Eqs., 6 e 7), respectivamente, de  
 159 acordo com Deutsch *et al.* (1998). Os modelos exponencial e gaussiano são denominados na  
 160 literatura de modelos teóricos transitivos, e mais comuns para ajustes dos semivariogramas  
 161 (GOIS *et al.*, 2015).

162

163 Modelo Exponencial:

164

$$165 \quad \gamma(h) = C_0 + C \cdot [1 - \exp \exp \left( -\frac{3h}{a} \right)] \quad (Eq. 6)$$

166

167 Modelo Gaussiano:

168

$$169 \quad \gamma(h) = C_0 + C \cdot \left[ 1 - \exp \exp \left( -\frac{(3h)^2}{a^2} \right) \right] \quad (Eq. 7)$$

170 em que,  $\gamma(h)$  - é o estimador da semivariância experimental;  $C_0 + C$  - é o patamar (i.e., é o  
 171 efeito pepita mais a dispersão da variância, dado pelas siglas  $C_0$  e  $C$ , respectivamente);  $h$  - é a  
 172 distância entre pares amostrais;  $a$  - é o alcance (m).

173 Os melhores modelos dos semivariogramas ajustados foram validados pela validação  
 174 cruzada do teste de Jack-Knifing, em que a média deve ser próxima a zero e o desvio-padrão  
 175 próximo a 1 (VAUCLIN *et al.*, 1983), o programa utilizado para essa análise foi o GEO-EAS®  
 176 (ENGLAND *et al.*, 1989). O grau de dependência espacial (GDE) foi classificado de acordo  
 177 com Cambardella *et al.* (1994), que sugere dependência forte (Ft) (GDE < 25%); dependência  
 178 moderada (Md) (GDE entre 25 e 75%) e dependência fraca (Fc): (GDE > 75%) conforme  
 179 representado na Eq. 8. Para a confecção dos mapas de krigagem foi utilizado o programa Surfer  
 180 9 (GOLDEN SOFTWARE, 2010).

181

$$182 \quad GDE(\%) = \frac{C_0}{C_0 + C_1} \quad (Eq. 8)$$

183

### 184 3.6 Estádios de desenvolvimento da cultura de soja

185

186

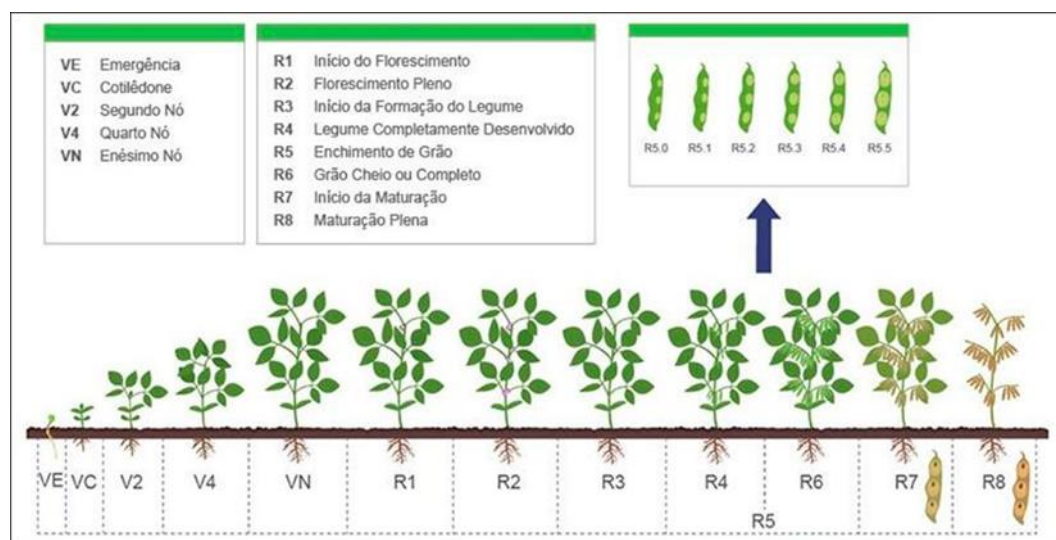
187

188

189

190

191



192 **Figura 2.** Estádios fenológicos da cultura da soja.

193 O desenvolvimento da soja passa por diferentes estágios, sendo os principais o estágio  
 194 vegetativo e o estágio reprodutivo. O Estádio vegetativo que nesta fase, a planta de soja está se  
 195 desenvolvendo e crescendo. Durante este estágio, a planta requer nutrientes, água e luz solar  
 196 para crescer e se desenvolver. Este estágio é caracterizado pelo crescimento das folhas, caule e

197 raízes da planta. A planta também começa a acumular reservas de energia para a fase de  
 198 reprodução. No estágio reprodutivo a planta de soja começa a produzir flores e posteriormente  
 199 vagens de soja. Durante este estágio, a planta requer uma quantidade significativa de nutrientes,  
 200 água e luz solar para produzir vagens de soja de alta qualidade. A polinização das flores e a  
 201 formação dos grãos de soja são essenciais durante esta fase para garantir uma boa safra.  
 202 (Perdigão et al., 2019.)

203 O acompanhamento e a gestão eficaz destes estágios de desenvolvimento da soja são  
 204 essenciais para garantir uma colheita saudável e produtiva. Diversos fatores podem influenciar  
 205 o desenvolvimento da soja, como condições climáticas, manejo do solo e aplicação de  
 206 fertilizantes. É importante monitorar regularmente a planta de soja e ajustar as práticas de  
 207 manejo conforme necessário para garantir um bom desenvolvimento e produtividade da cultura.

## 208 4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

### 209 4.1 Modelagem geostatística dos índices biofísicos para a safra de soja 2018-2019

210 Os resultados da avaliação dos índices biofísicos da cultura da soja podem ser observados  
 211 na Tabela 1. Na safra de soja 2018/2019, para o índice SAVI foi observado que durante o estágio  
 212 R5 a R7, com valores de 0,90 e 1,00 os dados apresentaram maior amplitude, em função do  
 213 desenvolvimento total dos grãos e posteriormente o desligamento da planta mãe. Corroborando  
 214 com os resultados neste estudo, Kuiawski *et al.* (2017) registraram valores do índice SAVI no  
 215 início do enchimento de grãos da soja (R5), valores entre 0,78 a 0,90, comportamento similar  
 216 ao encontrado na soja avaliada. Os maiores registros de média do IAF foram observados durante  
 217 o estágio VN a R7 em razão do processo máximo desenvolvimento vegetativo da área de soja.  
 218 Trabalhando com a cultura da soja, Umburanas *et al.* (2019) observaram valores similares de  
 219 IAF aos observados neste estudo.

220

221 **Tabela 1.** Estatística descritiva para os índices de vegetação SAVI, IAF e MPRI.

Datas	SAVI			IAF (m <sup>2</sup> . m <sup>-2</sup> )			MPRI		
	Média	DP	CV	Média	DP	CV	Média	DP	CV
03 de outubro de 2018	0,187	0,070	37,260	0,015	0,061	404,890	-0,151	0,033	21,830
13 de outubro de 2018	0,190	0,028	14,670	0,016	0,020	128,510	-0,156	0,022	14,190
15 de outubro de 2018	0,220	0,015	6,800	0,039	0,011	27,150	-0,094	0,013	14,090
18 de outubro de 2018	0,233	0,020	8,470	0,049	0,012	25,230	-0,154	0,020	12,750

30 de outubro de 2018	0,504	0,081	15,980	0,312	0,081	26,110	-0,034	0,032	93,880
12 de dezembro de 2018	1,000	0,035	3,170	1,524	0,061	4,020	0,293	0,041	14,090
14 de dezembro de 2018	1,000	0,038	3,550	1,455	0,067	4,620	0,294	0,042	14,220
17 de dezembro de 2018	1,000	0,038	3,520	1,515	0,087	5,760	0,308	0,045	14,640
19 de dezembro de 2018	1,000	0,041	3,810	1,452	0,088	6,050	0,296	0,045	15,180
22 de dezembro de 2018	1,000	0,043	4,100	1,375	0,096	6,950	0,271	0,042	15,550
3 de janeiro de 2019	0,990	0,061	6,150	1,165	0,128	11,010	0,265	0,044	16,540
8 de janeiro de 2019	1,000	0,068	6,830	1,201	0,152	12,630	0,297	0,054	18,050
13 de janeiro de 2019	0,875	0,064	7,330	0,869	0,112	12,920	0,240	0,039	16,340
21 de janeiro de 2019	0,561	0,066	11,780	0,372	0,077	20,560	0,052	0,039	73,360
23 de janeiro de 2019	0,428	0,103	24,100	0,230	0,104	45,280	-0,032	0,059	184,960
26 de janeiro de 2019	0,302	0,035	11,690	0,108	0,029	27,210	-0,091	0,022	24,390
31 de janeiro de 2019	0,252	0,025	9,830	0,065	0,017	25,920	-0,096	0,021	21,460
2 de fevereiro de 2019	0,229	0,023	10,110	0,047	0,016	33,570	-0,109	0,018	16,450
5 de fevereiro de 2019	0,201	0,022	11,000	0,024	0,015	61,590	-0,124	0,017	13,920

222

223 Ao analisar o SAVI após o plantio em 03 de outubro de 2018, observou-se que os valores  
224 foram baixos, da ordem de 0,187 (Tabela 1), valores esses decorrentes de solo exposto com  
225 reduzida quantidade de cobertura morta, assim como representa o primeiro estágio de  
226 desenvolvimento da cultura (VE), conseqüentemente o IAF apresentou valores baixos devido  
227 ao desenvolvimento inicial 0,015 m. m<sup>-2</sup> (Tabela 1). Já o MPRI apresentou valores negativos –  
228 0,151 caracterizando solo exposto (Tabela 1). No dia 15 de outubro a cultura apresenta-se no  
229 estágio (VC) que representa a abertura dos cotilédones, à vista disso, os valores de IAF e SAVI  
230 foram de 0,039 m. m<sup>-2</sup> e - 0,094 respectivamente. Dia 30 de outubro destaca-se o estágio VN  
231 que representa o enésimo nó que dá entrada no período reprodutivo, onde o IAF foi de 0,312  
232 (Tabela 1) e o MPRI segue na crescente de valores da reflectância fotoquímica - 0,034 (Tabela  
233 1). Entre o dia 12 ao dia 22 de dezembro 2018 observa-se o estágio de R6-R7 correspondendo  
234 ao desenvolvimento total dos grãos e posteriormente o desligamento da planta mãe, no qual, os  
235 valores de SAVI e MPRI foram de 1,00 e 0,29 respectivamente, e IAF com valor máximo de  
236 1,515 m. m<sup>-2</sup>, posteriormente, ocorre o processo de secagem natural da cultura da soja, em que  
237 nos dias 3 de janeiro a 5 de fevereiro representam a maturação e secagem plena das vagens. Ao  
238 analisar os índices de vegetação da cultura da soja por uma safra, Mladenova *et al.* (2017),  
239 observaram dados semelhantes aos encontrados no presente estudo.

240 O MPRI apresenta um grande potencial para ser aplicado em análises que envolvam a  
241 alteração entre os alvos solo e vegetação na cultura da soja. De 03 a 30 de outubro de 2018 os  
242 valores de MPRI apresentam valores negativos entre - 0,151 e - 0,034 (Tabela 1) representando

243 área de produção de soja nos estádios VE e VC, destacando a cultura em processo de  
244 crescimento vegetativo e com valores positivos entre 0 a 0,29, que caracterizam-se por áreas de  
245 desenvolvimento da soja no estádio VN a R7(estádio de maturação); de 30 de outubro de 2018  
246 a 8 de janeiro de 2019, estando correlacionado aos valores máximos de SAVI ( 1,00) e IAF  
247 (1,515 m. m<sup>-2</sup>). Observa-se também, que a partir do dia 23 de janeiro de 2019 estádio R8 os  
248 valores negativos de MPRI (-0,032) tendem a voltar devido a maturação plena, perda de área  
249 foliar e conseqüentemente situação de solo exposto, destacando que valores positivos de MPRI  
250 ficam mais evidente em período específico devido ao ápice no desenvolvimento da cultura.

251 Pode-se destacar que a cultura em condição de solo exposto ou em processo de secagem a  
252 tendência de valores negativos é crescente devido a existência de uma fração mínima de solo  
253 exposto advinda do processo inicial e final de desenvolvimento da cultura, visto que, quanto  
254 maior os valores de MPRI observa-se um aumento da atividade fotossintética devido a  
255 densidade da cobertura vegetal. Dados esses que podem ser comparados aos de Santos et al.  
256 (2021), que demonstram relação dos índices de vegetação e atuação de dados diretos na  
257 capacidade do solo e das plantas de refletir, bem como a importância da combinação de índices  
258 para melhoramento de resultados.

259 Os coeficientes de variação (CVs) de cada índice biofísico da cultura da soja foram  
260 avaliados seguindo a classificação de Warrick e Nielsen (1980), no qual, foi observado  
261 variações nos percentuais dos caracteres, o que revela os valores de CV para IAF, SAVI e MPRI  
262 (Tabela 1) tem comportamento inversamente proporcional à média, os valores iniciais e finais  
263 sofrem um maior aumento devido a presença de cobertura morta no solo. Os CVs neste  
264 experimento podem ser amplamente comparados aos dados registrados por Clevers e Gitelson  
265 (2013) e Baio et al. (2018). O índice IAF tem uma maior sensibilidade a presença de vegetação,  
266 com a falta de cobertura o IAF tende a ficar elevado devido à alta variabilidade, ao longo do  
267 desenvolvimento da cultura pode-se observar uma homogeneidade dos valores e maior  
268 estabilidade. Quando o solo fica exposto (VE) ou em estágio de cultura morta (V8) os valores  
269 de CV são superiores a 24%, quando a cultura está em seus estádios VN a R7 e não se tem uma  
270 maior variabilidade do CV.

271 Os valores de Desvio Padrão (Dp), quando calculados obtêm-se números que indicam a  
272 variação das observações em relação à média delas. A diminuição na variação do desvio padrão  
273 pode indicar uma maior homogeneidade dos dados. Pode-se identificar variações mínimas no  
274 desvio padrão dos índices de IAF, SAVI e MPRI, ficando entre 0,010 e 0,100.

275 O desvio padrão permanece homogêneo para todos os índices, mas a média tende a  
276 aumentar conforme a maior presença de cobertura, todavia, o desvio padrão não acompanha e

277 nem possui uma alta variabilidade que pode indicar também uma maior homogeneidade,  
 278 contudo o coeficiente de variação pode oscilar muito de forma natural, visto que o desvio padrão  
 279 não varia nos estádios de desenvolvimento máximo da cultura. Dados esses podem ser  
 280 comparados com os de Bunselmeyer *et al.* (2015) que realizando análises de culturas de soja e  
 281 milho observou que o desvio padrão da produtividade da soja foi de 0,24.

282

283

284 **Tabela 2.** Modelos de semivariogramas para o SAVI obtido do satélite Sentinel-2/MSI para o  
 285 ciclo da cultura da soja da safra 2018/2019.

286

Datas	Modelagem dos semivariogramas			Validação cruzada					
	Model	Nugget effect (efeito pepita)	Sill (pata mar)	Range (alcance)	Mean	RMS	MS	RMSS	Average Standard
					SAVI				
03 de outubro de 2018		1,46E-03	0,008	1152,606 0	2,35E-04	0,0227	0,0059	0,5771	0,0392
13 de outubro de 2018		9,66E-05	0,001	1152,606 1	2,44E-05	0,0105	0,0017	0,8931	0,0115
15 de outubro de 2018		2,18E-05	0,000	1152,606 3	7,13E-06	0,0056	0,0008	0,9732	0,0056
18 de outubro de 2018		1,20E-04	0,000	1152,606 4	1,32E-05	0,0102	0,0015	0,8467	0,0119
30 de outubro de 2018		1,70E-03	0,010	1152,606 7	-4,22E-06	0,0132	-0,0014	0,8708	0,0147
12 de dezembro de 2018		2,67E-04	0,000	73,1175	2,74E-04	0,0135	0,0111	0,8050	0,0158
14 de dezembro de 2018		2,67E-04	0,000	78,0818	1,67E-04	0,0136	0,0065	0,7819	0,0165
17 de dezembro de 2018		4,00E-04	0,000	86,7062	1,56E-06	0,0131 2	0,00034	0,7579	0,0167
19 de dezembro de 2018		2,90E-04	0,000	70,2244	1,53E-04	0,0136	0,00623	0,7825	0,0165
22 de dezembro de 2018	Exponencia 1	2,90E-04	0,000	75,0868	2,04E-04	0,0137 3	0,00775	0,7880	0,0164
3 de janeiro de 2019		5,00E-04	0,005	1152,606 4	3,34E-05	0,0203 3	-	0,7514	0,0267
8 de janeiro de 2019		7,00E-04	0,006	1152,606 9	5,00E-05	0,0223 6	0,00033	0,7353	0,0300
13 de janeiro de 2019		8,00E-04	0,005	1152,606 7	7,13E-05	0,0197 6	0,0015	0,6114	0,0320
21 de janeiro de 2019		5,00E-04	0,006	1152,606 6	6,69E-05	0,0195 2	0,00049	0,7467	0,0257
23 de janeiro de 2019		2,18E-05	0,016	1152,606 7	-3,14E-05	0,0117 4	-	0,6250	0,0184
26 de janeiro de 2019		2,18E-05	0,002	1152,606 0	-3,68E-05	0,0092 9	-	1,3743	0,0064
31 de janeiro de 2019		9,60E-05	0,000	1152,606 8	3,56E-05	0,0109	0,00244	0,9563	0,0112
2 de fevereiro de 2019		3,00E-04	0,000	1152,606 8	2,76E-04	0,0114	0,01549	0,6427 8	0,0176
5 de fevereiro de 2019		2,00E-04	0,000	1152,606 6	6,32E-05	0,0107 4	0,00464	0,7800 5	0,0136

287

288 Os parâmetros do semivariograma são representados na (Tabela 2) com seus respectivos  
 289 valores. O semivariograma foi ajustado ao modelo exponencial que é um dos mais usados na  
 290 geoestatística. Ao longo do ciclo de produção da soja, o Sill (Patamar) que representa a

291 variância espacial total da cultura obteve-se uma homogeneidade dos valores observados para  
 292 Savi para os pontos amostrais. Os valores de range indicam a distância até qual os valores são  
 293 dependentes espacialmente, com início do cultivo no dia 03 de outubro de 2018 o valor do range  
 294 estava em 1152,6060 (Tabela 2), esses valores se elevam devido a competição por recursos  
 295 entre as plantas jovens, fazendo com que algumas tenham maiores desenvolvimentos do que  
 296 outras. Entre 12 a 22 de janeiro de 2019 com valor médio de 76,64334 (Tabela 2) representando  
 297 seu ponto máximo de desenvolvimento, os valores de range (Alcance) tendem a estabilizar  
 298 devido ao seu amadurecimento onde as plantas aproveitam o máximo de recursos, após isso os  
 299 valores tem um novo aumento na variância dos dados, ou seja, uma maior dispersão dos valores  
 300 amostrados, ressaltando que as flutuações nos valores de range são comuns e fazem parte do  
 301 processo de cultivo da cultura da soja e podem ser influenciadas por diversos fatores.

302 Com a análise do range (alcance) podemos melhorar a interpretação dos dados de SAVI  
 303 durante o ciclo da cultura de soja, podendo fornecer uma medida de escala que correlaciona os  
 304 valores do índice espacialmente e auxiliar na tomada de decisões relacionados a cultura. Este  
 305 comportamento também foi observado por Souza (2022) corroborando os dados obtidos na  
 306 pesquisa realizada por Santos *et al.* (2017)

307

308 **Tabela 3.** Modelos de semivariogramas para o IAF obtido do satélite Sentinel-2/MSI para o  
 309 ciclo da cultura da soja da safra 2018/2019.

Datas	Modelagem dos semivariogramas			Validação cruzada					
	Model	Nugget effect (efeito pepita)	Sill (patama)	Range (alcance)	Mean	RMS	MS	RMSS	Average Standard
IAF									
03 de outubro de 2018		1,08E-03	0,00865 7	1131,371 0	-3,47E-05	0,016 9	-0,0010	0,501 5	0,0337
13 de outubro de 2018		1,69E-04	0,0008	1131,371 0	2,75E-05	0,007 5	0,0020	0,561 0	0,0133
15 de outubro de 2018		5,11E-05	0,0002	1131,371 0	1,96E-05	0,004 3	0,0026	0,583 9	0,0073
18 de outubro de 2018		7,10E-05	0,0001	252,8200	3,09E-05	0,006 1	0,0033	0,708 8	0,0086
30 de outubro de 2018		1,60E-03	0,0174	1131,371 0	3,48E-04	0,022 7	0,0082	0,553 5	0,0410
12 de dezembro de 2018		1,88E-03	0,0063	1131,371 0	6,70E-04	0,034 5	0,0144	0,771 4	0,0445
14 de dezembro de 2018	Gaussiano	2,27E-03	0,0075	1131,371 0	7,97E-04	0,039 6	0,0156	0,804 3	0,0488
17 de dezembro de 2018		1,30E-03	0,0027	55,3949	6,67E-05	0,031 1	- 0,00205	0,765 0	0,0394
19 de dezembro de 2018		3,39E-03	0,0145	1131,371	9,20E-04	0,043 0	0,0148	0,715 7	0,0597
22 de dezembro de 2018		3,94E-03	0,0177	1131,370 8	5,91E-04	0,039 3	0,0088	0,607 2	0,0644
3 de janeiro de 2019		7,85E-03	0,0297	1131,371	4,07E-04	0,044 8	0,0043	0,492 3	0,0909
8 de janeiro de 2019		1,14E-02	0,0400	1131,371	5,27E-04	0,051 4	0,0047	0,468 8	0,1095
13 de janeiro de 2019		3,09E-03	0,0093	240, 2649	6,57E-06	0,034 9	- 0,00011	0,610 3	0,0571

21 de janeiro de 2019	2,34E-03	0,0121	1131,371	5,27E-05	0,026 0	0,0010	0,522 5	0,0496
23 de janeiro de 2019	1,57E-03	0,0324	1131,371	7,04E-05	0,021 0	0,0017	0,517 0	0,0406
26 de janeiro de 2019	2,06E-04	0,0023	1131,371	6,10E-05	0,008 7	0,0040	0,588 0	0,0147
31 de janeiro de 2019	1,11E-04	0,0006	1131,371	1,36E-04	0,007 7	0,0123	0,712 1	0,0108
2 de fevereiro de 2019	8,70E-05	0,0001	235,1416	6,34E-05	0,006 9	0,0062	0,719 6	0,0096
5 de fevereiro de 2019	1,13E-04	0,0001	390,1773	4,84E-05	0,006 7	0,0044	0,614 0	0,0109

310

311 Ao analisar o modelo gaussiano do semivariograma ao IAF da cultura, é possível  
312 estimar o comportamento desse índice espacialmente no campo, considerando que a  
313 variabilidade espacial do IAF segue uma distribuição normal, possuindo um pico central de  
314 maior densidade e depois tem sua diminuição gradual em direção aos pontos mais distantes.

315 Inicialmente observa-se que os valores de Sill (patamar) para IAF também apresentam  
316 boa uniformidade com máxima de 0,008657 (Tabela 3), já os valores de range (alcance) são  
317 altos na ordem de 1131,3710 em 03 de outubro de 2018 (Tabela 3) indicam uma maior variação  
318 no IAF em distâncias maiores, sinalizando uma menor uniformidade, ao longo do  
319 desenvolvimento destacamos em 17 de dezembro de 2018 (Tabela 3) uma grande diminuição  
320 do Range (alcance) no valor de 55,3949 sugerindo uma alta uniformidade. A variabilidade dos  
321 valores de IAF associadas à dependência espacial foi observada por estudo realizado por Jordão  
322 (2013). O IAF varia de ecossistema para ecossistema dependendo das condições de cada local,  
323 principalmente do suprimento de água e da fertilidade do solo. SANCHES *et al.*, (2008).

324

325 **Tabela 4.** Modelos de semivariogramas para o MPRI obtido do satélite Sentinel-2/MSI para o  
326 ciclo da cultura da soja da safra 2018/2019.

Datas	Modelagem dos semivariogramas				Validação cruzada				
	Model	Nugget effect (efeito pepita)	Sill (patamar)	Range (alcance)	Mean	RMS	MS	RMSS	Average Standard
					MPRI				
03 de outubro de 2018		5,97E-05	0,001 7	1152,606 0	-6,46E-06	0,0088	-0,0014	0,8503	0,0103
13 de outubro de 2018		2,85E-05	0,000 8	1152,606 0	-2,76E-06	0,0063	-0,0014	0,8841	0,0070
15 de outubro de 2018		1,06E-04	0,000 3	1152,606 0	-9,58E-08	0,0039	-0,0011	1,2852	0,0030
18 de outubro de 2018	Exponencia 1	3,25E-05	0,000 6	1152,606 0	-8,10E-06	0,0067	-0,0005	0,9404	0,0070
30 de outubro de 2018		1,07E-04	0,001 5	1152,606 0	-1,29E-07	0,0098	-0,0008	0,7828	0,0124
12 de dezembro de 2018		1,28E-04	0,000 8	76,4387	3,02E-04	0,0173	0,0099	0,8245	0,0202
14 de dezembro de 2018		1,13E-04	0,000 9	79,0683	1,75E-04	0,0174	0,0060	0,8560	0,0196
17 de dezembro de 2018		1,34E-04	0,001 0	78,6468	1,38E-05	0,0185 6	0,000744	0,8483	0,0212

19 de dezembro de 2018	1,39E-05	0,001 1	68,3596	1,40E-04	0,0160 7	0,005289	0,8079 8	0,0192
22 de dezembro de 2018	2,43E-05	0,000 9	70,6086	2,11E-04	0,0150 3	7,88E-03	0,8162	0,0177
3 de janeiro de 2019	3,41E-04	0,002 7	1152,606 0	7,11E-05	0,0179 9	0,001815	0,8522	0,0208
8 de janeiro de 2019	4,38E-04	0,004 1	1152,606 0	5,90E-05	0,0198 3	0,000692	0,8142	0,0240
13 de janeiro de 2019	2,93E-04	0,002 1	1152,606 0	6,08E-05	0,0145 4	0,001858	0,7482	0,0192
21 de janeiro de 2019	1,86E-04	0,002 2	1152,606 0	5,62E-05	0,0135 6	0,000589	0,8351	0,0160
23 de janeiro de 2019	5,54E-04	0,005 5	1152,606 0	-4,05E- 06	0,0076 2	- 0,000819	0,7077	0,0106
26 de janeiro de 2019	6,52E-05	0,000 7	1152,606 0	-5,62E- 06	0,0075 4	- 0,001218	0,7927	0,0094
31 de janeiro de 2019	1,06E-04	0,000 5	1152,606 0	1,02E-04	0,0096 4	0,006955	0,8453	0,0113
2 de fevereiro de 2019	4,33E-05	0,000 3	332,8120	2,64E-05	0,0062 1	0,000103	0,729	0,0084
5 de fevereiro de 2019	1,48E-05	0,000 5	1152,606 0	7,94E-06	0,0058 2	- 0,003124	1,0936 8	0,0052

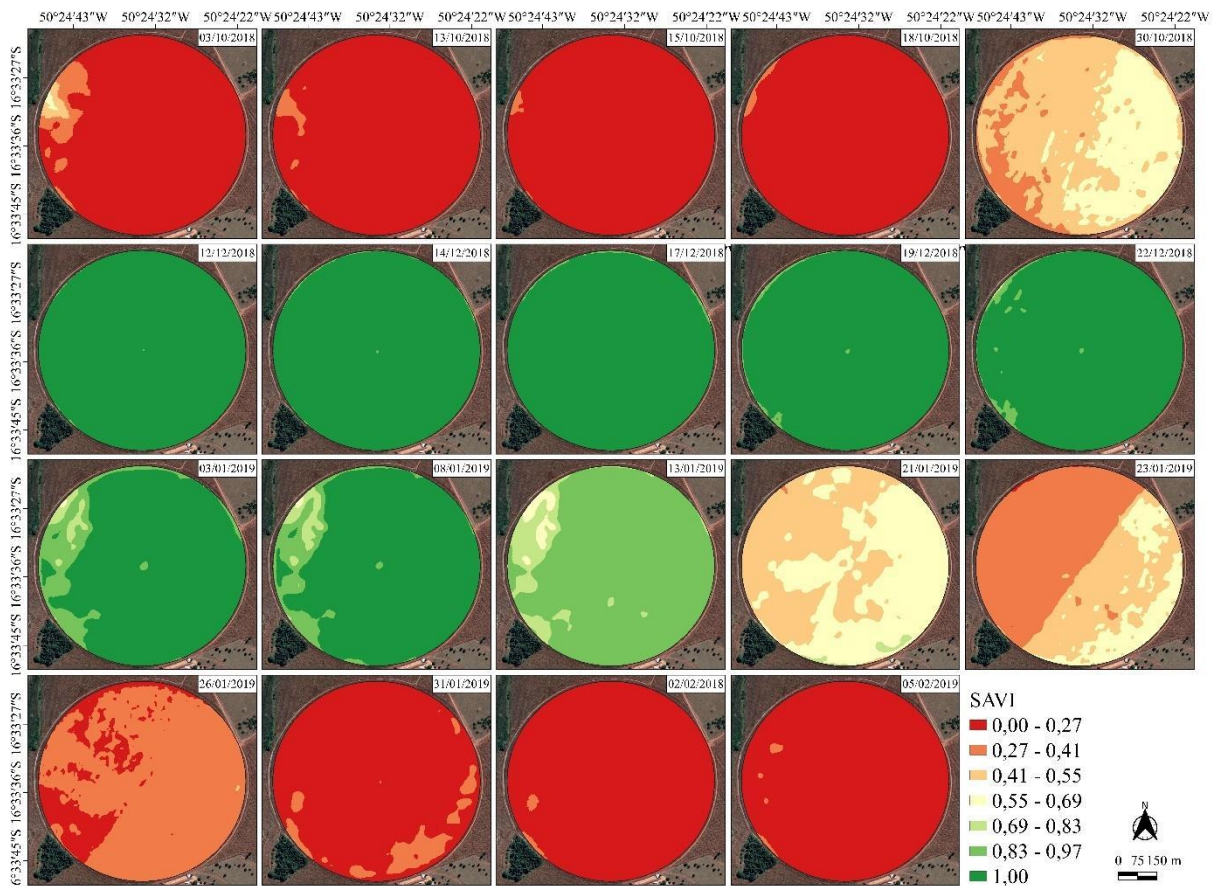
327

328 Na análise do semivariograma para o MPRI destaca-se inicialmente valores altos de  
329 Range (alcance) na ordem de 1152,6060 em 03 de outubro de 2018 (Tabela 4), no qual pode-  
330 se definir que existe uma variabilidade espacial das amostras, visto que a estrutura do solo e a  
331 variação na vegetação são os fatores que mais influenciam na dispersão dos dados, destacando  
332 também que esses valores podem variar significativamente em distâncias curtas. A partir do dia  
333 12 de dezembro de 2018 (Tabela 4) os valores de range começam a baixar e se estabilizar que  
334 destaca a importância de garantir uma consistência que represente corretamente a estrutura de  
335 dependência espacial dos dados, visto que ao trabalhar com o MPRI pode-se identificar altas  
336 variabilidades, ao iniciar o período de senescência os valores de range voltam a subir onde é  
337 possível verificar a existência de padrões de dependência espacial distintos para diferentes  
338 faixas de valores do índice.

339 Todavia, é necessária uma análise mais detalhada para verificar a estrutura do  
340 semivariograma, identificando padrões que indicam uma tendência sistemática na variabilidade  
341 espacial e indicando distâncias máximas que os valores do MPRI podem se correlacionar  
342 espacialmente. Brandão et al. (2022) registraram comportamento semelhante a esta pesquisa.

343

## 344 4.2 Mapas de krigagem dos índices biofísicos para a safra de soja 2018-2019

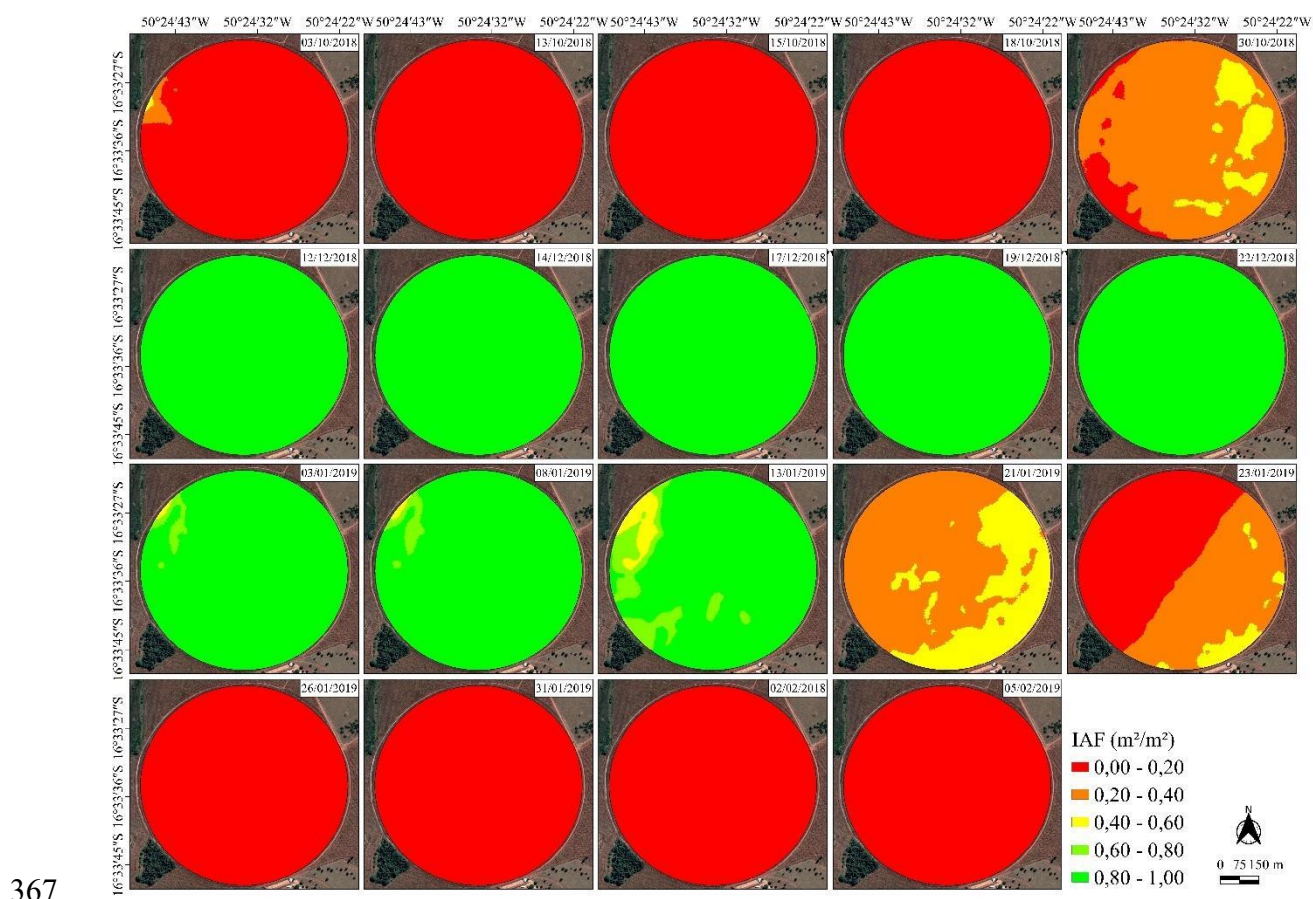


**Figura 3.** Krigagem ordinária do SAVI para safra de soja 2018/2019.

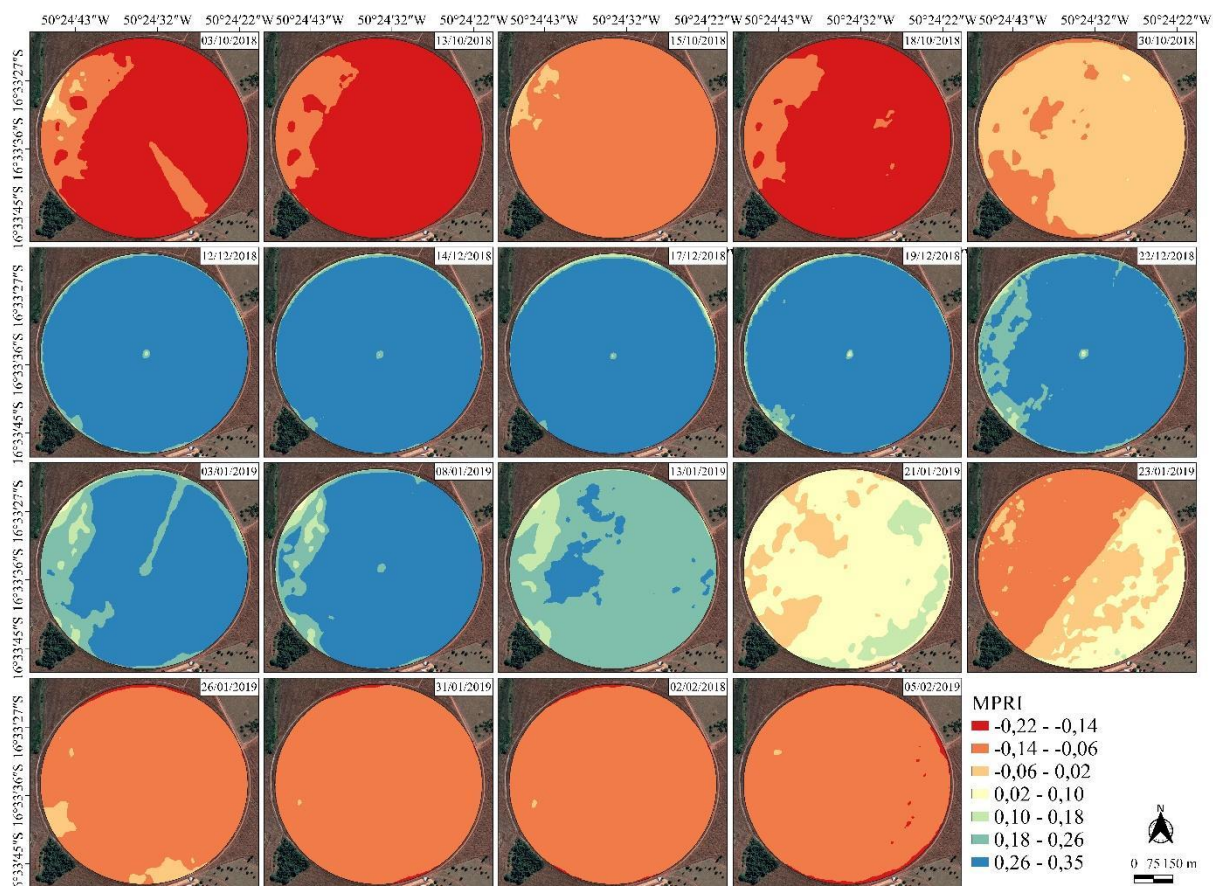
A Krigagem ordinária é um dos métodos mais usados de interpolação espacial que utiliza da análise de dados geoespaciais, assumindo médias locais e correlacionando pontos vizinhos para a estimação final. Inicialmente foi realizado a coleta dos dados das amostras da produção de soja em diferentes locais do cultivo, após é realizada a análise da variograma com objetivo de entender melhor da estrutura de dependência espacial dos dados, foi calculado as variâncias entre os pares dos pontos em diferentes distâncias e direções, com isso pode-se identificar todos os parâmetros que podem intervir na variação dos dados. Após toda análise os modelos de variograma escolhidos foram o exponencial e gaussiano e assim trabalhando com o melhor que se adeque aos dados selecionados, com isso obteve-se a modelagem em relação a distância entre os pontos e a oscilação dos valores.

Ao analisar os resultados da Krigagem ordinária para Savi aplicadas aos resultados encontrados pôde-se visualizar a variabilidade espacial dos atributos que relacionam a produtividade da cultura, bem como a visualização de áreas com baixa produtividade e que

361 necessitam de alguma intervenção futura. O mapa representa a distribuição espacial da  
 362 produção de soja na área de estudo, observando seu pico desenvolvimento na área em verde  
 363 escura (Figura 4), bem como visualizar as áreas com melhor desempenho e produção estimada.  
 364 Validando com os resultados neste estudo, Rêgo *et al.* (2012) que representou valores máximos  
 365 e mínimos para SAVI equivalentes no que se diz respeito à representação da vegetação da área  
 366 estudada.



379 amostrados, onde poderão ser utilizadas para análises estatísticas compondo o planejamento e  
 380 tomada de decisões referente a produtividade da safra da soja. Corroborando com os resultados  
 381 de SUGAWARA *et al.* (2018) que através de modelos matemáticos realiza a validação da  
 382 dependência espacial e da variação das condições da cultura agrícola e consequentemente sua  
 383 produtividade.  
 384



385

386 **Figura 5.** Krigagem ordinária do MPRI para safra de soja 2018/2019.

387 Os resultados da Krigagem para o MPRI representam um mapa bem colorido e com  
 388 uma variação bem diversificada do MPRI na área do cultivo da soja, representando diferentes  
 389 níveis de refletância fotoquímica com valores inicialmente negativos devidos à falta de presença  
 390 da vegetação e ao longo do crescimento da cultura seus valores se tornam positivos indicando  
 391 uma boa saúde das plantas e com boa capacidade de fotossintética. Além disso, através do mapa  
 392 foi possível identificar padrões na variação do MPRI ao longo do desenvolvimento da cultura  
 393 onde através desses padrões é possível observar áreas com diferentes níveis de estresse ou de  
 394 condições que favorecem essa progressão do cultivo. Os dados podem ser comparados aos de  
 395 FRANCHINI *et al.* (2018) onde os valida o uso MPRI como indicador vegetativo.



416 inicial, bem como a análise de diferentes bandas espectrais que trazem informações sobre a  
417 saúde das plantas, da banda infravermelha (NIR) que é bem sensível a quantidade de clorofila  
418 das plantas e ao longo do seu desenvolvimento fica evidente nos mapas. Constatando com o  
419 estudo de Penha *et al.* (2023), que retrata a aplicabilidade de dados do satélite Sentinel-2/MSI  
420 possuindo uma resolução espacial aprimorada e muito indicada para mapeamento de áreas  
421 menores e mais fragmentadas.

422 A utilização da krigagem ordinária buscou estimar valores em locais não amostrados,  
423 baseando-se nas relações espaciais entre os pontos de amostragem e utilizada na interpolação  
424 dos dados obtidos pelo drone e pelo sentinel-2/MSI, sendo mais indicada para áreas com pontos  
425 de amostragem mais uniformes e distribuídos, ou seja, a utilização da krigagem com a utilização  
426 do drone e do satélite sentinel-2/MSI para o cultivo da soja ofereceu uma visão mais precisa e  
427 detalhada das condições de plantio, detalhando o comportamento durante as fases de  
428 desenvolvimento da cultura, possibilitando que produtores possam acompanhar todo o ciclo da  
429 cultura com mais eficiência.

430

## 431 5 CONCLUSÃO

432 Os Índices de Vegetação são amplamente importantes para a interpretação da cultura da  
433 soja, como o seu desenvolvimento e cobertura do solo. As principais vantagens ao utilizar  
434 índices de vegetação são a facilidade bem como a clareza das análises. A cobertura vegetal foi  
435 caracterizada via índices de vegetação obtidos por VANT ( SAVI, IAF e MPRI), apresentando  
436 grande homogeneidade, coeficiente de variação (CV) alto (CV =24%) e baixas variações do  
437 desvio padrão, os valores do Range (alcance) dos semivariogramas foram os mais significativos  
438 ao longo das análises por apresentar variações altas, sinalizando uma menor uniformidade das  
439 amostras, os mapas de Krigagem representaram os índices de forma clara e direta ao longo do  
440 ciclo de desenvolvimento da cultura, e a utilização da Krigagem com a utilização do drone e do  
441 satélite sentinel-2/MSI ofereceu uma visão mais precisa e detalhada das condições de plantio.

442

443

444

445

## 446 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- 447 AASEN, H.; BURKART, A.; BOLTEN, A.; BARETH, G. Generating 3D hyperspectral  
448 information with lightweight UAV snapshot cameras for vegetation monitoring: From camera  
449 calibration to quality assurance. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, v.  
450 108, p. 245-259, 2015. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2015.08.002>
- 451 ALVARES, C. A.; STAPE, J. L.; SENTELHAS, P. C.; MORAES GONÇALVES, J. L.;  
452 SPAROVEK, G. Köppen's climate classification map for Brazil. *Meteorologische Zeitschrift*,  
453 v. 22, n. 6, p. 711-728, 2013. DOI: <https://doi.org/10.1127/0941-2948/2013/0507>
- 454 BAILO, F. H. R., SILVA, E. E., VRECH, M. A., SOUZA, F. H. Q., ZANIN, A. R., &  
455 TEODORO, P. E. Vegetation indices to estimate spray application rates of crop protection  
456 products in corn. *Agronomy Journal*, v. 110, n. 4, p. 1254-1259, 2018. DOI:  
457 <https://doi.org/10.2134/agronj2017.12.0718>
- 458 BECK, H. E.; ZIMMERMANN, N. E.; MCVICAR, T. R.; VERGOPOLAN, N.; BERG, A.;  
459 WOOD, E. F. Present and future Köppen-Geiger climate classification maps at 1-km resolution.  
460 *Scientific Data*, v. 5, n. 1, p. 1-12, 2018. DOI: <https://doi.org/10.1038/sdata.2018.214>
- 461 BUNSELMAYER, HAYLEY A.; LAUER, JOSEPH G. Using corn and soybean yield history  
462 to predict subfield yield response. *Agronomy Journal*, v. 107, n. 2, p. 558-562, 2015. DOI:  
463 <https://doi.org/10.2134/agronj14.0261>
- 464 BECK, H. E.; ZIMMERMANN, N. E.; MCVICAR, T. R.; VERGOPOLAN, N.; BERG, A.;  
465 WOOD, E. F. Present and future Köppen-Geiger climate classification maps at 1-km resolution.  
466 *Scientific Data*, v. 5, n. 1, p. 1-12, 2018. DOI: <https://doi.org/10.1038/sdata.2018.214>
- 467 BRANDÃO, Z. N., Grego, C. R., & Zonta, J. H. (2022). Estudo de caso 7-imagens aéreas na  
468 avaliação do vigor e estimativa de produtividade do algodoeiro na Fazenda Pamplona,  
469 Cristalina, GO.
- 470 CAMBARDELLA, C. A.; MOORMAN, T. B.; NOVAK, J. M.; PARKIN, T. B.; KARLEN, D.  
471 L.; TURCO, R. F.; KONOPKA, A. E. Field-scale variability of soil properties in central Iowa  
472 soils. *Soil Science Society Amsterdam Journal*, v. 58, p. 1501-1511, 1994. DOI:  
473 <https://doi.org/10.2136/sssaj1994.03615995005800050033x>
- 474 CLEVERS, J.G.P.W., GITELSON, A. 2013. Remote estimation of crop and grass chlorophyll  
475 and nitrogen content using red-edge bands on Sentinel-2 and -3. *Inter. J. Appl. Earth. Observ.*  
476 *Geoinf.* 23:344–35. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2012.10.008>
- 477 CLEVERS, JAN GPW; GITELSON, ANATOLY A. Remote estimation of crop and grass  
478 chlorophyll and nitrogen content using red-edge bands on Sentinel-2 and-3. *International*  
479 *Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, v. 23, p. 344-351, 2013. DOI:  
480 <https://doi.org/10.1016/j.jag.2012.10.008>
- 481 ENGLAND, E. J.; SPARKS, A.; ROBINSON, M. D. Geo—EAS (Geostatistical Environmental  
482 Assessment Software). *Environmental Software*, v. 4, n. 2, p. 70-75, 1989. DOI:  
483 [https://doi.org/10.1016/0266-9838\(89\)90033-6](https://doi.org/10.1016/0266-9838(89)90033-6)
- 484 DEUTSCH, C. V.; JOURNEL, A. G. **GSLIB Geostatistical Software Library and User's**  
485 **Guide**. Second ed., Oxford University Press, New York, p. 369, 1998.
- 486 FRANCHINI, J.C.; JORGE, L. A. C.2: CORREA, F. B.; GREGGIO, F.; DEBIASI, H.;  
487 BALBINOT JR, A. A.; PEREIRA, G.S.5. **Estimativa da produtividade da soja pelo uso de**  
488 **imagens aéreas**. VII congresso brasileiro de soja, 2018.

- 489 GOIS, G.; DELGADO, R. C.; OLIVEIRA JÚNIOR, J. F. Modelos teóricos transitivos  
490 aplicados na interpolação espacial do Standardized Precipitation Index (SPI) para os episódios  
491 de El Niño forte no Estado do Tocantins, Brasil. **Irriga**, v. 20, n. 2, p. 371-387, 2015. DOI:  
492 <https://doi.org/10.15809/irriga.2015v20n2p371>
- 493 GOLDEN SOFTWARE. **Surfer for windows version 9.0**. Colorado: Golden, 2010. 66p.
- 494 HUETE, A. R. A soil-adjusted vegetation index (SAVI). **Remote Sensing of Environment**, v.  
495 25, n. 3, p. 295-309, 1988. DOI: [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(88\)90106-X](https://doi.org/10.1016/0034-4257(88)90106-X)
- 496 INMET. **NORMAIS CLIMATOLÓGICAS DO BRASIL**. 2010. Online. Disponível em:  
497 <<https://portal.inmet.gov.br/normais>>. Acesso em: 03 de março de 2022.
- 498 I. E. Mladenova et al., "Intercomparison of Soil Moisture, Evaporative Stress, and Vegetation  
499 Indices for Estimating Corn and Soybean Yields Over the U.S.," **in IEEE Journal of Selected**  
500 **Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing**, vol. 10, no. 4, pp. 1328-1343,  
501 April 2017, DOI: <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2016.2639338>
- 502 INMET. **NORMAIS CLIMATOLÓGICAS DO BRASIL**. 2010. Online. Disponível em:  
503 <<https://portal.inmet.gov.br/normais>>. Acesso em: 03 de março de 2022.
- 504 JORDÃO, W. H. C. Estudo da produção de biomassa e estimativa do índice de área foliar em  
505 campos limpo, sujo e floresta de Humaitá. (2013).
- 506 KUIAWSKI, A. C. M. B.; SAFANELLI, J. L.; BOTTEGA, E. L.; OLIVEIRA NETO, A. M.;  
507 GUERRA, N. Vegetation indexes and delineation of management zones for soybean1.  
508 **Pesquisa Agropecuária Tropical**, v. 47, n. 2, p. 168–177, 2017. DOI:  
509 <https://doi.org/10.1590/198340632016v4743904>
- 510 KAISER, H. F. The varimax criterion for analytic rotation in factor analysis. **Psychometrika**,  
511 v. 23, n. 3, 187-200, 1958. <https://doi.org/10.1007/BF02289233>
- 512 LINHARES, M. M. A.; ROCHA, N. C. C.; AMARAL, B. A. S. Análise do índice MPRI como  
513 indicador vegetativo através da correlação do mesmo com o índice NDVI. In: SIMPÓSIO  
514 BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 16. (SBSR), 2013, Foz do Iguaçu. Anais...  
515 São José dos Campos: INPE, 2013. p. 8254-8260.
- 516 PENHA, R. A; Pereira, P. R; Bolfe, E. L; Victoria, D. C; Parreiras. T. C Análise de dados  
517 Harmonized Landsat Sentinel para mapeamento de uso e cobertura da terra em área de expansão  
518 agrícola no Cerrado. **Boletim de Geografia**, v. 41, p. 38-56, 2023.  
519 <https://doi.org/10.4025/bolgeogr.v41.a2023.e64865>
- 520 RÊGO, S.C.A.; Lima, P.P.S.; Lima, M.N.S. & Monteiro, T.R.R. Análise comparativa dos  
521 índices de vegetação NDVI e SAVI no município de São Domingos do Cariri-PB. **Revista**  
522 **Geonorte**, 2(4):1217-1229. (2012). [https://doi.org/10.11137/2020\\_4\\_283\\_292](https://doi.org/10.11137/2020_4_283_292)
- 523 R Core Team. **R: A language and environment for statistical computing**. R Foundation for  
524 Statistical Computing, Vienna, Austria. Disponível em: <<https://www.R-project.org/>>. 2020.
- 525 SANCHES, L., VALENTINI, C. M. A., PINTO JR., O. B., NOGUEIRA, J. S., VOURLITIS,  
526 G.L., BIUDES, M. S., SILVA, C. J., BAMBI, P., LOBO, F. A. Seasonal and interannual litter  
527 dynamics of a tropical semdeciduous Forest of the southern Amazon Basin, Brazil. **Journal of**  
528 **Geophysical Research**. (2008). 113, 1-9 <https://doi.org/10.1029/2007JG000593>
- 529 SANTOS, J. F. B., JUNIOR, J. D. D., BACKES, A. R., & ESCARPINATI, M. C. Segmentation  
530 of Agricultural Images using Vegetation Indices. In: **VISIGRAPP (4: VISAPP)**. 2021. p. 506-  
531 511. <https://doi.org/10.5220/0010325005060511>

- 532 SANTOS, C. A. G.; BRASIL NETO, R. M.; PASSOS, J. S. A.; SILVA, R. M. Drought  
533 assessment using a TRMM-derived standardized precipitation index for the upper São  
534 Francisco River basin, Brazil. **Environmental Monitoring and Assessment**, v. 189, n. 6, p. 1-  
535 32, 2017. [https://doi:10.1007/s10661-017-5948-9](https://doi.org/10.1007/s10661-017-5948-9)
- 536 SILVA, J. L. B.; ALBUQUERQUE MOURA, G. B.; SILVA, M. V.; LOPES, P. M. O.; SOUZA  
537 GUEDES, R. V.; e SILVA, Ê. F. D. F.; ... MORAES RODRIGUES, J. A. Changes in the water  
538 resources, soil use and spatial dynamics of Caatinga vegetation cover over semiarid region of  
539 the Brazilian Northeast. **Remote Sensing Applications: Society and Environment**, v. 20,  
540 p.100372, 2020b. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2020.100372>
- 541 SILVA, M. V.; PANDORFI, H.; ALMEIDA, G. L. P.; LIMA, R. P.; SANTOS, A.; JARDIM,  
542 A.M. D. R. F.; ... SILVA, D. C. Spatio-temporal monitoring of soil and plant indicators  
543 underforage cactus cultivation by geoprocessing in Brazilian semi-arid region. **Journal of**  
544 **South American Earth Sciences**, v. 107, p. 103155, 2021. DOI:  
545 <https://doi.org/10.1016/j.jsames.2021.103155>
- 546 SILVA, M. V.; PANDORFI, H.; LOPES, P. M. O.; SILVA, J. L. B.; ALMEIDA, G. L. P.;  
547 OLIVEIRA SILVA, D. A.; ... JARDIM, A. M. D. R. F. Pilot monitoring of caatinga spatial  
548 temporal dynamics through the action of agriculture and livestock in the brazilian semiarid.  
549 **Remote Sensing Applications: Society and Environment**, v. 19, p. 100353, 2020a. DOI:  
550 <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2020.100353>
- 551 SOIL SURVEY STAFF. **Keys to soil taxonomy**. 10th edition. USDA-NRCS, Washington,  
552 DC, 2006. VAUCLIN, M.; VIEIRA, S. R.; VACHAUD, G.; NIELSEN, D. R. The Use of  
553 Cokriging with Limited Field Soil Observations 1. **Soil Science Society of America Journal**,  
554 v. 47, n. 2, p. 175-184, 1983. DOI:  
555 <https://doi.org/10.2136/sssaj1983.03615995004700020001x>
- 556 SOUSA, L. B. Análise da distribuição espaço temporal de variáveis hidrológicas e biofísicas  
557 no semiárido de Pernambuco. 2022. 110 f. Dissertação (Programa de Pós-Graduação em  
558 Engenharia Agrícola) - **Universidade Federal Rural de Pernambuco**, Recife. 2022.
- 559 TEJO, Débora Perdigão; FERNANDES, CH Dos S.; BURATTO, J. S. Soja: fenologia,  
560 morfologia e fatores que interferem na produtividade. **Revista científica eletrônica de**  
561 **Agronomia da FAEF**, v. 35, n. 1, p. 1-9, 2019.
- 562 UMBURANAS, R. C., YOKOYAMA, A. H., BALENA, L., DOURADO-NETO, D.,  
563 TEIXEIRA, W. F., ZITO, R. K., ... & KAWAKAMI, J. Soybean yield in different sowing dates  
564 and seeding rates in a subtropical environment. **International Journal of Plant Production**,  
565 v. 13, n. 2, p. 117-128, 2019. DOI: <https://doi.org/10.1007/s42106-019-00040-0>
- 566 WARRICK, A. W.; NIELSEN, D. R. Spatial variability of soil physical properties in the field.  
567 **Application of soil physics**, p. 319-344, 1980. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-348580-9.50018-3>  
568
- 569 YANG, Z.; WILLIS, P.; MUELLER, R. Impact of band-ratio enhanced AWIFS image to crop  
570 classification accuracy. In: **Proc. Pecora**. 2008. p. 1-11.
- 571
- 572
- 573
- 574
- 575

576

577

578

579

580 **ASSINATURA DO ORIENTADOR**

581

582

583

584

585

586

---

Aluno: Mateus Dias Cezar da silva

587

588

589

590

591

---

Orientador: Héilton Pandorfi