

UNIVERSIDADE ESTADUAL DE GOIÁS  
CAMPUS DE CIÊNCIAS EXATAS E TECNOLÓGICAS – HENRIQUE SANTILLO  
MESTRADO EM ENGENHARIA AGRÍCOLA

VARIABILIDADE ESPACIAL DOS ÍNDICES VEGETATIVOS, ATRIBUTOS FÍSICO-  
QUÍMICOS DO SOLO E PRODUTIVIDADES NA SUCESSÃO DAS CULTURAS DO  
TOMATE INDUSTRIAL (*SOLANUM LYCOPERSICUM* L.) E DA SOJA (*GLYCINE MAX* L.)

Marcos Paulo de Oliveira Martins

ANÁPOLIS  
2018

VARIABILIDADE ESPACIAL DOS ÍNDICES VEGETATIVOS, ATRIBUTOS FÍSICO-QUÍMICOS DO SOLO E PRODUTIVIDADES NA SUCESSÃO DAS CULTURAS DO TOMATE INDUSTRIAL (*SOLANUM LYCOPERSICUM* L.) E DA SOJA (*GLYCINE MAX* L.)

**MARCOS PAULO DE OLIVEIRA MARTINS**

Orientador: PROFESSOR D.Sc. ELTON FIALHO DOS REIS

Dissertação apresentada à Universidade Estadual de Goiás – UEG, Campus Anápolis De Ciências Exatas e Tecnológicas – Henrique Santillo como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação *Stricto Sensu* em Engenharia Agrícola – Engenharia de Sistemas Agroindustriais, para obtenção do título de MESTRE.

ANÁPOLIS  
2018

Martins, Marcos Paulo de Oliveira

Variabilidade espacial dos índices vegetativos, atributos físico-químicos do solo e produtividades na sucessão das culturas do tomate industrial (*Solanum lycopersicum* L.) e da soja (*Glycine max* L.) - 2018.  
80 f. il.

Orientador: Prof. D.Sc. Elton Fialho dos Reis

Dissertação (Mestrado) – Engenharia Agrícola – Campus Anápolis  
Ciências Exatas e Tecnológicas – Henrique Santillo, Universidade Estadual de Goiás, 2018.

Bibliografia.

1. Sensoriamento remoto. 2. Geoestatística. 3. Mapas de classificação. 4. Nitrogênio foliar. I. Título

**VARIABILIDADE ESPACIAL DOS ÍNDICES VEGETATIVOS, ATRIBUTOS FÍSICO-QUÍMICOS DO SOLO E PRODUTIVIDADES NA SUCESSÃO DAS CULTURAS DO TOMATE INDUSTRIAL (*Solanum lycopersicum* L.) E DA SOJA (*Glycine max* L.)**

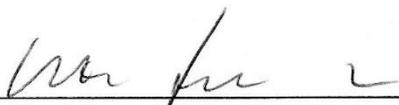
Por

Marcos Paulo de Oliveira Martins

Dissertação apresentada como parte das exigências para obtenção do título de

**MESTRE EM ENGENHARIA AGRÍCOLA**

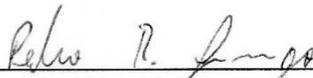
Aprovado em **29/11/2018**



---

Prof. Dr. Elton Fialho dos Reis

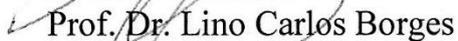
Orientador  
UEG/CCET



---

Prof. Dr. Pedro Rogério Giongo

Membro  
UEG/ SANTA HELENA



---

Membro  
EMATER/GO

Dedico este trabalho ao meu amigo Elton Fialho dos Reis  
e ao meu irmão José Reinaldo F. Martins Filho,  
pelo apoio e incentivo aos estudos.

*Você nunca sabe que resultados virão da sua ação.  
Mas se você não fizer nada, não existirão resultados.*

Mahatma Gandhi

## AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente a Deus, pelo dom da vida.

Aos meus pais pela paciência, compreensão e incentivo no decorrer dos estudos e aos ensinamentos durante a minha formação profissional e pessoal.

Aos meus irmãos e cunhados que sempre me apoiaram durante toda a minha vida.

Ao Waldeir da Costa e Silva, pelos ensinamentos, puxões de orelha e amizade, sendo um pai durante essa jornada.

A Paula Barcelos e sua família por permitirem o desenvolvimento desse trabalho em sua propriedade.

Ao grupo de estudos em mecanização agrícola CEMA, que apoiaram o desenvolvimento deste trabalho.

Aos amigos Danilo Oliveira, Beethoven Gabriel, Luana Lopes, Anderson Umbelino, Edmilson Ferreira, Gabriel Xavier, Fernando, Isneider, Mateus Prolo, Hiago, e a tantos outros que colaboram com o desenvolvimento desse trabalho.

Ao meu professor e orientador, que dedicou seu tempo em ensinamentos, sermões e amizade, tornando-se além de professor um pai durante essa jornada.

A CAPES pela concessão da bolsa de demanda social.

A Universidade Estadual de Goiás, em especial ao Campos Acadêmico de Ciências Exatas e Tecnológicas – CCET Henrique Santillo e aos seus funcionários, em especial a Eliete secretaria do PPGEA que sempre me auxiliou em todos estes anos.

Enfim, a todos que colaboraram de forma direta ou indireta na realização deste trabalho, o meu muito obrigado.

## Sumário

<b>RESUMO GERAL .....</b>	<b>x</b>
<b>ABSTRACT .....</b>	<b>xi</b>
<b>1.REVISÃO DE LITERATURA.....</b>	<b>12</b>
1.1.CULTURA DO TOMATE INDUSTRIAL .....	12
1.2.AGRICULTURA DE PRECISÃO .....	14
1.3.SENSORIAMENTO REMOTO.....	15
1.4.INDICES VEGETATIVOS .....	16
1.5.ZONAS DE MANEJO.....	17
1.6.GEOESTATÍSTICA .....	18
<b>2.REFERÊNCIAS .....</b>	<b>22</b>
<b>CAPÍTULO 1 – VARIABILIDADE ESPACIAL E TEMPORAL DOS ÍNDICES VEGETATIVOS COM A PRODUTIVIDADE DO TOMATE INDUSTRIAL .....</b>	<b>26</b>
<b>RESUMO.....</b>	<b>26</b>
<b>3.INTRODUÇÃO .....</b>	<b>27</b>
<b>4.OBJETIVO .....</b>	<b>29</b>
4.1.Objetivo geral .....	29
4.2.Objetivo específico .....	29
<b>5.MATERIAL E MÉTODOS .....</b>	<b>30</b>
5.1.Localização e caracterização da área experimental .....	30
5.2.Georreferenciamento da área .....	30
5.3.Coleta de dados .....	31
5.4.Determinação dos índices vegetativos da cultura .....	31
5.4.1.Índice SPAD da cultura do tomate industrial.....	31
5.4.2.Determinação do teor de nitrogênio foliar do tomate industrial .....	32
5.4.3.Aquisição dos dados radiométricos da cultura do tomate industrial.....	33
5.4.4.Sensoriamento remoto da cultura do tomate industrial.....	34
5.5.Produtividade da cultura do tomate industrial .....	35
5.6.Análise dos dados .....	35
5.6.1.Estatística Descritiva .....	35
5.6.2.Correlação de Pearson.....	36
5.6.3.Análise Geoestatística .....	36
<b>6.RESULTADOS E DISCUSSÃO .....</b>	<b>38</b>
6.1.Estatística descritiva .....	38

6.2. Correlação de Pearson .....	40
6.3. Parâmetros dos semivariogramas.....	43
6.4. Mapas de contorno.....	45
<b>7. CONCLUSÃO.....</b>	<b>50</b>
<b>8. REFERÊNCIAS .....</b>	<b>51</b>
<b>CAPITULO 2 - VARIABILIDADE ESPACIAL E TEMPORAL DOS ATRIBUTOS FÍSICO-QUÍMICOS DO SOLO E AS PRODUTIVIDADES DA SOJA CULTIVADO EM SOLOS DO CERRADO .....</b>	<b>54</b>
<b>RESUMO.....</b>	<b>54</b>
<b>9. INTRODUÇÃO .....</b>	<b>55</b>
<b>10. OBJETIVO .....</b>	<b>56</b>
10.1. Objetivo geral .....	56
10.2. Objetivos específicos .....	56
<b>11. MATERIAL E MÉTODOS .....</b>	<b>57</b>
11.1. Localização e caracterização da área experimental .....	57
11.2. Georreferenciamento da área .....	57
11.3. Coleta de dados .....	58
11.3.1. Determinação dos atributos físicos e químicos do solo .....	58
11.3.2. Produtividade da soja .....	59
11.4. Análise de dados .....	60
11.4.1. Estatística descritiva.....	60
11.4.2. Correlação de Pearson.....	60
11.4.3. Análises geoestatística.....	60
11.4.4. Variabilidade temporal.....	61
<b>12. RESULTADOS E DISCUSSÃO .....</b>	<b>63</b>
12.1. Estatística descritiva.....	63
12.2. CORRELAÇÃO DE PEARSON.....	65
12.3. Parâmetros dos semivariogramas.....	66
12.4. Mapas de contorno.....	69
12.5. Mapas de classes .....	73
12.6. Mapa temporal para cultura da soja .....	75
<b>13. CONCLUSÃO.....</b>	<b>77</b>
<b>14. REFERÊNCIAS .....</b>	<b>78</b>

## RESUMO GERAL

A agricultura tornou-se uma das atividades comerciais mais competitivas, tendo a região Centro-Oeste entre as principais produtoras de alimento do país, com destaque na produção de tomate industrial e soja. O uso da agricultura de precisão (AP) permite estabelecer relações espaciais entre os índices vegetativos e atributos do solo com a produtividade da cultura, proporcionando alternativas de manejo diferenciados de acordo com área. Esse trabalho teve como objetivo avaliar a variabilidade espacial dos índices vegetativos, atributos físico-químicos e produtividades na sucessão das culturas do tomate industrial (*solanum lycopersicum* L.) e da soja (*glycine max* L.). O trabalho foi realizado na fazenda Barcelos localizada no município de Anápolis, GO, em uma área comercial de 110ha. Foram avaliados os índices vegetativos, caracterizados com a leitura do índice *Soil Plant Analysis Development* (SPAD), teor de nitrogênio foliar pelo método de Kjeldahl, *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI) por espectrorradiômetro e NDVI por imagens de satélite e a produtividade do tomate industrial na safra de 2017, ainda foram avaliadas os teores de areia e de argila, já para os atributos químicos do solo foram utilizados o Ca, o Mg e a CTC e as produtividades da soja foram avaliadas na safra de 2016/2017 e 2017/2018. Os resultados mostraram que a variabilidade temporal entre os índices vegetativos e o teor de nitrogênio foliar indicaram que o estágio de florescimento (53 DAT) é o que apresentou maior correlação com a produtividade do tomate industrial. Com os mapas de produtividades da soja nos dois anos de safra, foram construídos os mapas de classificação categórica e o mapa de variabilidade temporal para produtividade da soja. O mapa de classe para produtividade temporal da soja permitiu identificar que 23,55% da área apresentou baixa produtividade e 53,80% com produtividade média. A avaliação dos mapas de classes para variabilidade da produtividade de soja permitiu identificar que no primeiro ano houve 21,69% da área como alta produtividade e no segundo ano com 23,46%, apresentando uma redução das regiões com baixa produtividade.

Palavras Chaves: Sensoriamento remoto; geoestatística; mapas de classificação, nitrogênio foliar

## ABSTRACT

Agriculture has become one of the most competitive commercial activities, with the Midwest region among the main food producers in the country, with emphasis on the production of industrial tomato and soybean. The use of precision agriculture (AP) allows establishing spatial relationships between vegetative indexes and soil attributes with crop productivity, providing differentiated management alternatives according to area. The objective of this work was to evaluate the spatial variability of vegetative indexes, physical-chemical attributes and productivity in the succession of the industrial tomato (*Solanum lycopersicum* L.) and soybean (*Glycine max* L.) crops. The work was performed out in the farm Barcelos located in the city of Anápolis, GO, in a commercial area of 110 ha. Were evaluated the vegetative indexes, characterized by the reading of *Soil Plant Analysis Development* (SPAD) index, leaf nitrogen content by the Kjeldahl method, *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI) by spectroradiometer and NDVI by satellite images and the productivity of the industrial tomato in the 2017 harvest, the values of sand and clay were also evaluated, for the attributes soil chemicals were used for Ca, Mg and CEC and soybean yields were evaluated in the 2016/2017 and 2017/2018 harvests. The results showed that the temporal variability between the vegetative indexes and the leaf nitrogen content indicated that the initial flowering stage (53 DAT) showed the highest correlation with the productivity of the industrial tomato. the maps with productivity of soybean in the two years of harvest, categorical classification maps and the temporal variability map for soybean yield were constructed. The class map for temporal productivity of soybean allowed to identify that 23,55% of the area presented low productivity and 53,80% with average productivity. The evaluation of class maps for variability of productivity of soybean allowed us to identify that in the first year there were 21,69% of the area as high productivity and in the second year with 23,46%, showing a reduction of regions with low productivity.

Keywords: Remote Sensing; geostatistics; classification maps; leaf nitrogen

## 1. REVISÃO DE LITERATURA

### 1.1. CULTURA DO TOMATE INDUSTRIAL

O tomateiro é uma das principais culturas cultivadas no mundo, com origem tipicamente sul americana é uma espécie nativa das regiões andina, indo do Chile até o Equador, passando pelo Peru, colômbia e Bolívia (SAAVEDRA et al., 2017). Por ser uma espécie nativa de várias regiões, existe uma incerteza sobre a região de origem da planta do tomate, no entanto é assumido globalmente que o México é o local em que a planta teve melhor adaptação (SACCO et al., 2015). Com a planta do tomate adaptada e selecionada, a cultura migrou-se para a Europa sendo disseminada para outras regiões do mundo, diversificando variedades de acordo com as necessidades e adaptações locais, a partir do seu consumo, ocorreu a seleção do fruto pelo tamanho, forma e coloração (BERGOUGNOUX, 2014; CARMONA e VALLADARES, 2014).

O tomateiro é uma planta da classe dicotiledônia, pertencente à família da Solanaceae, do gênero *Solanum* (seção *Lycopersicon*), da ordem Tubiflorae. O tomateiro é classificado cientificamente como *Solanum Lycopersicum* L. (BECKER et al., 2016).

O tomateiro utilizado na indústria é uma planta tradicionalmente cultivada anualmente, devido às condições climáticas e a incidência com pragas e doenças. O cultivo pode ser realizado por meio de semeadura ou o transplântio de mudas, que habitualmente é realizado nas lavouras brasileiras. A cultura tem seu ciclo classificado em precoce, médio e tardio, onde o tempo de vida da planta varia de 95 a 150 dias, desde o transplântio das mudas até a colheita. O sistema radicular do tomateiro é classificado como pivotante, conta com uma raiz principal que é capaz de alcançar profundidade de até 1,2 m no solo, as raízes secundárias e raízes adventícias completam o sistema radicular da planta que possui 70% das raízes nas profundidades de 0,30 metros do solo (ALVARENGA, 2013; BECKER et al., 2016; SILVA NETO, 2016; ZEIST et al., 2017).

O sistema de cultivo do tomateiro é influenciado pela arquitetura da planta. A cultura apresenta dois tipos de hábitos de crescimento, sendo eles determinado e indeterminado. As cultivares que apresentam o hábito de crescimento determinado, são destinadas a produção de tomate rasteiro, que ao chegar no final do ciclo, são direcionados ao processamento industrial. O hábito de crescimento indeterminado é predominante na maioria das cultivares destinadas ao consumo *in natura* dos frutos, essas variedades são tutoradas pelo ramo principal, permitindo que o caule da planta possa atingir altura igual ou superior a 2,0 m de altura (ALVARENGA, 2013; MORALES et al., 2015).

A luminosidade não interfere significativamente no ciclo do tomateiro, a planta desenvolve bem em condições de dias curtos quanto em dias longos. O fotoperíodo exerce pouca influência no florescimento, no entanto, pouca luminosidade provoca aumento da fase vegetativa, prolongando o início do florescimento (ALVARENGA, 2013; BECKER et al., 2016).

A disponibilidade hídrica é essencial para o desenvolvimento do tomateiro. A produção, rendimento e qualidade do fruto está ligado diretamente a disponibilidade de água para planta, a falta de água influencia o ritmo de florescimento e desenvolvimento da cultura, porém, o excesso de água no solo provoca o lixiviação e a infiltração de nutrientes no solo, quanto facilita o aparecimento doenças fúngicas (PORTELA et al., 2012; BADR et al., 2016).

O fruto do tomate tem como destaque um elevado teor de vitaminas A, B1, B2, B3, B6 e E, além de conter diversos sais minerais e muita proteína. O consumo dessas substâncias presente tanto no fruto fresco como no processado, ajuda na prevenção de cânceres. Com os benefícios proporcionado a saúde humana o tomate tornou-se uma das hortaliças mais consumida e produzidas no mundo, ficando apenas atrás da batata em termos de produção (BERGOUGNOUX, 2014; KANNEH et al., 2017; ZHU et al., 2018).

No Brasil a produção de tomates tem se destacado nos últimos anos em função do elevado nível de tecnologia adotado pelos produtores e o valor social e econômico empregado na cultura do tomate processado (FIGUEIREDO et al., 2016). No agronegócio brasileiro a produção de tomate tem sido impulsionada ao logo dos anos, particularmente na safra de 2016 onde a produção foi de 3,7 milhões de toneladas, dos quais 1,81 milhões de toneladas de tomate foi destinada ao segmento industrial (IBGE, 2017). Dentro da produção nacional destacam-se os estados de Goiás, São Paulo, Minas Gerais, Pernambuco e Bahia, sendo os responsáveis pela produção anual de tomate industrial no Brasil, com ênfase no estado de Goiás que é responsável por produzir 86% da produção nacional (IMB, 2017).

As variedades de tomate utilizadas para o processamento industrial possuem alto teor de sólidos solúveis, que é uma característica que melhora o rendimento final do produto. Uma das qualidades que determina a aceitação do fruto para o processamento é a viscosidade que a polpa apresenta, sendo influenciada por fatores relacionados a escolha da cultivar do tomate, os tratos culturais para o desenvolvimento da cultura e a maturidade no ponto de colheita, onde o peso fresco do fruto representa 90% de água (WU et al., 2018).

## 1.2. AGRICULTURA DE PRECISÃO

A agricultura de precisão (AP) é um conjunto de ferramentas e tecnologias voltadas ao gerenciamento das unidades agrícolas, investigando a variabilidade espacial e temporal existente nas áreas e a partir disso, propor alternativas de manejo diferenciadas de acordo com a necessidade de cada área, segundo Bertolin et al. (2017). Caracterizada pela elevada quantidade de informações disponibilizadas, a AP pode contribuir para o estabelecimento de relações espaciais de atributos de solo com a produtividade das culturas (NASCIMENTO et al., 2014; AQUINO et al., 2014).

O princípio básico desta ferramenta, consiste no gerenciamento agrícola para elevar a produtividade das culturas, considerando a variabilidade espaço-temporal dos fatores de produção de forma a proporcionar o manejo adequado, respeitando os princípios de sustentabilidade (RIA et al., 2015). Segundo Bernardi et al. (2017) a AP possibilita um melhor conhecimento do campo de produção, permitindo, desta forma a facilitar a tomada de decisões. Com isto, tem-se uma maior capacidade e flexibilidade para a distribuição dos insumos no espaço e no tempo, minimizando os custos de produção. A uniformidade na produtividade é alcançada pela correção dos fatores que contribuem para sua variabilidade obtendo-se, com isto, um aumento global da produtividade (NASCIMENTO et al., 2014; FORTES et al., 2015).

O foco da AP é o monitoramento dos fatores que influenciam o desenvolvimento da cultura como, os atributos químico-físicos do solo, do estado nutricional foliar das culturas e suas produtividades, realizada por meio de tecnologias recentes adaptadas para o meio agrícola, com o objetivo de possibilitar a redução do uso de insumos e do impacto sobre o meio ambiente (CARVALHO et al., 2017). A agricultura de precisão oferece um conjunto de ferramentas que permitem ao produtor acompanhar a produção e gerenciar o manejo do solo e das culturas (RIA et al., 2015).

Entre as ferramentas da AP, a amostragem georreferenciada de solo por meio de malhas regulares, para caracterizar a variabilidade dos atributos do solo, é uma das mais importantes e tradicionalmente utilizadas na agricultura brasileira (CHERUBIN et al., 2015).

No Georreferenciamento o sistema de posicionamento global (GPS), como um todo, é composto por três segmentos: o segmento espacial, composto por satélites artificiais da terra que emitem sinais eletromagnéticos; o segmento de controle, composto pelas estações terrestres que mantêm os satélites em funcionamento; e o segmento dos usuários, composto pelos receptores, que captam os sinais enviados pelos satélites e, com eles, calculam sua posição (BERTOLIN et al., 2017; BERNARDI et al., 2017). O GPS permite que às máquinas

trabalharem durante condições de baixa visibilidade do campo, como chuva, poeira, névoa e escuridão (ANTUNIASSI et al., 2015).

A AP, na atualidade, ganha uma definição mais sistêmica, podendo ser definida como uma nova forma de gestão ou de gerenciamento da produção agrícola, e não apenas como um conjunto de ferramentas para o tratamento localizado da lavoura (RIA et al., 2015).

### 1.3. SENSORIAMENTO REMOTO

O sensoriamento remoto pode ser entendido como a utilização de sensores para coletar informações dos alvos sem que haja um contato físico com ele (SANTOS et al., 2017). Essas informações são obtidas pelos sensores, posicionados em longas ou curtas distâncias, por meio da captura das ondas eletromagnéticas, também denominadas radiação eletromagnética, que são emitidas ou refletidas pelos objetos. A radiação é ordenada no espectro eletromagnético de acordo com seu comprimento e frequência, desta forma, cada sensor é responsável pela captação da intensidade de radiação do objeto, resposta espectral, compondo imagens e dados a respeito do alvo (SONG et al., 2017).

O uso Sensoriamento Remoto é uma técnica alternativa simples que permite o monitoramento das lavouras, é uma técnica que permite a elaboração de mapas de produtividade, por meio de colhedoras instrumentadas. A produtividade da cultura pode ser estimada a partir de sua relação com o vigor da cultura que, por sua vez, pode ser determinada via sensoriamento remoto, pela sua relação com determinados índices de vegetação gerados a partir de imagens multiespectrais (TOLA et al., 2017).

Com as imagens de satélite, fotografias aéreas e radiometria de campo, permitem a obtenção de dados que podem fornecer informações precisas da variabilidade do campo, em grandes áreas, o monitoramento por sensoriamento remoto dos parâmetros biofísicos relacionados ao desenvolvimento da cultura ao longo de todo ciclo, identificam regiões com potencial produtivo (FORTES et al., 2015). Os dados adquiridos com o uso do sensoriamento remoto têm auxiliado diversos pesquisadores a definirem os parâmetros da radiação fotossinteticamente ativa e o índice de área foliar, o conteúdo de clorofila nas folhas, conteúdo de nitrogênio e muitas outras propriedades químicas da vegetação, em culturas como a soja, o milho, a cana-de-açúcar (MARTÍNEZ et al., 2017).

Para a AP, esta tecnologia é uma importante fonte de aquisição de dados, podendo ser utilizada para averiguar o estado nutricional das plantas, condições vegetais para manejo, mapeamento de produtividade de cada colheita, doenças, infestações por pragas, entre outros. Na agricultura, a utilização de sensores que capturam ondas verde, vermelho e infravermelho

próximo (NIR), por exemplo, permite verificar o estado nutricional da cultura, por meio da análise do comportamento espectral (FORTES et al., 2015; SONG et al., 2017).

#### 1.4. INDICES VEGETATIVOS

O processamento da radiação eletromagnética pela vegetação tem sido avaliado por meio do sensoriamento remoto (PONZONI, 2001; SONG et al., 2017). O uso destas ferramentas permite estudos do comportamento espectral da vegetação com base nas características de reflectância da resposta eletromagnética pelo conjunto de plantas (dossel da cultura) e plantas individuais (SANTOS et al., 2017).

Segundo Zanzarini et al. (2013) a combinação de dados espectrais de duas ou mais bandas criam os índices espectrais de vegetação melhorando a relação dos dados espectrais com os parâmetros biofísicos da vegetação. O índice de vegetação por diferença normalizada (sigla em inglês NDVI) permite o acompanhamento e avaliação de rendimento de culturas (PONTES et al., 2005). Além disso, o NDVI pode monitorar modificações das propriedades ópticas da lavoura por meio de alterações nos padrões de reflectância dos dosséis (RAMBO et al., 2004; SONG et al., 2017).

De modo geral, a reflectância da vegetação varia com o comprimento de onda (SILVEIRA et al., 2003). Na região do visível, a reflectância não ultrapassa 10% da radiação incidente e caracteriza-se pela absorção acentuada, produzida pelos pigmentos presentes nos cloroplastos das folhas (STEFFEN e MORAES, 1993; REIS, 2011).

Os pigmentos que mais influenciam a reflectância, são os das clorofilas a e b, com dois picos de absorção, o maior nos comprimentos de onda de 649 e 665 nm, e o menor, nos comprimentos de onda de 420 e 435 nm, respectivamente, e os carotenóides com pico de absorção nos 480 nm (SANTOS et al., 2017). A arquitetura das plantas conhecido como índice de área foliar e a sua biomassa tem sido determinada utilizando a reflectância do dossel nas faixas de comprimento de onda do visível e do infravermelho próximo (GITELSON et al., 2003; REIS, 2011).

São encontrados na literatura diversos índices de vegetação, dentre os mais citados, podemos destacar, como exemplo o NDVI (Índice de Vegetação da Diferença Normalizado) proposto Rouse et al. (1974). Os índices de vegetação baseiam-se no fato de que a energia refletida no vermelho e infravermelho próximo é diretamente relacionada à atividade fotossintética da vegetação (GITELSON et al., 2003). Em sua grande maioria, os índices de vegetação utilizam uma combinação entre a radiância de uma das bandas da região do visível, principalmente o vermelho, e a radiância na região do infravermelho. Isso porque, segundo

Ponzoni (2001), a radiância no vermelho exibe uma relação inversa não-linear com a biomassa verde, enquanto que a radiância no infravermelho próximo, exibe uma relação direta não-linear. Na região do visível, os pigmentos fotossintetizantes ocasionam um processo dominante de absorção. Já na região do infravermelho próximo, a radiância refletida é dependente, entre outras, da quantidade de folhas existentes e sua distribuição e arranjo espacial no dossel.

De acordo com Martínez et al. (2017), a relação entre a determinação dos teores de clorofila e a concentração de N nas folhas é dependente de vários fatores como: estágio fisiológico, cultivar, condições climáticas, fertilidade do solo, etc. Sendo assim, as épocas de aplicação dos fertilizantes precisam ser ajustadas em função das leituras obtidas *in loco* na lavoura, para que ocorra maior sincronia entre as necessidades específicas das plantas e as quantidades de fertilizantes aplicadas (SOUZA et al., 2011; SANTOS et al., 2017).

### 1.5. ZONAS DE MANEJO

Uma zona de manejo é definida como uma sub-região do campo que apresenta uma combinação de fatores limitantes de produtividade e de qualidade, para a qual se pode aplicar uma dose uniforme de insumos. A definição de zonas de manejo torna mais fácil a aplicação das técnicas de agricultura de precisão, uma vez que podem ser empregadas técnicas distintas no manejo das culturas (ZONTA et al., 2014).

Amado et al. (2007) conceitua zonas de manejo como sendo áreas do terreno com potenciais idênticos de produção, eficiência do uso de insumos e risco de impacto ambiental. Ainda, salientam que novas abordagens, como zonas homogêneas de manejo, mostraram-se promissoras para indicar os locais nos quais as amostragens deveriam ser feitas.

O manejo por talhões da propriedade e a identificação de zonas de manejo dentro das áreas de cultivo vêm sendo propostos como estratégias potencialmente viáveis para a implementação da agricultura de precisão em escala comercial no Brasil (BOTTEGA et al., 2013; ZONTA et al., 2014; ALCÂNTARA, 2015).

Para Amado et al. (2007), critérios baseados em características topográficas da área, atributos do solo, mapas de produtividade, mapas de condutividade elétrica, histórico da área, além de critérios conjugados, podem ser utilizados para orientar a delimitação de zonas de manejo e os locais para as amostragens de interesse.

Nesse contexto, pode-se citar que estabilidade de rendimento se refere à caracterização da consistência de uma cultura numa escala espaço-temporal. Pode ser considerado um cálculo de rendimento do talhão, onde é feita a relativização dos rendimentos por ano. Após

isso, é feito o cálculo da diferença média relativa entre os anos. Com os resultados da diferença é realizada a classificação dos dados em zonas de estabilidade “estável alta”, “estável baixa”, “média” e “instável” (AMADO et al., 2007; BOTTEGA et al., 2013).

## 1.6. GEOESTATÍSTICA

A utilização das técnicas da geoestatística permitem detectar a existência da dependência e distribuição espacial dos atributos do solo, constituindo importante ferramenta na análise e descrição detalhada do comportamento destes (AQUINO et al., 2014).

Com base na estrutura da variabilidade natural dos atributos avaliados, o uso da geoestatística possibilita a interpretação dos resultados da variabilidade espacial da área, considerando a dependência espacial dentro do intervalo de amostragem (SOUZA et al., 2009), permitindo indicar alternativas de uso, além de possibilitar melhor compreensão da variabilidade dos atributos e sua influência no ambiente (BERNARDI et al., 2017). Uma das grandes dificuldades encontradas nos estudos de variabilidade espacial dos atributos do solo tem sido a determinação do espaçamento ideal de amostragem, o que, em algumas situações, inviabiliza adoção das técnicas da agricultura de precisão (SOUZA et al., 2006a,b; ZONTA et al., 2014).

O estudo dos aspectos da amostragem do solo, a fim de subsidiar definições sobre a utilização e recomendação dessas técnicas em ambientes distintos, tem sido preocupação constante de pesquisadores (SOUZA et al., 2006a,b). A geoestatística auxiliado de melhor maneira que facilite o entendimento da variabilidade espacial de diversos parâmetros de interesse nas ciências agrárias, permitindo a interpretação de dados com base na estrutura de sua variabilidade natural, considerando a dependência espacial na área a ser estudada (BOTTEGA et al., 2013).

Para os gerenciamentos das áreas é necessário o conhecimento das variabilidades espacial e temporal dos fatores inerentes à produtividade e do solo, as informações constituem-se de extrema relevância para a interpretação dos resultados e as decisões a serem tomadas, quanto às práticas de manejo em sistemas de produção agrícola. A análise de mapas sequenciais de produtividade possibilita a definição de unidades de gerenciamento (MONTANARI et al., 2015). Entretanto, as variabilidades observadas a partir dos mapas de produção constituem apenas uma etapa de todo o processo que envolve a AP e representa o efeito combinado de diversas fontes de variabilidades espacial e temporal (ALCÂNTARA, 2015). Além dos mapas de produtividade, alguns atributos que influenciam de forma direta ou

indireta na variabilidade da produção vêm sendo estudados como possíveis indicativos para a determinação de unidades de gerenciamento agrícola (NASCIMENTO et al., 2014).

O uso da geoestatística torna-se uma ferramenta eficaz para o estudo da variabilidade espacial dos solos. Para o monitoramento da variabilidade espacial dos atributos químico-físico do solo é necessário realizar uma amostragem representativa da área, adquirindo dados com valores que, realmente, correspondam à realidade da área estudada. Diversos estudos demonstram que a variabilidade da densidade do solo, resistência do solo à penetração e o teor de água no solo, não ocorrem ao acaso, mas apresentam correlação ou dependência espacial (SOUZA et al., 2009; AQUINO et al., 2014). Para diferentes condições de teores de água no solo, distintos comportamentos da variabilidade espacial da resistência do solo à penetração, foram observados por Souza et al. (2009).

A modelagem geoespacial permite a descrição quantitativa da variabilidade espacial dos atributos do solo e a estimativa não tendenciosa e com variância mínima de valores desses atributos em locais não amostrados (DEBASTIANI et al., 2018). Diversos autores (DALCHIAVON et al., 2012; ZONTA et al., 2014; RUIZ et al., 2016) pesquisaram a relação existente entre atributos de planta e de solo por meio da geoestatística, que é uma ferramenta que vem sendo muito utilizada nesses tipos de estudos, a fim de identificar as variáveis dependentes que apresentam variabilidade espacial e que influenciariam na tomada de decisão quanto às práticas de manejo do solo e da cultura, evidenciando melhores resultados no incremento de produtividade e mantendo ou melhorando a qualidade do solo.

A representação da variabilidade espacial é realizada com auxílio de técnicas da geoestatística que utiliza modelos matemáticos para gerar variogramas e expressar os efeitos da variabilidade espacial na área estudada. O variograma é a função chave da geoestatística que caracteriza a variabilidade do padrão espacial e temporal de um determinado fenômeno (USOWICZ e LIPIEC, 2017). O resultado da variação espacial depende da interação dos valores de cada ponto separados a uma determinada distância, a interação é influenciada tanto pela menor quanto a maior distância entre os pontos (RUIZ et al., 2016).

O variograma experimental ou variograma das amostras  $\gamma(h)$  é calculado a partir da diferença média quadrada entre pares de dados que pertencem a uma certa classe de distância através da Equação 1:

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

Em que:

- $\gamma(h)$  = variância experimental;  
 $Z_{xi}$  = Valor da variável medida na posição  $x_i$ ;  
 $Z_{(xi+h)}$  = Valor da variável medida na posição  $x(i+h)$ ;  
 $N$  = Número de pares de dados para a distância de separação ( $h$ );  
 $I$  = Posição da amostra;

A representa o ajuste do variograma experimental a um teórico, bem como os parâmetros do modelo (Figura 1). Na teoria temos que a variância  $\gamma(h)$  cresce com o incremento de  $h$ , até atingir um valor constante para  $\gamma(h)$  que corresponde às variações aleatórias, ou seja, variações que não são justificadas pela semelhança de um ponto com outro. Para o ajuste de um modelo matemático aos valores estimados de  $\gamma(h)$  são definidos os coeficientes do modelo teórico para o semivariograma (o efeito pepita  $C_0$ , patamar  $C_0 + C_1$ , e o alcance  $a$ ), (DEBASTIANI et al., 2018).

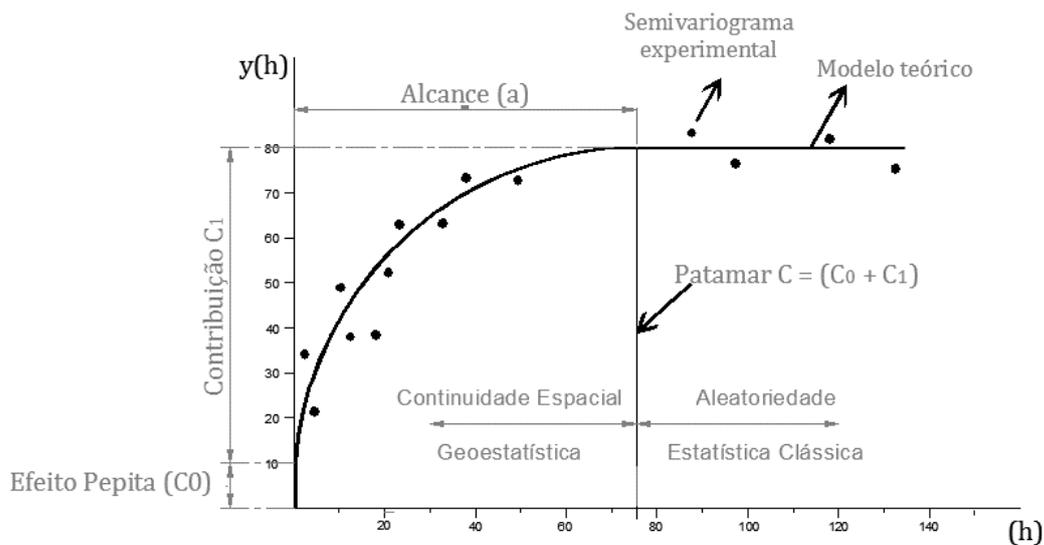


FIGURA 1 – Variograma experimental, modelo teórico e seus parâmetros (adaptado de DEBASTIANI et al., 2013).

Tais relações são mostradas quando a função  $\gamma(h)$  é colocada em gráfico contra  $\Delta h$  para originar o semivariograma. Este expressa o comportamento espacial da variável regionalizada e mostra, segundo a Figura 1 descrito por Debastiani et al. (2018):

- a) A amplitude ( $a$ ), indica a distância a partir da qual as amostras passam a não possuir correlação espacial e a relação entre elas torna-se aleatória, toda amostra cuja distância ao ponto a ser estimado for menor ou igual à amplitude, fornece informações sobre o ponto;

- b) O patamar ( $C + C_0$ ), indica o valor segundo o qual a função estabiliza-se no campo aleatório, correspondente à distância “a”, mostra a variabilidade máxima entre pares de valores, isto é, a variância dos dados e, conseqüentemente, covariância nula;
- c) A continuidade, pela forma do variograma, em que para  $0h \cong \gamma(h)$  já apresenta algum valor. Esta situação é conhecida como efeito pepita e é representada por  $C_0$ ; o efeito pepita pode ser atribuído a erros de mensuração ou ao fato de que os dados não foram coletados a intervalos suficientemente pequenos, para mostrar o comportamento espacial subjacente do fenômeno em estudo, isto é, não é capturado um fenômeno numa escala maior;

O efeito pepita puro é a ausência total da dependência espacial, sendo o resultado de um semivariograma constante e igual ao patamar para qualquer valor de  $h$  (Figura 2), isto é, a distribuição dos dados corresponde de forma totalmente aleatória (USOWICZ e LIPIEC, 2017). O resultado do efeito pepita puro pode-se referir a uma variabilidade não explicada, ou pode ser devido às variações não detectadas em função da distância de amostragem utilizada (CAMBARDELLA et. al., 1994). A degradação física e química do solo pode causar variações com tal nível de alterações espacial, determinando, a ocorrência do efeito pepita puro, isto é, variação aleatória dos dados (GULSER et al., 2016).

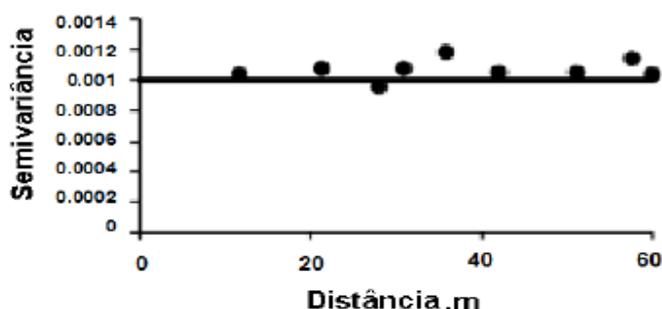


FIGURA 2. Semivariograma ilustrando a ocorrência de efeito pepita puro. Fonte: GULSER et al. (2016).

Havendo dependência espacial, pode-se obter a partir de observações pontuais, informações para toda região, pelo método denominado krigagem (GOMES et al., 2007; TOLA et al., 2017).

## 2. REFERÊNCIAS

- ALCÂNTARA, G.R. **Variabilidade espacial e temporal da produtividade de milho e soja e sua relação com atributos do solo**. 2015. 82p. (Doutorado em Engenharia Agrícola). Departamento de Engenharia Agrícola, Universidade Federal de Viçosa, Viçosa, 2015.
- ALVARENGA, M.A.R.; MELO, P.C.T.; SHIRAHIGE, F.H. **Cultivares**. In: AALVARENGA, M.A.R. Produção em campo, casa de vegetação e hidroponia. 2ª Ed. Lavras: UFLA, p.49-59, 2013.
- AMADO, T.J.C.; PONTELLI, C.B.; SANTI, A.L.; VIANA, J.H.M.; SULZBACH, L.A.S. Variabilidade espacial e temporal da produtividade de culturas sob sistema de plantio direto. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, v.42, n.8, p.1101-1110, 2007.
- ANTUNIASSI, U.R; BAIO, F.H.R.; SHARP, T.C. **Agricultura de Precisão**. In: ABRAPA – Associação Brasileiro dos Produtores de Algodão. (Org). Algodão no Cerradão do Brasil. 3ª ed. Brasília: Eleusio Curvelo Freire, p.767-806, 2015.
- AQUINO, R.E.; CAMPOS, M.C.C.; OLIVEIRA, I.A.; MARQUES JUNIOR, J.; SILVA, D.M.P.; SILVA, D.A.P. Variabilidade espacial de atributos físicos de solos antropogênico e não antropogênico na região de Manicoré, AM. **Jornal Bioscience**, Uberlândia, v.30, n.4, p.988-997, 2014.
- BARD, M.A.; ABOU-HUSSEIN, S.D.; EL-TOHAMY, W.A. Tomato yield, nitrogen uptake and water use efficiency as affected by planting geometry and level of nitrogen in an arid region. **Agricultural Water Management**, Giza, v.169, p.90-97, 2016.
- BECKER, W.F.; WAMSER, A.F.; FELTRIM, A.L.; SUZUKI, A.; SANTOS, J.P.; VALMORBIDA, J.; HAHN, L.; MARCUZZO, L.L.; MUELLER, S. **Sistema de produção integrado para o tomate tutorado em Santa Catarina**. 1.ed. Florianópolis, SC: Epagri, 2016, 149p.
- BERGOUX, V. The history of tomato: from domestication to biopharming. **Biotechnology Advances**, Olomouc, v.32, p.170-189, 2014.
- BERNARDI, A.C.C.; GREGO, C.R.; ANDRADE, R.G.; RABELLO, L.M.; INAMASU, R.T. Spatial variability of vegetation index and soil properties in na integrated crop-livestock system. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, Campina Grande, PB, v.21, n.8, p.513-518, 2017.
- BERTOLIN, N.O.; FILGUEIRAS, R.; VENANCIO, L.P.; MANTOVANI, E.C. Predição da produtividade de milho irrigado com auxílio de imagens de satélite. **Revista Brasileira de Agricultura Irrigada**, Fortaleza, v.11, n.4, p.1627-1638, 2017.
- BOTTEGA, E.L.; PINTO, F.A.C.; QUEIROZ, D.M.; SANTOS, N.T.; SOUZA, C.M.A. Variabilidade espacial e temporal da produtividade de soja no Cerrado brasileiro. **Revista Agrarian**, Dourados, v.6, n.20, p.167-177, 2013.
- CAMBARDELLA, C.A.; MOORMAN, A.T.; NOVAK, J.M.; PARKIN, T.B.; KARLEN, D.L.; TURCO, R.F.; KONOPKA, A.E. Field-scale variability of soil properties in central Iowa soils. *Soil Science Society of America Journal*, Madison, v.58, n.1, p.1501-1511, 1994.
- CARMONA, E.G.; VALLADARES, C.I.T. La sustentabilidade agrícola de las chinampas en el valle de México: caso xochimilco. **Revista Mexicana de Agronegocios**, Santa Ana, v.34, p.699-709, 2014.

- CARVALHO, L.C.C.; SILVA, F.M.; FERRAZ, G.A.S.; FIGUEIREDO, V.C.; CUNHA, J.P.B. Comparação entre amostragem foliar convencional e de precisão para análise de micronutrientes na cafeicultura. **Coffee Science**, Lavras, v.12, n.2, p.272-281, 2017
- CHERUBIN, M.R.; SANTI, A.L.; EITELWEIN, M.T.; AMADO, T.J.C.; SIMON, D.H.; DAMIAN, J.M. Dimensão da malha amostral para caracterização da variabilidade espacial de fósforo e potássio em Latossolo Vermelho. **Pesquisa agropecuária brasileira**, Brasília, v.50, n.2, p.168-177, 2015.
- DALCHIAVON, F.C.; CARVALHO, M.P. Correlação linear e espacial dos componentes de produção e produtividade da soja. **Ciências Agrárias**, Londrina, v.33, n.2, p.541-552, 2012.
- DEBASTIANI, A.B.; VASCONCELLOS, B.N.; MARTINS, A.P.M.; CORTE, A.P.D.; SANQUETTA, C.R. Predições geoestatísticas e zonas de incerteza no inventário de povoamentos florestais. **Advances in Forestry Science**, Cuiabá, v.5, n.1, p.283-287, 2018.
- FIGUEIREDO, A.S.T.; RESENDE, J.T.V.; FARIA, M.V.; PAULA, J.T.; RIZZARDI, D.A.; MEERT, L. Agronomic evaluation and combining ability of tomato inbred lines selected for the industrial segment. **Horticultura Brasileira**, Brasília, v.35, p.86-92, 2016.
- FORTES, R.; PRIETO, M.H.; GARCÍA-MARTÍN, A.; CÓRDOBA, A.; MARTÍNEZ, L.; CAMPILLO, C. Using NDVI and guided sampling to develop yield prediction maps of processing tomato crop. **Spanish Journal of Agricultural Research**, La Coruña, v.13, p.2-9, 2015.
- GITELSON, A.A.; VIÑA, A.; ARKEBAUER, T.J.; RUNDQUIST, D.C.; KEYDAN, G.; LEAVITT, B. Remote estimation of leaf area index and green leaf biomass In maize canopies. **Geophysical Research Letters**, v.30, n.5, p.4, 2003.
- GOMES, N.M.; SILVA, A.M.; MELLO, C.R.; FARIA, M.A.; OLIVEIRA, P.M. Métodos de ajustes e modelos de semivariograma aplicados ao estudo da variabilidade espacial de atributos físico-hídricos do solo. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v.31, n.3, p.435-443, 2007.
- GULSER, C.; EKBERLI, I.; CANDEMIR, F.; DEMIR, Z. Spatial variability of soil physical properties in a cultivated field. **Eurasian Journal of Soil Science**, Turquia, v.5, n.3, p.192-200, 2016.
- IBGE, INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **Levantamento sistemático da produção agrícola**. Disponível em: <[agenciadenoticias.ibge.gov.br/media/com\\_media/ibge/arquivos/bf39ec2dcc4a7e261cb6db06f6d677dd.pdf](http://agenciadenoticias.ibge.gov.br/media/com_media/ibge/arquivos/bf39ec2dcc4a7e261cb6db06f6d677dd.pdf)>. Acesso em: 03 Mai 2018.
- IMB, INSTITUTO MAURO BORGES DE ESTATÍSTICA E ESTUDOS SOCIOECONÔMICOS. **Cultivo do tomate industrial no estado de Goiás: Evolução das áreas de plantio e produção**. Disponível em: <[http://www.imb.go.gov.br/pub/conj/conj34/artigo\\_07.pdf](http://www.imb.go.gov.br/pub/conj/conj34/artigo_07.pdf)>. Acesso em: 08 abr 2015.
- KANNEH, S.M.; QUEE, D.D.; NGEGBA, P.M.; MUSA, P.D. Evaluation of tomato (*Solanum lycopersicum* L.) genotypes for horticultural characteristics on the upland in southern Sierra Leone. **Journal of Agricultural Science**, Toronto, v.9, n.6, p.213-220, 2017.
- MARTÍNEZ, F.; OLIVEIRA, J.A.; CALVETE, E.O.; PALENCIA, P. Influence of growth medium on yield, quality indexes and SPAD values in strawberry plants. **Scientia Horticulturae**, Huelva, v.217, p.17-27, 2017.
- MONTANARI, R.; PANACHUKI, E.; LOVERA, L.H.; CORREA, A.R.; OLIVEIRA, I.S.; QUEIROZ, H.A.; TOMAZ, P.K. Variabilidade espacial da produtividade de sorgo e de

atributos do solo na região do ecótono Cerrado-Pantanal, MS. **Revista Brasileira Ciência do Solo**, Viçosa, v.39, n.1, p.385-396, 2015.

MORALES, R.G.F.; RESENDE, L.V.; MALUF, W.R.; PERES, L.E.P.; BORDINI, I.C. Selection of tomato plant families using characters related to water deficit resistance. **Horticultura Brasileira**, Brasília, v.33, n.1, p.27-33, 2015.

NASCIMENTO, P.S.; SILVA, J.A.; COSTA, B.R.S.; BASSOI, L.H. zonas homogêneas de atributos do solo para o Manejo de irrigação em pomar de videira. **Revista Brasileira de ciências do solo**, Viçosa, v. 38, p. 1101-1113, 2014.

PONTES, P.P.B.; ROCHA, J.V.; LAMPARELLI, R.A.C. Análise temporal de índices de vegetação como subsídio à previsão de safras de cana-de-açúcar. In: XII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 2005. **Anais...** Goiânia, GO, 2005.

PONZONI, F.J. Comportamento espectral da vegetação. In: MENESES, P.R.; NETTO, J.S.M. **Sensoriamento remoto: reflectância dos alvos naturais**. Brasília: Editora Universidade de Brasília/Embrapa Cerrados, 2001, 262p.

PORTELA, I.P.; PEIL, R.M.N.; ROMBALDI, C.V. Efeito da concentração de nutrientes no crescimento, produtividade e qualidade de morangos em hidroponia. **Horticultura Brasileira**, Brasília, v.30, n.2, p.266-273, 2012.

RAMBO, L.; SILVA, P.R.F.; ARGENTA, G.; SANGOI, L. Parâmetros de planta para aprimorar o manejo da adubação nitrogenada de cobertura em milho. **Ciência Rural**, Santa Maria, v.34, n.5, p.1637-1645, 2004.

REIS, J.S. **Determinação de zonas de manejo para adubação nitrogenada em lavoura de tomate industrial**. Anápolis. 2011. 67p. Dissertação (Mestrado em Engenharia Agrícola). Universidade Estadual de Goiás, Anápolis, 2011.

RIA, W.O.; CRUZ, J.C.; FASCINA, M.; KOVALESKI, J.L. Tecnologias aplicadas ao agronegócio agricultura de precisão. **Revista Gestão do Conhecimento**, Castelo Branco, v.7, n.7, 2015.

ROUSE, J.W.; HAAS, R.H.; SCHELL, J.A. Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. In: ERTS-1 SYMPOSIUM, Washington. **Proceedings...** Washington: NASA, 1974. v.1, p.309-317.

RUIZ, J.G.C.L.; ZANATA, M.; PISARA, T.C.T. Variabilidade espacial dos atributos químicos do solo em áreas de *pinus* do instituto florestal de batatais – SP. **Applied Research & Agrotechnology**, Parana, v.9, n.2, p.87-97, 2016.

SAAVEDRA, T.M.; FIGUEROA, G.A.; CAUIH, J.G.D. Origin and evolution of tomato production *Lycopersicon esculentum* in México. **Ciência Rural**, Santa Maria, v.47, n.3, 2017.

SACCO, A.; RUGGIERI, V.; PARISI, M.; FESTA, G.; RIGANO, M.M.; PIXARELLA, M.E.; MAZZUCATO, A.; BARONE, A. Exploring a tomato landraces collection for fruit-related traits by aid of a high-throughput genomic platform. **Plos One**, São Francis, v.10, n.9, 2015.

SANTOS, M.M.; MACHADO, I.E.S.; CARVALHO, E.V.; VIOLA, M.R.; GIONGO, M. Estimativa de parâmetros florestais em área de cerrado a partir de imagens do sensor oli Landsat 8. **Revista Floresta**, Curitiba, PR, v.47, n.1, p.75-83, 2017.

SILVA NETO, C.M. **A importância das abelhas para cultura do tomateiro**. 2016. 113p. (Doutorado em Agronomia), Programa de Pós-Graduação em Agronomia, Universidade Federal de Goiás, Goiânia, 2016.

- SILVEIRA, P.M.; BRAZ, A.J.B.P.; DIDONET, A.D. Uso do clorofilômetro como indicador da necessidade de adubação nitrogenada em cobertura no feijoeiro. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, v.38, n.9, p.1083-1087, 2003.
- SONG, X.; YANG, G.; YANG, C.; WANG, J.; CUI, B. Spatial Variability analysis of within-field winter wheat nitrogen and grain quality using canopy fluorescence sensor measurements. **Remote Sensing**, Basel, v.9, p.1-18, 2017.
- SOUZA, E.F.C.; SORATTO, R.P.; PAGANI, F.A. Aplicação de nitrogênio e inoculação com rizóbio em feijoeiro cultivado após milho consorciado com braquiária. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v.46, n.4, p.370-377, 2011.
- SOUZA, Z.M.; CAMPOS, M.C.C.; CAVALCANTE, I.H.L.; MARQUES JÚNIOR, J.; CESARIN, L.G.; SOUZA, S.R. Dependência espacial da resistência do solo à penetração e teor de água do solo sob cultivo de cana-de-açúcar. **Ciência Rural**, v.36, p.128-134, 2006a.
- SOUZA, Z.M.; MARQUES JÚNIOR, J. & PEREIRA, G.T. Geoestatística e atributos do solo em áreas cultivadas com cana-de-açúcar. **Ciência Rural**, v.40, p.48-56, 2009.
- SOUZA, Z.M.; MARQUES JÚNIOR, J.; COOPER, M.; PEREIRA, G.P. Micromorfologia do solo e sua relação com atributos físicos e hídricos. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**. v.41, p. 487-492, 2006b.
- STEFFEN, C.A.; MORAES, E.C.; GAMA, F.F. Tutorial de radiometria. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 7.; 1993, Curitiba. **Anais...** Curitiba, p.10-14, 1993.
- TOLA, E.; AL-GAADI, K.A.; MADUGUNDU, R.; ZEYADA, A.M.; KAYAD, A.G.; BIRADAR, C.M. Characterization of spacial variability of soil physicochemical properties and its impacto n rhodes grass productivity. **Saudi Journal of Biological Sciences**, Riade, n.24, p.421-429, 2017.
- USOWICZ, B.; LIPIEC, J. Spatial variability of soil properties and cereal yield in a cultivated field on sandy soil. **Soil & Tillage Research**, Lublin, v.174, p.241-250, 2017.
- WU, B.; PATEL, B.K; FEI, X.; JONES, O.; CAMPANELLA, O.H.; REUHS, B.L. Variations in physical-chemical properties of tomato suspensions from industrial processing. **LWT- Food Science and Technology**, West Lafayette, v.93, p.281-286, 2018.
- ZANZARINI, F.V.; PISSARRA, T.C.; BRANDÃO, F.J.; TEIXEIRA, D.D. Correlação espacial do índice de vegetação (NDVI) de imagem Landsat/ETM+ com atributos do solo. **Revista Brasileira de engenharia Agrícola Ambiental**, Campina Grande, v.17, n.6, p.608-614, 2013.
- ZEIST, A.R.; RESEND, J.T.V.; SILVA, I.F.L.; OLIVEIRA, J.R.F.; FARIA, C.M.D.R.; GIACOBBO, C.L. Agronomic characteristics of tomato plant cultivar Santa Cruz Kada grafted on species of the genus Solanum. **Horticultura Brasileira**, Brasília, v.35, n.3, p.419-424, 2017.
- ZHU, Z.; ZHANG, Y.; LIU, J.; CHEN, Y.; ZHANG, X. Exploring the effects of selenium treatment on the nutritional quality of tomato fruit. **Food Chemistry**, Beijing, v.252, p.9-15, 2018.
- ZONTA, J.H.; BRANDÃO, Z.N.; MEDEIROS, J.C.; SANA, R.S.; SOFIATTI, V. Variabilidade espacial da fertilidade do solo em área cultivada com algodoeiro no Cerrado do Brasil. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, Campina Grande, v.18, n.6, p.595-602, 2014.

## **CAPÍTULO 1 – VARIABILIDADE ESPACIAL E TEMPORAL DOS ÍNDICES VEGETATIVOS E PRODUTIVIDADE DO TOMATE INDUSTRIAL**

### **RESUMO**

A produção do tomate industrial vem crescendo no Brasil nos últimos anos, impulsionado pelo aumento da população e pela demanda de produtos processados. Os índices vegetativos tornam-se indicadores do desenvolvimento da cultura, possibilitando a identificação de áreas que possa apresentar uma redução na produtividade da cultura desejada. O objetivo desse trabalho foi identificar a influência da variabilidade espacial e temporal dos índices vegetativos com a produtividade do tomate industrial (*Solanum lycopersicum* L.). O trabalho foi realizado na fazenda Barcelos localizada no município de Anápolis - GO, em uma área de 55 ha. Com o auxílio de um receptor *Global Positioning System* (GPS), foi construída uma malha amostral com 61 pares de pontos espaçados em 90 x 90 metros. Os índices vegetativos foram caracterizados com a leitura do índice *Soil Plant Analysis Development* (SPAD), teor de nitrogênio foliar pelo método de Kjeldahl, *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI) por espectralradiômetro e NDVI por imagens de satélite. A determinação dos índices vegetativos foi mensurada durante o estágio vegetativo da cultura, em concordância com a passagem do satélite e com a adubação nitrogenada de cobertura. A produtividade do tomate industrial foi determinada durante o período de colheita. Os dados dos índices vegetativos e a produtividade do tomate industrial foram coletados de maneira pontual em cada um dos pontos georreferenciado da malha amostral. Os resultados mostraram que a variabilidade temporal entre os índices vegetativos e o teor de nitrogênio foliar real indicam o estágio de florescimento com maior correlação significativa e positiva com a produtividade do tomate industrial. A variabilidade temporal entre os índices vegetativos e os teores de nitrogênio foliares apresentaram baixa correlação entre os mapas ao longo do tempo. A determinação do teor de nitrogênio foliar e os índices vegetativos devem ser realizados no estágio de florescimento da cultura do tomate industrial. A relação entre o NDVI por sensoriamento remoto terrestre e o orbital apresentou correlação positiva de 55% no estágio de florescimento da cultura.

Palavras chaves: Sensoriamento remoto; nitrogênio foliar; georreferenciamento

### 3. INTRODUÇÃO

No Brasil a produção de tomate (*Solanum lycopersicum* L.) tem se destacado em função do elevado nível de tecnologia adotado pelos produtores e o valor social e econômico empregado na cultura do tomate processado (FIGUEIREDO et al., 2016), alcançando a produção de 3,7 milhões de toneladas na safra de 2016, dos quais 1,81 milhões de toneladas foram destinadas ao segmento industrial (IBGE, 2017). Dentro da produção nacional destacam-se os estados de Goiás, São Paulo, Minas Gerais, Pernambuco e Bahia, com relevância para o estado de Goiás, que é responsável por 86% da produção nacional (IMB, 2017).

O manejo adotado pelos produtores para produção do tomate industrial foi um dos fatores que influenciaram o aumento na produção da cultura. Para o melhor manejo da cultura é necessário o uso de ferramentas que o auxiliam na identificação e aquisição de informações nas regiões heterogêneas com variabilidade de produção, permitindo a tomada de decisões precisas para o manejo na unidade produtiva (FORTES et al., 2015; CARVALHO et al., 2016).

A agricultura de precisão (AP) permite identificar a variabilidade existente na área e a partir disso investigar fatores limitantes (físicos, químicos e biológicos), com técnicas que estabelecem relações espaciais entre os atributos do solo com a produtividade da cultura, para assim, propor alternativas de manejo diferenciadas de acordo com área (NASCIMENTO et al., 2014). A AP torna-se uma ferramenta para tomada de decisões dos produtores, com o conhecimento da variabilidade espacial e temporal dos fatores de produção aprimorando as opções de manejo, melhorando a rentabilidade, elevando os retornos econômicos e ambientais (BERNARDI et al., 2017).

O uso da AP permite o monitoramento de pontos amostrais georreferenciados em toda área de cultivo, identificando a variabilidade espacial dos atributos do solo e da cultura. O monitoramento dos pontos amostrais pode ser realizado manualmente ou por meio de sensores terrestres ou orbitais capazes de transmitir informações quantitativas sobre as condições e variabilidade espacial da cultura (BERTOLIN et al., 2017).

O sensoriamento remoto (SR) é uma das ferramentas de AP que auxilia o produtor na tomada de decisão, com aquisição de imagens via satélite ou câmeras fotográficas que mostram os padrões temporais e espaciais dos índices vegetativos das culturas (BERNARDI et al., 2017). O *Normalized Difference Vegetation Index* ou Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI) é um dos mais importantes indicadores dos índices vegetativos da cultura, utilizando as curvas espectrais vegetativas pode-se caracterizar

diferenças no dossel da planta, sendo correlacionado com o rendimento da cultura (SINGH et al., 2017).

A análise de dados utilizando as técnicas da geoestatística permite detectar a existência da dependência e distribuição espacial dos atributos do solo, constituindo importante ferramenta na análise e descrição detalhada do comportamento destes (AQUINO et al., 2014). Os métodos geoestatísticos são essenciais para investigação de variações espacial do solo e da cultura, utilizando os variogramas que permitem o mapeamento da área estudada, proporcionando meios de otimização e aplicação de insumos possibilitando um elevado rendimento da cultura (TOLA et al., 2017).

#### **4. OBJETIVO**

##### 4.1. Objetivo geral

Avaliar a influência da variabilidade espacial e temporal dos índices vegetativos com a produtividade do tomate industrial.

##### 4.2. Objetivo específico

Relacionar o teor de nitrogênio real em campo com os índices vegetativos determinados por meio de sensoriamento remoto;

Estabelecer relação entre o NDVI *in loco* por sensoriamento remoto terrestre e o orbital para cultura do tomate industrial;

## 5. MATERIAL E MÉTODOS

### 5.1. Localização e caracterização da área experimental

O trabalho foi realizado na Fazenda Barcelos, localizada no município de Anápolis, GO, com altitude média de 995 m, coordenadas geográficas de latitude 16° 25' 57,62" Sul e longitude 48° 50' 29,61" Oeste. A região possui clima do tipo *Aw* (Clima Tropical Chuvoso) conforme classificação de Köppen (Figura 3A).

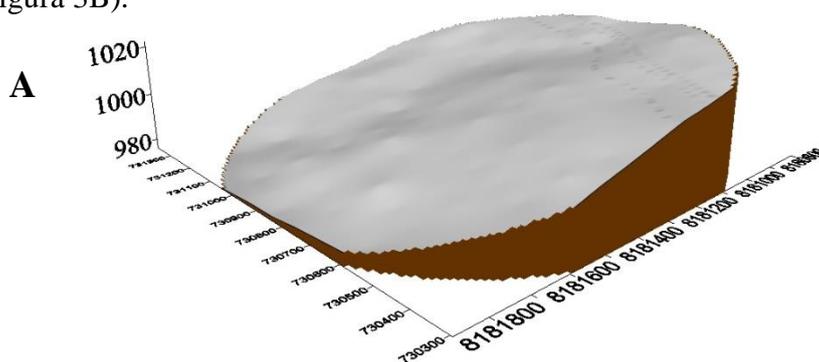
A propriedade possui área de produção comercial de 110 ha, destinada a agricultura, com histórico de cultivo em forma de sucessão das culturas, soja (*Glycine max* L.), milho (*Zea mays* L.) e tomate (*Solanum lycopersicum* L.), nos últimos cinco anos. A área é constituída por uma topografia com baixa declividade (Figura 3A), solo classificado como Latossolo Vermelho-Escuro com textura Franco Argiloso (TEIXEIRA et al., 2017).

A cultura do tomate industrial foi implantada na safra de 2017, realizado na metade de um talhão de 110 ha, irrigado via pivô central, com área de 55 ha (Figura 3B), utilizando a cultivar NS 901. As mudas foram transplantadas em sistema de linhas simples de plantio com espaçamento de 1,0 m entre linhas e 0,36 m entre plantas, resultando em uma densidade populacional de 36.000 plantas ha<sup>-1</sup>.

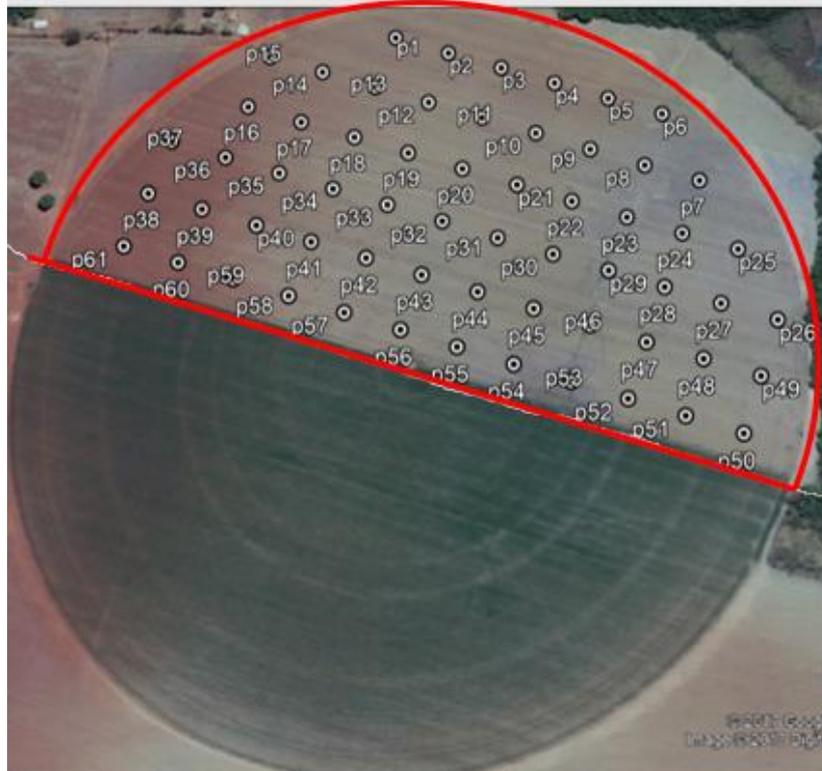
A área foi adubada para o transplântio das mudas de tomate industrial, com 1100 kg/ha do adubo N-P-K, formulado 04-30-16. As adubações de cobertura foram realizadas com 150 kg/ha cloreto de potássio (KCl), 170 kg/ha de sulfato de amônia (NH<sub>4</sub>)<sub>2</sub>SO<sub>4</sub> e 5 kg/ha de nitrato de potássio (KNO<sub>3</sub>), as adubações de cobertura foram divididas em três aplicações.

### 5.2. Georreferenciamento da área

Antes de iniciar o plantio foi construída uma malha amostral, utilizando um aparelho receptor *global positioning system* (GPS) da marca Garmin ETREX, com sistema de coordenadas geográficas (GSW84), e coletados pontos com coordenadas geográficas nas extremidades e centro do pivô, definindo o arranjo da malha amostral. A área foi composta por uma malha amostral com 61 pontos georreferenciados e espaçados entre 90 x 90 m dentro da área de 55 ha (Figura 3B).



B



**Figura 3.** (A) Imagem representativa da altimetria da área de produção de tomate industrial; (B) Imagem de satélite da área de produção de tomate industrial na Fazenda Barcelos com os pontos georreferenciados. Fonte: Google Earth, 2018.

### 5.3. Coleta de dados

Foram coletados dados dos índices vegetativos da cultura (SPAD, NDVI, aquisição das leituras de radiometria por espectrorradiômetro terrestre, aquisição de imagens do satélite Landsat 8, nitrogênio foliar, e a produtividade do tomate industrial.

As coletas dos dados dos índices vegetativos da cultura foram realizadas 37 dias após o transplante (DAT) das mudas de tomate, coletando os dados nos dias 05/06/2017 (37 DAT); 21/06/2017 (53 DAT) e 06/07/2017 (69 DAT), em concordância com a passagem do satélite e os intervalos da adubação nitrogenada de cobertura (16 dias), a coleta para a produtividade do tomate industrial foi realizada durante no momento da colheita 108 DAT, em agosto na safra de 2017. Os dados foram coletados em cada um dos pontos georreferenciados da malha amostral.

### 5.4. Determinação dos índices vegetativos da cultura

#### 5.4.1. Índice SPAD da cultura do tomate industrial

O índice SPAD (Soil plant analysis developmet), foi determinado mediante a três leituras realizadas por um clorofilômetro portátil, ClorofiLOG® modelo CFL 1030, que fornece valores de clorofila total com Índice de Clorofila Falker (ICF). As leituras do índice

SPAD foram realizadas 37, 53 e 69 DAT das mudas de tomate industrial, realizando três leituras entre os intervalos de adubação nitrogenada em campo, que, foram realizadas no intervalo de 16 dias até o estágio de formação do fruto (69 DAT). Em cada ponto da malha amostral o valor do índice SPAD, foi composto pela média das leituras realizadas em dez folhas de dez plantas de tomate industrial, as leituras foram realizadas na região central das folhas, presentes no terço superior das plantas, entre os horários das 10:00 às 14:00 horas. (FONTES e ARAUJO, 2007; SINGH et al., 2017).

#### 5.4.2. Determinação do teor de nitrogênio foliar do tomate industrial em laboratório

A determinação do teor de nitrogênio foliar (NF) foi realizada no laboratório de química analítica da Universidade Estadual de Goiás, utilizando as mesmas dez folhas usadas na determinação do índice SPAD. Após a leitura do índice SPAD as folhas foram removidas de cada planta, armazenadas em sacos plásticos previamente identificados e encaminhadas ao laboratório de química analítica para determinar a concentração de NF.

As amostras foram secas em estufa de circulação forçada de ar a  $75^{\circ}\text{C} \pm 3^{\circ}\text{C}$ , até atingirem peso constante (quatro horas e meia). Depois de atingir pesos constantes as amostras foram moídas em moinho tipo Wiley com peneira de 0,5 mm, e em seguida, foram pesadas uma fração de 0,5 g das amostras secas. Para extração do NF, as amostras foram analisadas pelo método de micro-Kjeldahl, sendo submetidas as seguintes etapas:

- Digestão: as amostras foram digeridas em ácido sulfúrico ( $\text{H}_2\text{SO}_4$ ) e aquecidas em bloco digestor a uma temperatura de  $450^{\circ}\text{C}$  até que as amostras fiquem em uma tonalidade azul-esverdeado;
- Destilação: após o processo de digestão as amostras foram acopladas ao destilador, e em seguida foi adicionado uma solução de hidróxido de sódio a  $0,5 \text{ mol L}^{-1}$  (50%), até que ela se torne negra, ao proceder a destilação foi recolhido um volume de 100 mL;
- Titulação: após o processo de destilação, as amostras foram tituladas com solução de ácido clorídrico  $\text{HCl } 0,1 \text{ mol L}^{-1}$ , até ocorrer a viragem do indicador, saindo da coloração verde para um tom róseo - avermelhado.

Ao fim do processo de extração do NF método de micro-Kjeldahl por meio dos processos de digestão, destilação e titulação, foi realizado o cálculo para obtenção da porcentagem de nitrogênio total presente na folha (MAPA,2013; SOUZA et al., 2014; BADR et al., 2016), conforme Equação (2).

$$\% NT = \frac{V \times N \times 0,014 \times 100}{M} \quad (2)$$

Em que:

%NT - porcentagem de nitrogênio total;

V - mililitros de solução de HCl 0,1 mol L<sup>-1</sup> gastos na titulação;

N - normalidade teórica da solução de ácido clorídrico 0,1 mol L<sup>-1</sup>;

M - massa da amostra, em gramas.

As análises para determinar o teor de NF foram realizadas 37, 53 e 69 DAT das mudas de tomate, acompanhando os dias de leitura do índice SPAD, realizando três leituras entre os intervalos de adubação nitrogenada em campo, que foram realizadas no intervalo de 16 dias até o estágio de formação do fruto (69 DAT).

#### 5.4.3. Aquisição dos dados radiométricos da cultura do tomate industrial

A aquisição das leituras de radiometria foram realizadas por meio de um espectrorradiômetro com sensor passivo da *Ocean Optics*, modelo USB 2000+RAD. O aparelho foi usado para obtenção dos dados de refletância na região espectral de 400 a 900 nm com resolução de 0,34 nm, sendo conectado a um microcomputador portátil, no qual os dados foram armazenados. O aparelho foi instalado em um suporte metálico mantendo o padrão de 1 m de altura sobre o dossel da cultura. O espectrorradiômetro da *Ocean Optics* é calibrado com base nas faixas espectrais dos sensores dos satélites Ikonos II e QuickBird, utilizando valores de refletância das seguintes bandas, (SINGH et al., 2017):

- Banda 1 - Az (azul; 450 a 520 nm);
- Banda 2 - Vd (verde; 520 a 600 nm);
- Banda 3 - Vm (vermelho; 630 a 690 nm); e
- Banda 4 - IV (infravermelho próximo; 760 a 900 nm).

Para o presente trabalho, foram utilizados os valores das faixas de refletância correspondentes ao comprimento das bandas do satélite Landsat 8, utilizando a Banda 4, vermelho (640-690 nm) e a Banda5, infravermelho próximo (850-880 nm). Estes valores foram utilizados para determinação dos índices de vegetação NDVI (ROUSE et al., 1974; ZANZARINE et al., 2014), de acordo com a Equação (3):

$$NDVI = \frac{IV - Vm}{IV + Vm} \quad (3)$$

Em que:

NDVI - índice de vegetação da diferença normalizado;

IV - valor médio de refletância do infra vermelho na banda 4;

Vm - valor médio de reflectância do vermelho na banda 3;

Os valores de refletância foram constituídos da média de três leituras realizadas em torno do ponto amostral, em um raio de 1,5 m. As leituras foram realizadas no período das 10:00 às 14:00 horas, por ser um período constante de radiação solar, as leituras da refletância foram realizadas 37, 53 e 69 DAT das mudas de tomate, acompanhando os dias de leitura do índice SPAD e do teor de NF, realizando três leituras entre os intervalos de adubação nitrogenada em campo, que foram realizadas no intervalo de 16 dias até o estágio de formação do fruto (69 DAT)..

#### 5.4.4. Sensoriamento remoto da cultura do tomate industrial

O sensoriamento remoto foi realizado com a aquisição de imagens do satélite Landsat 8, correspondentes aos dias 05/06/2017 (37 DAT), 21/06/2017 (53 DAT) e 06/07/2017 (69 DAT) das mudas de tomate, no intervalo de 16 dias obedecendo os dias de passagem do satélite. O Landsat 8 trabalha com o sensor *Operational Land Imager* (OLI), que possui uma resolução com nove bandas espectrais, uma banda pancromatica e com o sensor *Thermal Infrared Sensor* (TIRS), que possui uma resolução com duas bandas termiais (USGS, 2017; ENGESAT, 2017).

A sensibilidade espectral do Landsat 8 é definida em banda pancromatica de 850-880 nm (Banda8) e banda multiespectral: 430-450 nm (Banda1); 450-510 nm (Banda2); 530-590 nm (Banda3); 640-690 nm (Banda4, vermelho); 850-880 nm (Banda5, infravermelho próximo); 1570-1650 nm (Banda6, SWIR1); 2110-2290 nm (Banda7, SWIR2); 1360-1380 nm (Banda9, Cirrus); Termal: 10600-11190 nm (Banda10, TIRS1), 11500-12510 nm (Banda11, TIRS2) (GURTLER et al., 2005; SANTOS et al., 2017).

Posteriormente a passagem do satélite nos dias 05/06/2017; 21/06/2017 e 06/07/2017, as imagens de satélite foram extraídas do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), e com o auxílio do software QGIS foram calculados os índices de vegetação, utilizando como variável o Índice de Vegetação da Diferença Normalizada (NDVI) (ROUSE et al., 1974; ZANZARINE et al., 2014), conforme a Equação (4).

$$NDVI = \frac{B5 - B4}{B5 + B4} \quad (4)$$

Em que:

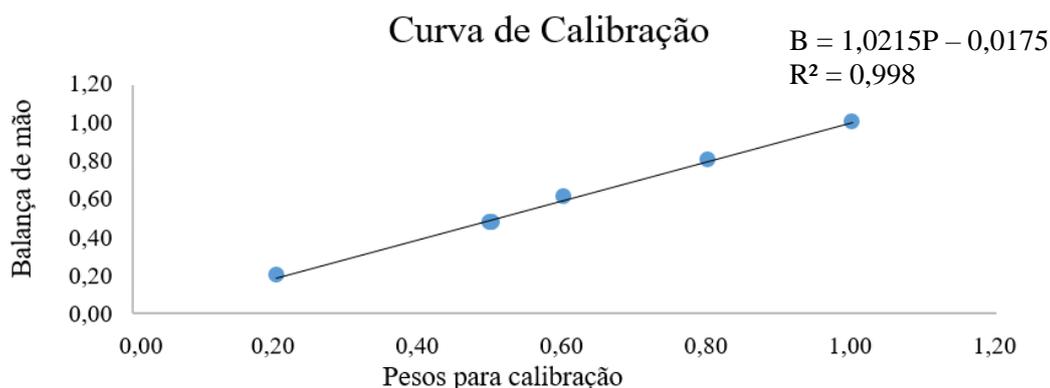
NDVI = índice de vegetação da diferença normalizado;

B4 = banda vermelho;

B5 = banda infravermelho próximo.

### 5.5. Produtividade da cultura do tomate industrial

A produtividade da cultura do tomate industrial foi avaliada no momento da colheita 108 DAT, no mês de agosto da safra de 2017. Em cada ponto georreferenciado da malha amostral foi demarcado uma área representativa de 1 m<sup>2</sup>, em torno do ponto, posteriormente foram coletados todos os frutos presentes dentro da área demarcada. Os frutos coletados foram pesados em uma balança digital portátil tipo pescador *Marine*, previamente calibrada, com precisão de 0,01g de capacidade máxima de 40 kg, depois de pesadas as amostras tiveram seus pesos extrapolados para t ha<sup>-1</sup> em todos os pontos amostrados (FIGUEIREDO et al., 2016), Figura (4).



**Figura 4.** Gráfico ilustrativo para curva de calibração da balança utilizada na pesagem da produtividade do tomate industrial.

### 5.6. Análise dos dados

#### 5.6.1. Estatística Descritiva

A análise exploratória dos dados foi realizada para verificar a existência de valores discrepantes e verificar a distribuição estatística dos dados dos índices vegetativos e da produtividade do tomate industrial. Nesta análise, o limite crítico para os valores discrepantes foi definido a partir da amplitude interquartil (DQ) calculada pela diferença entre o quartil superior e o quartil inferior, sendo o limite superior definido por  $(Q3 + 1,5 \times DQ)$  e o limite inferior por  $(Q1 - 1,5 \times DQ)$ , em que, Q1 e Q3 são o primeiro e o terceiro quartil, respectivamente, conforme metodologia ajustada por Bottega et al. (2013).

A estatística descritiva foi realizada com o auxílio de planilha eletrônica, calculando-se a média, mediana, valor mínimo, valor máximo, coeficiente de variação, desvio padrão, coeficiente de assimetria e de curtose, analisando a distribuição dos dados (BURAK et al., 2016). Os critérios adotados para classificação dos coeficientes de variação (CV) das variáveis, seguiram as classes de magnitudes para baixo ( $CV \leq 12\%$ ); médios ( $12\% \leq CV < 62\%$ ) e altos ( $CV \geq 62\%$ ), conforme classificação adaptada por Lima et al. (2015).

### 5.6.2. Correlação de Pearson

A avaliação foi feita montando uma matriz de correlação de Pearson, e com auxílio de planilhas eletrônicas efetuou-se as correlações lineares ( $r$ ) simples, sendo os atributos avaliados em combinações de dois em dois e interpretados conforme classificação adaptada por Bermudez-Edo et al. (2018), em que, correlação nula ( $0,0 < r < 0,1$ ); correlação fraca ( $0,1 < r < 0,3$ ); correlação média ( $0,3 < r < 0,5$ ); correlação forte ( $0,5 < r < 0,8$ ) e correlação muito forte ( $0,8 < r < 1,0$ ).

### 5.6.3. Análise Geoestatística

Para caracterização da variabilidade espacial, utilizou-se análise geoestatística, onde cada atributo avaliado foi analisado de forma isolada, identificando a sua dependência espacial pelo cálculo dos semivariogramas simples. Os semivariogramas foram ajustados com base no pressuposto da hipótese intrínseca (USOWICZ e LIPIEC, 2017).

A escolha do modelo matemático dos semivariogramas ajustados, seguiu os critérios de seleção da menor soma dos quadrados dos resíduos (RSS); maior coeficiente de determinação ( $r^2$ ) e maior grau de dependência espacial (GDE), conforme Monteiro et al. (2017).

O modelo matemático ajustado dos semivariogramas de cada atributo forneceu os parâmetros do efeito pepita ( $C_0$ ); variância estrutural ( $C_1$ ); patamar ( $C_0 + C_1$ ) e o alcance (A). O grau de dependência espacial (GDE) foi analisado pela relação entre variância estrutural e patamar Dalchiavon e Carvalho (2012), conforme a Equação (5).

$$GDE = \left[ \left( \frac{C_0}{C_0 + C_1} \right) \times 100 \right] \quad (5)$$

Em que:

GDE - grau de dependência espacial;

C<sub>0</sub> - efeito pepita;

C<sub>0</sub> + C<sub>1</sub> - patamar;

O grau de dependência espacial (GDE), foi interpretado conforme classificação proposta por Dalchiavon e Carvalho (2012), em que, GDE <20% muito baixa dependência; 20% < GDE < 40% baixa dependência; 40% < GDE < 60% média dependência; 60% < GDE < 80% alta dependência e 80% < GDE <100% muito alta dependência.

Os modelos dos semivariogramas das variáveis estudadas foram ajustados utilizando o software GS+, versão 7. Comprovada a dependência espacial das variáveis estudadas, utilizou-se o método de interpolação da krigagem ordinária para estimar os valores em locais não medidos, os mapas temáticos foram construídos no software Surfer 8.

Para facilitar o entendimento dos resultados apresentados nas tabelas e nas figuras, as variáveis dos índices vegetativos do tomate industrial foram definidas como: *Índice Soil Plant Analysis Development* (SPAD\_1); Nitrogênio Foliar (NF\_1); Índice Vegetativo da Diferença Normalizada por Espectroradiômetro (NDVI\_Es\_1); Índice Vegetativo da Diferença Normalizada por Satélite (NDVI\_St\_1); *Índice Soil Plant Analysis Development* (SPAD\_2); Nitrogênio Foliar (NF\_2); Índice Vegetativo da Diferença Normalizada por Espectroradiômetro (NDVI\_Es\_2); Índice Vegetativo da Diferença Normalizada por Satélite (NDVI\_St\_2); *Índice Soil Plant Analysis Development* (SPAD\_3); Nitrogênio Foliar (NF\_3); Índice Vegetativo da Diferença Normalizada por Espectroradiômetro (NDVI\_Es\_3); Índice Vegetativo da Diferença Normalizada por Satélite (NDVI\_St\_3), as leituras referente aos dias 05/06/2016 (37 DAT); 21/06/2016 (53 DAT) e 06/07/2016 (69 DAT) são chamadas de (1, 2 e 3), a produtividade refere-se a avaliação da produtividade do tomate industrial no momento da colheita (108 DAT).

## 6. RESULTADOS E DISCUSSÃO

### 6.1. Estatística descritiva

Os resultados da estatística descritiva dos índices vegetativos e a produtividade do tomate industrial são apresentados na Tabela 1. Os diferentes índices vegetativos e a produtividade do tomate industrial apresentaram valores semelhantes para média e mediana das variáveis, indicando a presença de uma distribuição normal dos dados. Todas as variáveis apresentaram coeficiente de assimetria próximos a zero estando com valores entre -0,68 e 0,54, ou seja, com baixo deslocamento do valor da média encontrada, implicando em uma distribuição normal dos dados, valores semelhantes de assimetria para NDVI na cultura do tomate industrial foram encontrados por Fortes et al. (2015). Conforme Lima et al. (2015) e Fortes et al. (2015) a normalidade dos dados não interfere no ajuste dos semivariogramas empregado pelo uso das técnicas da geoestatística.

As variáveis apresentaram coeficiente de curtose negativo com valores entre -0,14 e -0,73, valores estes que implicam em um achatamento dos dados em relação a curva normal. As variáveis do índice SPAD, o NF no estágio de floração da cultura (53 DAT) e o NDVI por imagem de satélite no início do estágio de formação dos frutos (69 DAT) apresentaram uma distribuição normal definida como mesocúrtica, enquanto que as demais variáveis ao longo do ciclo da cultura apresentaram uma distribuição normal definida como leptocúrtica, conforme Sanquetta et al. (2014) os valores do coeficiente de curtose inferior a -0,263 e valores entre -0,263 a 0,263 definem a distribuição normal como leptocúrtica e mesocúrtica, respectivamente.

Os coeficientes de variação (CV) foram classificados conforme Lima et al. (2015), classificou-se como baixo as variáveis dos índices vegetativos da cultura que apresentaram valores menores que 12%, já a produtividade do tomate industrial foi classificada como média com valor superior a 12%, dados semelhantes foram encontrados por Padilla et al. (2017) para índices vegetativos na cultura do pepino.

O índice SPAD para o tomate industrial apresentou um comportamento bastante similar em relação a adubação nitrogenada realizada ao longo dos estádios de desenvolvimento da cultura. As leituras realizadas do índice SPAD apresentaram valores médios de 428,82; 427,91 e 411,81, respectivamente as leituras aos 37, 53 e 69 DAT, sendo que valores semelhantes foram encontrados por Pôrto et al. (2011) para cultura da abobrinha e por Ronga et al. (2015) na cultura do tomate industrial.

As análises do nitrogênio foliar (NF) apresentaram valores médios de 5,67%; 5,41% e 4,40%, respectivamente as leituras aos 37, 53 e 69 DAT, correspondente aos estádios de

desenvolvimento da cultura, valores estes, que representam a porcentagem de nitrogênio (N) presentes nas folhas da planta do tomate industrial. Estes valores ficaram abaixo dos encontrados por Bard et al. (2016) em avaliação de doses de nitrogênio na cultura do tomate industrial que variaram de 40%; 47% e 60%. Entretanto, os teores de nitrogênio presente nas folhas do tomate foram superiores aos encontrados por Lequeue et al. (2016) que, ao avaliar nitrogênio disponível nas folhas de tomate, encontraram valor médio de 1,71% do teor de nitrogênio nas folhas do tomate.

As leituras realizadas com espectrorradiômetro para o NDVI do tomate industrial apresentaram valores médios de 0,80; 0,78 e 0,65, respectivamente as leituras aos 37, 53 e 69 DAT, valores estes corroboram aos encontrados por Marino et al., (2014) e por Fortes et al. (2015).

Conforme observado na Tabela 1, os valores do NDVI calculado das imagens do satélite do Landsat 8 para cultura do tomate industrial, apresentaram valores médios de 0,48; 0,45 e 0,41, respectivamente as leituras aos 37, 53 e 69 DAT. Em estudo realizado com milho irrigado, Bertolin et al. (2017) encontraram maiores valores do NDVI por imagem de satélite.

Os índices vegetativos apresentaram uma redução do nitrogênio ao longo dos estádios de desenvolvimento da cultura, essa redução ocorreu após os 69 DAT das mudas do tomate, no início do estágio de formação dos frutos de tomate industrial, conforme Ronga et al. (2015) é o período em que aumenta necessidade de nutrientes pela planta.

A cultura apresentou uma produtividade média de 80,0 t ha<sup>-1</sup> de tomate industrial. Os valores da produtividade foram superiores ao encontrado por Fortes et al. (2015) com média de 66,0 t ha<sup>-1</sup> em estudo realizado com tomate industrial, mas semelhante com Oliveira et al. (2018) que encontraram produtividade média de 82,7 t ha<sup>-1</sup> em estudo realizado com tomate industrial.

Tabela 1. Estatística descritiva dos índices vegetativos e a produtividade da cultura do tomate industrial

Variáveis	Média	Med.	Min.	Máx.	D.Pad.	Curt.	Assim.	CV (%)
SPAD_1	428,82	427,90	400,60	472,10	16,17	-0,14	0,34	3,77
SPAD_2	427,91	427,50	381,20	469,20	18,47	-0,24	-0,10	4,32
SPAD_3	411,81	413,60	347,90	483,50	30,45	-0,23	-0,18	7,39
NF_1	5,67	5,78	4,37	6,84	0,62	-0,44	-0,23	10,90
NF_2	5,41	5,40	4,57	6,23	0,40	-0,21	0,08	7,33
NF_3	4,40	4,30	3,00	5,60	0,55	-0,26	0,30	12,40
NDVI_Es_1	0,80	0,82	0,70	0,88	0,04	-0,40	-0,68	5,50
NDVI_Es_2	0,78	0,78	0,69	0,84	0,03	-0,73	-0,44	4,46
NDVI_Es_3	0,65	0,65	0,55	0,75	0,05	-0,51	0,11	7,75
NDVI_St_1	0,48	0,48	0,41	0,53	0,03	-0,51	-0,41	5,81
NDVI_St_2	0,45	0,45	0,39	0,50	0,02	-0,54	-0,22	5,48
NDVI_St_3	0,41	0,40	0,36	0,47	0,02	-0,19	0,21	5,80
Produtividade	80,00	77,40	61,00	108,80	12,14	-0,31	0,54	15,22

Índice *Soil Plant Analysis Development* (SPAD\_1); Nitrogênio Foliar (NF\_1); Índice Vegetativo da Diferença Normalizada por Espectrorradiômetro (NDVI\_Es\_1); Índice Vegetativo da Diferença Normalizada por Satélite (NDVI\_St\_1); Índice *Soil Plant Analysis Development* (SPAD\_2); Nitrogênio Foliar (NF\_2); Índice Vegetativo da Diferença Normalizada por Espectrorradiômetro (NDVI\_Es\_2); Índice Vegetativo da Diferença Normalizada por Satélite (NDVI\_St\_2); Índice *Soil Plant Analysis Development* (SPAD\_3); Nitrogênio Foliar (NF\_3); Índice Vegetativo da Diferença Normalizada por Espectrorradiômetro (NDVI\_Es\_3); Índice Vegetativo da Diferença Normalizada por Satélite (NDVI\_St\_3); Med. – Mediana; Min. – Mínimo; Máx. – Máximo; D.Pad. – Desvio Padrão; Curt. – Curtose; Assim. – Assimetria; CV (%) – Coeficiente de Variação.

## 6.2. Correlação de Pearson

A correlação linear simples das variáveis estudadas foi determinada pela correlação linear de Pearson ( $r$ ), definindo a correlação entre a produtividade e os índices vegetativos do tomate industrial, apresentados na (Tabela 2).

O índice SPAD apresentou uma correlação média, positiva e significativa para o NDVI\_St\_1 por imagem de satélite aos 37 DAT das mudas de tomate (0,395\*), as outras variáveis apresentaram uma correlação fraca e não significativa. A correlação entre o índice SPAD com as outras variáveis foram positivas, exceto, para o teor de NF\_1 (-0,188). Aos 53 DAT das mudas de tomate caracterizou-se uma correlação fraca, positiva e significativa entre o índice SPAD\_2 e o teor de NF\_2 (0,265\*), sendo este o estágio de florescimento da cultura. A correlação do índice SPAD\_2 com os outros índices vegetativos no estágio de florescimento do tomate industrial foi negativa. Na terceira leitura aos 69 DAT das mudas de tomate a correlação entre o índice SPAD\_3 e os índices vegetativos foi nula, não significativa e positiva para o NDVI\_St\_3 (0,008).

O teor de NF\_1 aos 37 DAT das mudas de tomate apresentou uma correlação fraca, negativa e não significativa com as outras variáveis do índice vegetativo, porém, a correlação entre o teor de NF\_1 e o NDVI\_St\_1 foi significativa. Na segunda leitura realizada aos 53

DAT das mudas de tomate, a correlação entre o teor de NF<sub>2</sub> e o SPAD<sub>2</sub> apresentou uma correlação fraca, positiva e significativa (0,265\*), entretanto a correlação do SPAD com o NDVI<sub>Es\_2</sub> e NDVI<sub>St\_2</sub> foram fracas e positivas, respectivamente (0,044) e (0,088). A terceira leitura realizada aos 69 DAT das mudas de tomate apresentou uma correlação fraca, negativa e não significativa entre o NF<sub>3</sub> e os índices vegetativos da cultura.

O NDVI<sub>Es\_1</sub> apresentou uma correlação média, positiva e significativa com o NDVI<sub>St\_1</sub> (0,454\*) aos 37 DAT. Na segunda leitura aos 53 DAT o NDVI<sub>Es\_2</sub> teve uma correlação forte, positiva e significativa com o NDVI<sub>St\_2</sub> (0,551\*), essa correlação indica uma maior concentração de nitrogênio para o desenvolvimento vegetativo da planta que pode influenciar na produtividade da cultura. A correlação na terceira leitura (69 DAT) entre o NDVI<sub>Es\_3</sub> e o NDVI<sub>St\_3</sub> apresentou uma correlação forte, positiva e significativa (0,704\*).

As leituras do NDVI<sub>Es</sub> e do NDVI<sub>St</sub> apresentaram uma correlação forte, positiva e significativa ao longo do ciclo da cultura, evidenciando que tanto as leituras do NDVI por imagens do satélite Landsat 8 quanto as leituras por espectroradiômetro de sensor terrestre são significativas para o diagnóstico do desenvolvimento da cultura. O comprimento de onda da reflectância para o NDVI por sensoriamento terrestre para o tomate industrial, corrobora com os valores encontrados por Marino et al. (2014) e Fortes et al. (2015) para cultura do tomate.

No estágio de florescimento da cultura (53 DAT) foi o que apresentou as maiores correlações entre a produtividade o teor de nitrogênio foliar real e os NDVI's por sensoriamento terrestre e orbital. A correlação entre o índice SPAD e NF também é positiva e significativas aos 53 DAT das mudas de tomate industrial, indicando o estágio de floração para determinação do teor de nitrogênio real e os índices vegetativos da cultura do tomate industrial.

A correlação entre a produtividade o teor de nitrogênio foliar real e os NDVI's por sensoriamento terrestre e orbital, indicam um melhor desenvolvimento vegetativo da planta, proporcionando uma melhor produtividade para o tomate industrial. A produtividade não foi significativa com o NDVI<sub>St\_2</sub>, possivelmente, esse resultado pode ser relacionado com o baixo valor do comprimento de onda da reflectância na data de amostragem.

A correlação positiva e significativa entre os índices vegetativos e a correlação entre a produtividade e o NDVI, foram semelhantes aos encontrados por Fortes et al. (2015) em avaliação do NDVI com a produtividade do tomate industrial.

Tabela 2. Análise de correlação de Pearson (r) dos índices vegetativos e da produtividade do tomate industrial

	SPAD_1	SPAD_2	SPAD_3	NF_1	NF_2	NF_3	NDVI_Es_1	NDVI_Es_2	NDVI_Es_3	NDVI_St_1	NDVI_St_2	NDVI_St_3	Produtividade
SPAD_1	1,000												
SPAD_2	-0,242	1,000											
SPAD_3	0,127	-0,155	1,00										
NF_1	-0,188	-0,101	-0,115	1,00									
NF_2	-0,143	0,265*	0,077	0,060	1,00								
NF_3	-0,226	-0,039	-0,001	-0,006	-0,137	1,00							
NDVI_Es_1	0,241	0,127	-0,013	-0,111	0,257*	-0,337*	1,00						
NDVI_Es_2	0,251	-0,039	0,054	-0,240	0,044	-0,193	0,375*	1,00					
NDVI_Es_3	0,129	-0,102	-0,01	-0,098	0,264*	-0,124	0,308*	0,731*	1,000				
NDVI_St_1	0,395*	-0,128	-0,039	-0,307*	-0,123	-0,329*	0,454*	0,350*	0,147	1,000			
NDVI_St_2	0,401*	-0,198	-0,013	-0,186	0,088	-0,275*	0,349*	0,551*	0,603*	0,648*	1,000		
NDVI_St_3	0,376*	-0,301*	0,008	-0,171	0,060	-0,182	0,204	0,560*	0,704*	0,439*	0,856*	1,000	
Produtividade	0,131	-0,106	-0,139	-0,025	0,180	0,039	0,123	0,266*	0,245	0,106	0,169	0,235	1,000

Índice *Soil Plant Analysis Development* (SPAD\_1); Nitrogênio Foliar (NF\_1); Índice Vegetativo da Diferença Normalizada por Espectrorradiômetro (NDVI\_Es\_1); Índice Vegetativo da Diferença Normalizada por Satélite (NDVI\_St\_1); Índice *Soil Plant Analysis Development* (SPAD\_2); Nitrogênio Foliar (NF\_2); Índice Vegetativo da Diferença Normalizada por Espectrorradiômetro (NDVI\_Es\_2); Índice Vegetativo da Diferença Normalizada por Satélite (NDVI\_St\_2); Índice *Soil Plant Analysis Development* (SPAD\_3); Nitrogênio Foliar (NF\_3); Índice Vegetativo da Diferença Normalizada por Espectrorradiômetro (NDVI\_Es\_3); Índice Vegetativo da Diferença Normalizada por Satélite (NDVI\_St\_3); \*significativo a 5% de probabilidade.

### 6.3. Parâmetros dos semivariogramas

Os modelos e os parâmetros dos semivariogramas dos índices vegetativos e produtividade do tomate industrial estudados são apresentados na Tabela 3.

Analisando a Tabela 3, nota-se que o modelo matemático esférico foi o que apresentou maior ajuste aos semivariogramas das variáveis dos índices vegetativos e da produtividade do tomate industrial. Segundo Seidel e Oliveira (2013), o modelo esférico apresenta maior ajuste ao semivariograma em virtude de possuir um alcance (A) real finito, representando maior nível de variabilidade, enquanto que, os outros modelos matemáticos o alcance é infinito.

A homogeneidade das variáveis está relacionada ao alcance que da dependência espacial, parâmetro que indica a distância máxima em que os pontos amostrais estão correlacionados entre si. As variáveis apresentaram alcance entre 127,0 a 218,0 m, mostrando que a distância de 90 m utilizada na amostragem foi suficiente para expressar a variabilidade espacial dos índices vegetativos e a produtividade do tomate industrial, os valores de alcance foram próximos aos encontrados por Carvalho et al. (2017), na cultura do café.

Os índices vegetativos e a produtividade do tomate industrial apresentaram dependência espacial, indicando que o número de pontos (61) da malha amostral foi satisfatório, uma vez que não apresentou efeito pepita puro. As variáveis apresentaram GDE superior a 80%, sendo classificadas com valor de muito alta dependência espacial, conforme a classificação proposta por Dalchiavon et al. (2012).

A avaliação dos índices vegetativos ao longo do ciclo da cultura apresentou dependência espacial para o semivariograma ajustado ao modelo matemático esférico, corroborando com dados encontrados por Fortes et al. (2015), Carvalho et al. (2017) e Bernardi et al. (2017).

O índice SPAD (1, 2 e 3) apresentou GDE com 95,48, 96,45 e 97,49%, respectivamente as leituras aos 37, 53 e 69 DAT das mudas de tomate, classificado com muito alta dependência espacial, visto que o índice SPAD nas leituras (1, 2 e 3) atingiram alcance com distância máxima de 141,0; 138,6 e 152,5 m, respectivamente aos 37, 53 e 69 DAT. Os valores do GDE do índice SPAD do tomate industrial foram superiores, enquanto que, os valores de alcance para o estágio vegetativo e reprodutivo da cultura foram próximos aos encontrados por Rocha et al. (2016), em estudo da correlação entre a dependência espacial do índice SPAD e produtividade do milho.

A avaliação do teor de nitrogênio foliar (NF) durante os estádios de desenvolvimento da cultura apresentou GDE com 87,00, 96,96 e 94,41%, respectivamente as leituras aos 37, 53 e 69 DAT das mudas de tomate, classificado com muito alta dependência espacial, nota-se

que aos 37 DAT o GDE foi inferior as demais, influenciado pelo maior valor do  $C_0$  (efeito pepita). O teor de nitrogênio foliar representou um alcance com distância máxima de 197,0; 154,0 e 129,0 m para dependência espacial, respectivamente as leituras aos 37, 53 e 69 DAT, os valores do GDE e alcance foram superiores aos encontrados por Hurtado et al. (2009) e por Vieira et al. (2010).

Durante os estádios de desenvolvimento da cultura o alcance apresentou pouca variação da dependência espacial pelos métodos de leitura do nitrogênio. Os valores de NDVI para o tomate industrial com espectrorradiômetro ao longo do ciclo da cultura, apresentaram GDE de 97,50; 97,54 e 98,12%, respectivamente as leituras aos 37, 53 e 69 DAT, classificados como muito alta dependência espacial, atingindo valores máximo de alcance em 150,0, 213,0 e 218,0 m, respectivamente aos 37, 53 e 69 DAT. Os valores do GDE e alcance para o NDVI do tomate industrial com espectrorradiômetro, foram superiores aos encontrado por Fortes et al. (2015) e por Song et al. (2017) na cultura do tomate industrial.

Os valores do NDVI obtidos por sensoriamento remoto com imagens do satélite Landsat 8 durante os estádios de desenvolvimento da cultura do tomate industrial, apresentaram GDE de 96,20, 95,08 e 96,36%, respectivamente as leituras aos 37, 53 e 69 DAT, classificados com muito alta dependência espacial e os valores de alcance permitiram identificar a dependência espacial com distâncias máximas de 131,0; 175,0 e 175,0 m, aos 37, 53 e 69 DAT. Constatou-se que, a resolução de 30 x 30 das imagens de satélite foi adequado para caracterização da variabilidade espacial do NDVI do tomate industrial. Os valores do alcance foram inferiores aos encontrado por Zanzarine et al. (2014) e semelhante ao encontrado por Bernardi et al. (2017), porém, o GDE foi superior aos encontrados pelos autores citados, que utilizaram imagens do satélite Landsat 5 para leituras do NDVI.

A produtividade do tomate industrial apresentou maior dependência espacial para o semivariograma ajustado ao modelo matemático esférico, corroborando com dados encontrados por Marino et al. (2014) e por Fortes et al. (2015) em estudos realizados com tomate. A produtividade apresentou GDE de 95,95% classificado como muito alta dependência, podendo ser explicada pelo alcance que apresentou distância máxima de 127,0 m para dependência espacial, valores estes superiores aos encontrados por Marino et al. (2014) e Oliveira et al. (2018) em estudos realizados com a variabilidade espacial do tomate industrial.

Tabela 3. Modelos dos semivariogramas simples dos índices vegetativos e da produtividade do tomate industrial

Parâmetros do Ajuste							
$\gamma(h)$ simples							
Variáveis	Modelo	$C_0$	$C_0+C_1$	A (m)	$R^2$	RSS	GDE(%)
SPAD_1	Esférico	12,0	265,30	141,0	0,341	$4,43.10^4$	95,48
SPAD_2	Esférico	12,0	337,80	138,6	0,101	$2,24.10^4$	96,45
SPAD_3	Esférico	23,0	915,00	152,5	0,035	$7,07.10^4$	97,49
NF_1	Esférico	$5,6.10^{-2}$	$4,31.10^{-1}$	197,0	0,172	$1,01.10^{-1}$	87,00
NF_2	Esférico	$4,8.10^{-3}$	$1,58.10^{-1}$	154,0	0,300	$2,32.10^{-3}$	96,96
NF_3	Esférico	$1,7.10^{-2}$	$3,04.10^{-1}$	129,0	0,167	$5,86.10^{-3}$	94,41
NDVI_Es_1	Esférico	$5,0.10^{-5}$	$2,00.10^{-3}$	150,0	0,123	$6,45.10^{-7}$	97,50
NDVI_Es_2	Esférico	$3,0.10^{-5}$	$1,22.10^{-3}$	213,0	0,510	$2,70.10^{-7}$	97,54
NDVI_Es_3	Esférico	$5,0.10^{-5}$	$2,66.10^{-3}$	218,0	0,801	$3,56.10^{-7}$	98,12
NDVI_St_1	Esférico	$3,0.10^{-5}$	$7,90.10^{-4}$	131,0	0,043	$8,76.10^{-8}$	96,20
NDVI_St_2	Esférico	$3,0.10^{-5}$	$6,10.10^{-4}$	175,0	0,461	$3,15.10^{-8}$	95,08
NDVI_St_3	Esférico	$2,0.10^{-5}$	$5,50.10^{-4}$	175,0	0,288	$5,86.10^{-8}$	96,36
Produtividade	Esférico	6,0	148,50	127,0	0,148	$1,57.10^3$	95,96

$C_0$  – Efeito pepita;  $C_0+C_1$  – Patamar; A – Alcance;  $R^2$  - Coeficiente de determinação; RSS – Grau de Dependência Espacial; Índice *Soil Plant Analysis Development* (SPAD\_1); Nitrogênio Foliar (NF\_1); Índice Vegetativo da Diferença Normalizada por Espectrorradiômetro (NDVI\_Es\_1); Índice Vegetativo da Diferença Normalizada por Satélite (NDVI\_St\_1); Índice *Soil Plant Analysis Development* (SPAD\_2); Nitrogênio Foliar (NF\_2); Índice Vegetativo da Diferença Normalizada por Espectrorradiômetro (NDVI\_Es\_2); Índice Vegetativo da Diferença Normalizada por Satélite (NDVI\_St\_2); Índice *Soil Plant Analysis Development* (SPAD\_3); Nitrogênio Foliar (NF\_3); Índice Vegetativo da Diferença Normalizada por Espectrorradiômetro (NDVI\_Es\_3); Índice Vegetativo da Diferença Normalizada por Satélite (NDVI\_St\_3).

#### 6.4. Mapas de contorno

Os mapas dos índices vegetativos e da produtividade do tomate industrial foram gerados pelos parâmetros dos modelos dos semivariogramas pelo método de interpolação de krigagem, estimando os valores em locais não amostrados para caracterização da dependência espacial, conforme apresentado na Figura 5.

Os mapas dos índices vegetativos apresentaram pouca variação ao longo do ciclo da cultura do tomate industrial. Na primeira leitura aos 37 DAT das mudas de tomate pode ser observado na Figura 5A, que as regiões sul, central e nordeste apresentaram uma maior variação do índice SPAD, com pequenas áreas variando entre 436 a 472, valor superior as demais regiões do mapa. A Figura 5D caracteriza a distribuição espacial do teor de NF na cultura, destacando a região sudeste com baixo teor de nitrogênio, variando entre 4,1 a 5,3%, nas regiões sudoeste e centro-oeste o teor de NF foi superior a 6%.

As leituras do NDVI aos 37 DAT das mudas de tomate por sensoriamento terrestre e o orbital podem ser observadas respectivamente nas Figuras 5G e 5J, os dois métodos de leitura identificaram que as regiões sudoeste e centro-oeste apresentam baixo valor do NDVI, valores variando entre 0,70 e 0,78 para NDVI\_Es e valores variando entre 0,41 a 0,47 para NDVI\_St,

nota-se que a leitura do NDVI por imagem de satélite identificou uma pequena área na região nordeste do mapa que também apresentou baixo valor para o NDVI. As regiões que apresentaram maior concentração de nitrogênio em relação a primeira adubação de cobertura na cultura do tomate industrial aos 37 DAT, foram semelhantes nos mapas do índice SPAD, NF e do NDVI por espectrorradiômetro e por imagem de satélite.

Na segunda leitura dos índices vegetativos do tomate industrial realizada aos 53 DAT no estágio de florescimento da cultura, nota-se que na Figura 5B o índice SPAD prevaleceu baixo nas regiões noroeste, sul e sudeste do mapa, com variação de 380 a 424. As demais regiões do mapa apresentaram um aumento no índice SPAD, decorrente a segunda adubação nitrogenada de cobertura. A caracterização da dependência espacial do teor de NF na Figura 5E, apresentaram baixo teor de NF nas regiões sudoeste, parte do centro-oeste e sudeste com valores variando de 4,5 a 5,3%, na região sudeste predomina uma pequena área com mais baixo teor de NF.

O NDVI aos 53 DAT apresentou menor dependência espacial na região oeste, central e leste dos mapas apresentados nas Figuras 5H e 5K, respectivamente para leituras realizadas com espectrorradiômetro e por imagens de satélite. Os mapas do NDVI\_Es\_2 (Figura 5H) e NDVI\_St\_2 (Figura 5K) permite visualizar a região central com a maior redução do NDVI entre os 37 e 53 DAT.

A terceira leitura do índice vegetativo do tomate industrial realizada aos 69 DAT no início do estágio de formação do fruto. O mapa do índice SPAD, conforme Figura 5C apresenta menores valores nas regiões oeste, norte e sudeste, tendo uma variação entre 345 a 411 para índice SPAD. A dependência espacial do teor NF foi caracterizada com maior valor 4,2 a 5,4% nas regiões oeste, norte, centro-oeste e sudeste na Figura 5F representando o mapa de NF. As demais regiões apresentaram áreas com valores menores que 4,2%.

Os mapas do NDVI das leituras realizadas por espectrorradiômetro e por imagem de satélite são representados pelas Figura 5I e 5L, com valores de 0,54 a 0,64 para o NDVI\_Es e 0,35 a 0,41 para o NDVI\_St, indicando que a região central apresenta menor valor para o NDVI em relação as adubações nitrogenadas na cultura do tomate industrial.

Com os mapas do NDVI durante os estádios de desenvolvimento da cultura, foi possível visualizar a similaridade das regiões, evidenciando a forte correlação entre o NDVI com espectrorradiômetro de sensor terrestre e pelas imagens do satélite Landsat 8 apresentadas na Tabela 2.

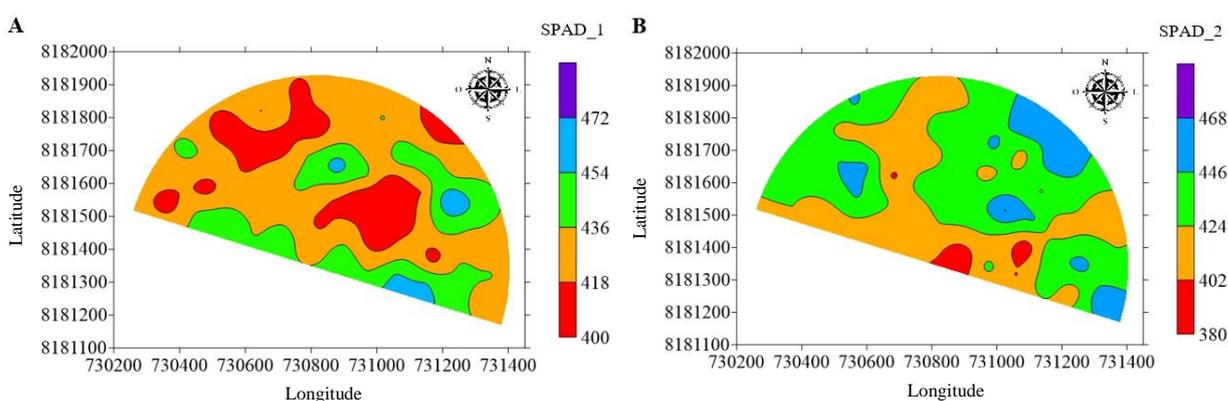
Os resultados das leituras realizadas ao longo do ciclo da cultura, permitiram visualizar a variabilidade espacial e temporal dos índices vegetativos do tomate industrial,

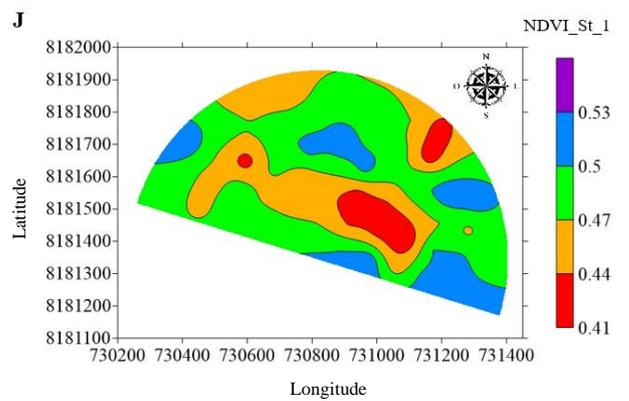
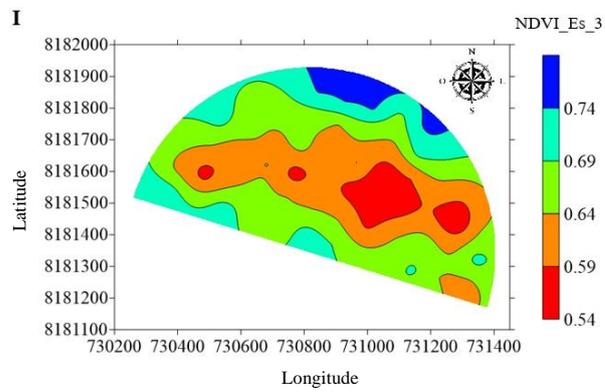
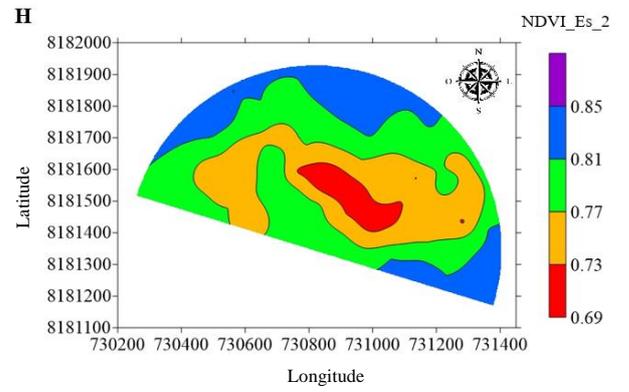
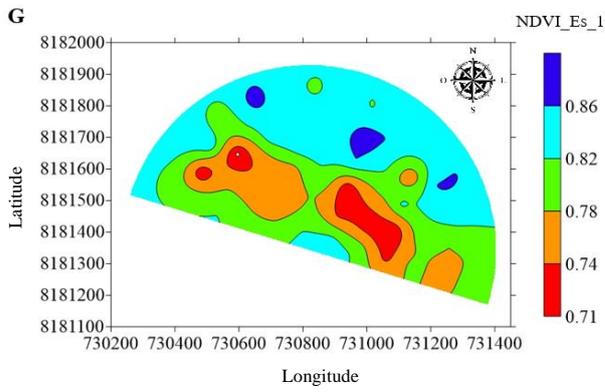
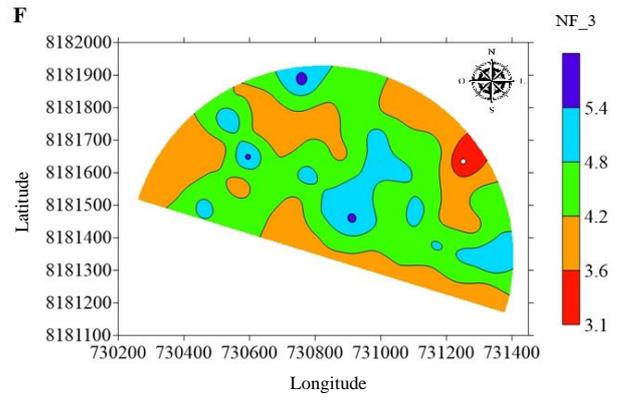
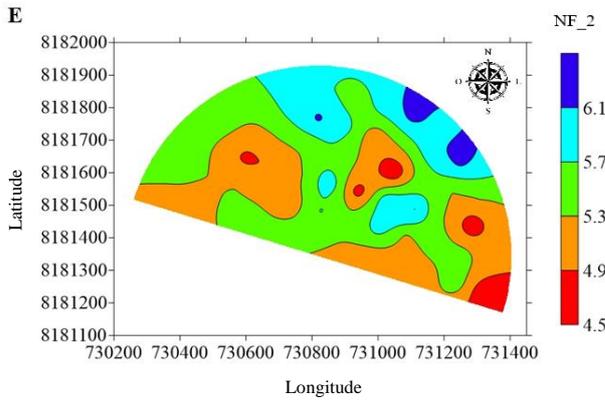
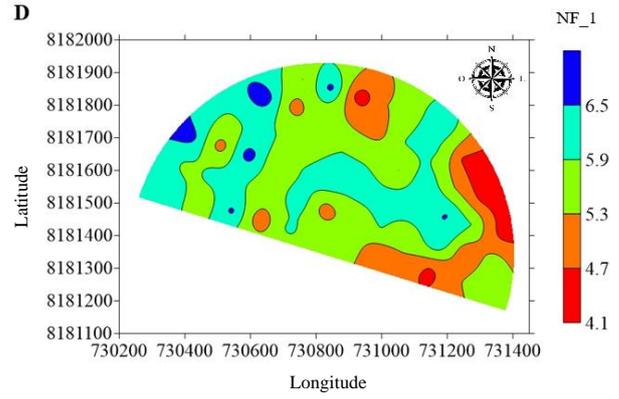
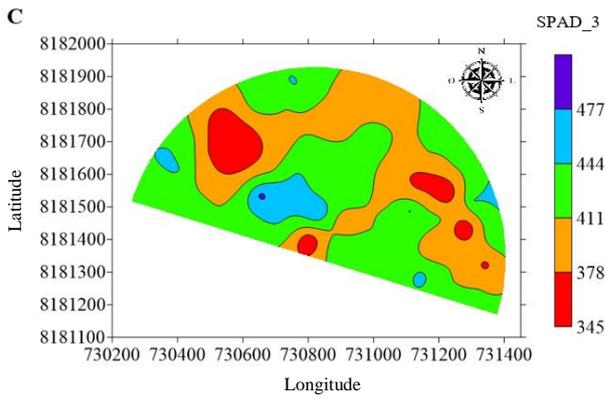
com o auxílio dos mapas pode-se observar que a região norte prevaleceu forte dependência espacial dos índices vegetativos avaliados.

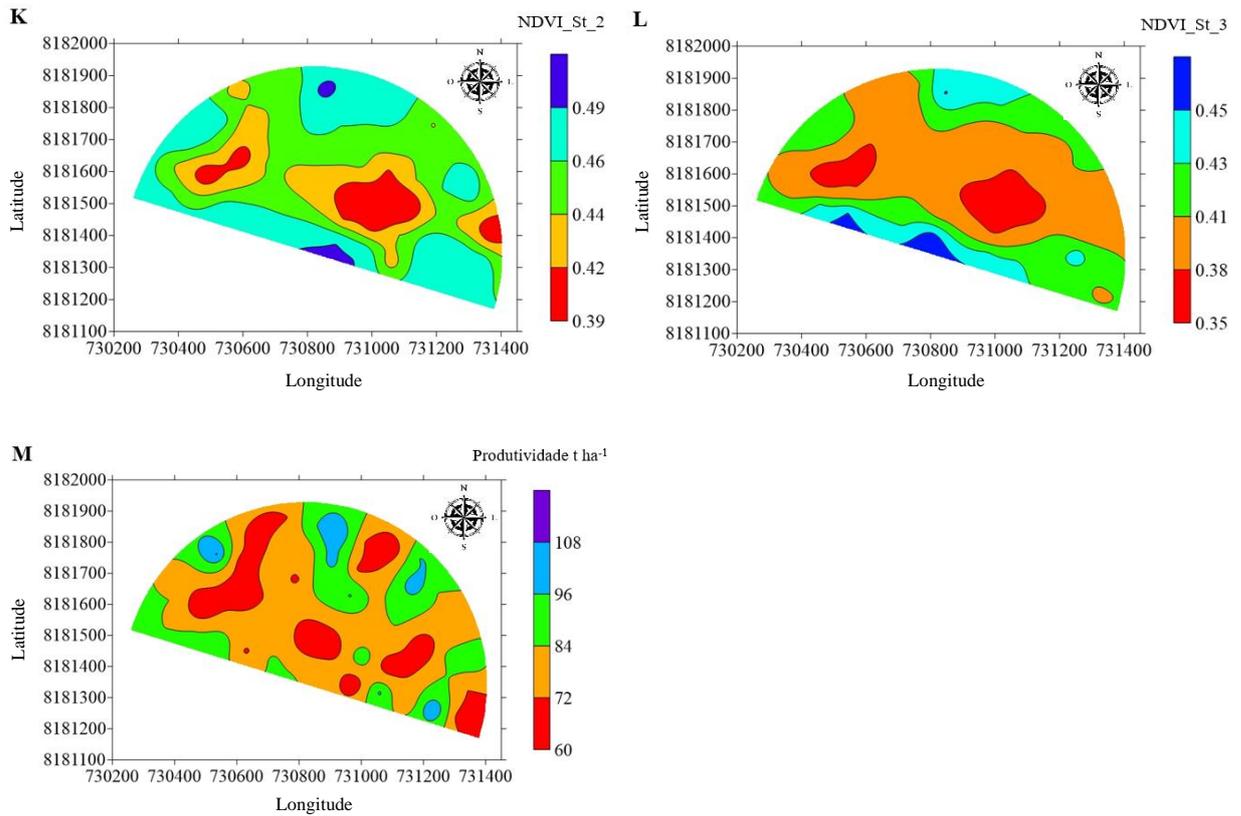
Os resultados apresentados na Tabela 2, apresentam uma correlação positiva dos índices vegetativos do tomate industrial, com os mapas dos índices vegetativos é possível visualizar a similaridade com boa correlação entre as variáveis vegetativas do tomate industrial, durante o estágio inicial (37 DAT), de florescimento (53 DAT) e reprodutivo (69 DAT) da cultura. Com os resultados das variáveis podemos caracterizar zonas de manejo, identificando regiões que possa apresentar fatores que influenciem o desenvolvimento da cultura.

O mapa da produtividade do tomate industrial é apresentado na Figura 5M, destacando as regiões sudoeste, norte e nordeste com áreas de maior produtividade, variando de 84 a 108 t ha<sup>-1</sup>. O mapa de produtividade correlaciona com todos os mapas de índices vegetativos, as regiões que apresentaram maior produtividade foram as mesmas que apresentaram os melhores índices vegetativos para o desenvolvimento da cultura.

O mapa de produtividade do tomate industrial (Figura 5M), permite visualizar a correlação entre a produtividade e os índices vegetativos durante o estágio de florescimento da cultura (53 DAT), apresentados na Tabela 2. Na Figura 5M é possível identificar a similaridade entre as regiões de maior produtividade e as regiões com as maiores concentrações dos índices vegetativos.







**Figura 5.** Mapas de contorno (A) - Índice *Soil Plant Analysis Development* (SPAD\_1); (B) - Índice *Soil Plant Analysis Development* (SPAD\_2); (C) - Índice *Soil Plant Analysis Development* (SPAD\_3); (D) - Nitrogênio Foliar (NF\_1); (E) - Nitrogênio Foliar (NF\_2); (F) - Nitrogênio Foliar (NF\_3); (G) - Índice Vegetativo da Diferença Normalizada por Espectrorradiômetro (NDVI\_Es\_1); (H) - Índice Vegetativo da Diferença Normalizada por Espectrorradiômetro (NDVI\_Es\_2); (I) - Índice Vegetativo da Diferença Normalizada por Espectrorradiômetro (NDVI\_Es\_3); (J) - Índice Vegetativo da Diferença Normalizada por Satélite (NDVI\_St\_1); (K) - Índice Vegetativo da Diferença Normalizada por Satélite (NDVI\_St\_2); (L) - Índice Vegetativo da Diferença Normalizada por Satélite (NDVI\_St\_3); (M) - Produtividade tomate industrial

## 7. CONCLUSÃO

Os índices vegetativos, o teor de nitrogênio foliar e a produtividade do tomate industrial foram suficientes para determinar a variabilidade espacial.

A variabilidade temporal entre os índices vegetativos e o teor de nitrogênio foliar indicaram que o estágio de florescimento é o que apresentou maior correlação com a produtividade do tomate industrial;

As regiões que apresentaram menores valores do índice vegetativo da diferença normalizada (NDVI) foram as mesmas regiões em que ocorreram redução na produtividade do tomate industrial;

A relação entre o NDVI por sensoriamento remoto terrestre e o orbital apresentou correlação positiva de 55% no estágio de florescimento da cultura;

A variabilidade temporal entre os índices vegetativos e os teores de nitrogênio foliar apresentaram baixa correlação entre os mapas ao longo do ciclo de desenvolvimento da cultura;

A determinação do teor de nitrogênio foliar e os índices vegetativos devem ser realizados no estágio de florescimento da cultura do tomate industrial.

## 8. REFERÊNCIAS

- AQUINO, R.E.; CAMPOS, M.C.C.; OLIVEIRA, I.A.; MARQUES JUNIOR, J.; SILVA, D.M.P.; SILVA, D.A.P. Variabilidade espacial de atributos físicos de solos antropogênico e não antropogênico na região de Manicoré, AM. **Jornal Bioscience**, Uberlândia, v.30, n.4, p.988-997, 2014.
- BARD, M.A.; ABOU-HUSSEIN, S.D.; EL-TOHAMY, W.A. Tomato yield, nitrogen uptake and water use efficiency as affected by planting geometry and level of nitrogen in an arid region. **Agricultural Water Management**, Giza, v.169, p.90-97, 2016.
- BERTOLIN, N.O.; FILGUEIRAS, R.; VENANCIO, L.P.; MANTOVANI, E.C. Predição da produtividade de milho irrigado com auxílio de imagens de satélite. **Revista Brasileira de Agricultura Irrigada**, Fortaleza, v.11, n.4, p.1627-1638, 2017.
- BERMUDEZ-EDO, M.; BARNAGHI, P.; MOESSNER, K. Analysing real world data streams with spatio-temporal correlations: Entropy vs Pearson correlation. **Automation in Construction**, Maryland, v.88, p.87-100, 2018.
- BERNARDI, A.C.C.; GREGO, C.R.; ANDRADE, R.G.; RABELLO, L.M.; INAMASU, R.T. Spatial variability of vegetation index and soil properties in na integrated crop-livestock system. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, Campina Grande, PB, v.21, n.8, p.513-518, 2017.
- BOTTEGA, E.L.; PINTO, F.A.C.; QUEIROZ, D.M.; SANTOS, N.T.; SOUZA, C.M.A. Variabilidade espacial e temporal da produtividade de soja no Cerrado brasileiro. **Revista Agrarian**, Dourados, v.6, n.20, p.167-177, 2013.
- BURAK, D.L.; SANTOS, D.A.; PASSOS, R.R. Variabilidade espacial de atributos físicos: relação com relevo, matéria orgânica e produtividade em café conilon. **Coffee Science**, Lavras, v.11, n.4, p.455-466, 2016.
- CARVALHO, L.C.C.; SILVA, F.M.; FERRAZ, G.A.S.; FIGUEIREDO, V.C.; CUNHA, J.P.B. Comparação entre amostragem foliar convencional e de precisão para análise de micronutrientes na cafeicultura. **Coffee Science**, Lavras, v.12, n.2, p.272-281, 2017
- DALCHIAVON, F.C.; CARVALHO, M.P. Correlação linear e espacial dos componentes de produção e produtividade da soja. **Ciências Agrárias**, Londrina, v.33, n.2, p.541-552, 2012.
- ENGESAT. **Soluções em imagens de satélite e geoprocessamento**. Disponível em <[engesat.com.br/imagem-de-satelite/landsat-8/](http://engesat.com.br/imagem-de-satelite/landsat-8/)>. Acesso em 15 jul 2017.
- FIGUEIREDO, A.S.T.; RESENDE, J.T.V.; FARIA, M.V.; PAULA, J.T.; RIZZARDI, D.A.; MEERT, L. Agronomic evaluation and combining ability of tomato inbred lines selected for the industrial segment. **Horticultura Brasileira**, Brasília, v.35, p.86-92, 2016.
- FONTES, P.C.R.; ARAUJO, C. **Adubação nitrogenada de hortaliças: princípios e práticas com o tomateiro**. Viçosa: Ed. UFV, 2007, 148p.
- FORTES, R.; PRIETO, M.H.; GARCÍA-MARTÍN, A.; CÓRDOBA, A.; MARTÍNEZ, L.; CAMPILLO, C. Using NDVI and guided sampling to develop yield prediction maps of processing tomato crop. **Spanish Journal of Agricultural Research**, La Coruña, v.13, p.2-9, 2015.
- GURTLER, S.; EPIPHANIO, J.C.N.; LUIZ, A.J.B.; FORMAGGIO, A.R. Planilha eletrônica para o cálculo da reflectância em imagens TM e ETM+ Landsat. **Revista Brasileira de Cartografia**, Rio de Janeiro, n.57, v.2, p.162-167, 2005.

- HURTADO, S.M.C.; RESENDE, A.V.; SILVA, C.A.; CORAZZA, E.J.; SHIRATSUSHI, L.S. Variação espacial da resposta do milho à adubação nitrogenada de cobertura em lavoura no cerrado. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, v.44, n.3, p.300-309, 2009.
- IBGE, INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **Levantamento sistemático da produção agrícola**. Disponível em <[ftp://ftp.ibge.gov.br/Producao\\_Agricola/Levantamento\\_Sistemático\\_da\\_Producao\\_Agricola\\_\[mensal\]/Fasciculo/lspa\\_201701.pdf](ftp://ftp.ibge.gov.br/Producao_Agricola/Levantamento_Sistemático_da_Producao_Agricola_[mensal]/Fasciculo/lspa_201701.pdf)>. Acesso em 08 abr 2017.
- IMB, INSTITUTO MAURO BORGES DE ESTATÍSTICA E ESTUDOS SOCIOECONÔMICOS. **Cultivo do tomate industrial no estado de Goiás: Evolução das áreas de plantio e produção**. Disponível em: <[http://www.imb.go.gov.br/pub/conj/conj34/artigo\\_07.pdf](http://www.imb.go.gov.br/pub/conj/conj34/artigo_07.pdf)>. Acesso em 08 abr 2017.
- LIMA, F.V.; SILVINO, G.S.; MELO, R.S.S.; LIRA, E.C.; RIBEIRO, T.S. Variabilidade espacial de atributos físicos do solo em área de encosta sob processo de degradação. **Revista Caatinga**, Mossoró, v.28, n.4, p.53-63, 2015.
- LEQUEUE, G.; DRAYE, X.; BAETEN, V. Determination by near infrared microscopy of the nitrogen and carbon content of tomato (*Solanum lycopersicum* L.) leaf powder. **Scientific Reports**, Londres, n.6, p.1-9, 2016.
- MARINO, S.; ARIA, M.; BASSO, B.; LEONE, A.P.; ALVINO, A. Use of soil and vegetation spectroradiometry to investigate crop water use efficiency of a drip irrigated tomato, **European Journal of Agronomy**, Campobasso, v.59, p.67-77, 2014.
- MAPA, MINISTÉRIO DA AGRICULTURA, PECUÁRIA E ABASTECIMENTO. **Determinação de nitrogênio total em leite e derivados lácteos pelo método de micro-kjedahl**. p.2-8. 2013. Disponível em: <<http://www.agricultura.gov.br/assuntos/laboratorios/legislacoes-e-metodos/arquivos-metodos-da-area-poa-iqa/met-poa-11-02-proteinas.pdf>>. Acesso em 26 Fev 2018.
- MONTEIRO, A.; MENEZES, R.; SILVA, M.E. Modelling spatio-temporal data with multiple seasonalities: The NO<sub>2</sub> Portuguese case. **Spatial Statistics**, Amsterdam, v.22, n.2, p.371-387, 2017.
- NASCIMENTO, P.S.; SILVA, J.A.; COSTA, B.R.S.; BASSOI, L.H. zonas homogêneas de atributos do solo para o Manejo de irrigação em pomar de videira. **Revista Brasileira de ciências do solo**, Viçosa, v. 38, p. 1101-1113, 2014.
- OLIVEIRA, D.G.; REIS, E.F.; MEDEIROS, J.C.; MARTINS, M.P.O.; UMBELINO, A.S. Correlação espacial de atributos físicos do solo e produtividade de tomate industrial. **Revista Agro Ambiente**, Boa Vista, v.12, n.1, p.1-10, 2018.
- PADILLA, F.M.; PENA-FLEITAS, M.T.; GALLARDO, M.; THOMPSON, R.B. Determination of sufficiency values of canopy reflectance vegetation indices for maximum growth and yield of cucumber. **European Journal of Agronomy**, Almeria, v.84, p.1-15, 2017.
- PORTO, M.L.; PUIATTI, M.; FONTES, P.C.R.; CECON, P.R.; ALVES, J.C.; ARRUDA, J.A. Índice SPAD para o diagnóstico do estado de nitrogênio na cultura da abobrinha. **Horticultura Brasileira**, Brasília, v.29, n.3, p.311-315, 2011.
- ROCHA, D.M.; SOUZA, E.G.; NÓBREGA, L.H.P.; BAZZI, C.L.; GASPARIN, E. Correlación y dependência espacial de atributos del suelo, índice de clorofila y produtividade del maíz. **Revista de Ciência Y Tecnología**, Posadas, v.18, n.25, p.62-69, 2016.

- RONGA, D.; LOVELLI, S.; ZACCARDELLI, M.; PERRONE, D.; ULRICI, A.; FRANCIA, E.; MILC, J.; PECCHIONI, N. Physiological responses of processing tomato in organic and conventional Mediterranean cropping systems. **Scientia Horticulturae**, Reggio Emilia, v.190, p.161-172, 2015.
- ROUSE, J.W.; HAAS, R.H.; SCHELL, J.A. Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. In: ERTS-1 SYMPOSIUM, Washington. **Proceedings...** Washington: NASA, 1974. v.1, p.309-317.
- SANTOS, M.M.; MACHADO, I.E.S.; CARVALHO, E.V.; VIOLA, M.R.; GIONGO, M. Estimativa de parâmetros florestais em área de cerrado a partir de imagens do sensor oli Landsat 8. **Revista Floresta**, Curitiba, PR, v.47, n.1, p.75-83, 2017.
- SANQUETTA, C.R.; BEHLING, A.; CORTE, A.P.D.; RUZA, M.S.; SIMON, A.; SÃO JOSÉ, J.F.B. Relação hipsométrica em inventários pré-corte em povoamentos de Acacia mearnsii De Wild. **Científica**, Jaboticabal, v.42, n.1, p.80-90, 2014.
- SEIDEL, E.J.; OLIVEIRA, M.S. Proposta de uma generalização para os modelos de semivariogramas Exponencial e Gaussiano. **Revista Semina**, Londrina, v.34, n.1, p.125-132, 2013.
- SINGH, S.K.; HOUX, J.H.; MAW, M.J.W.; FRITSCHI. Assessment of growth, leaf N concentration and chlorophyll content of sweet sorghum using canopy reflectance. **Field Crops Research**, Canadá, n.209, p.47-57, 2017.
- SONG, X.; YANG, G.; YANG, C.; WANG, J.; CUI, B. Spatial Variability analysis of within-field winter wheat nitrogen and grain quality using canopy fluorescence sensor measurements. **Remote Sensing**, Basel, v.9, p.1-18, 2018.
- SOUZA, L.C.; SIQUEIRA, J.A.M.; SILVA, J.L.S.; SILVA, J.N.; COELHO, C.C.R.; NEVES, M.G.; NETO, C.F.O.; LOBATO, A.K. Compostos nitrogenados, proteínas e aminoácidos em milho sob diferentes níveis de silício e deficiência hídrica. **Revista Brasileira de Milho e Sorgo**, Uberlândia, v.13, n.2, p. 117-128, 2014.
- TEIXEIRA, P.C.; DONAGEMMA, G.K.; FONTANA, A.; TEIXEIRA, W.G. Manual de métodos de análise de solo. 3. ed. Revista Ampliada. Brasília: Embrapa, 201, 513p.
- TOLA, E.; AL-GAADI, K.A.; MADUGUNDU, R.; ZEYADA, A.M.; KAYAD, A.G.; BIRADAR, C.M. Characterization of spacial variability of soil physicochemical properties and its impacto n rhodes grass productivity. **Saudi Journal of Biological Sciences**, Riade, n.24, p.421-429, 2017.
- USGS. **United States Geological Survey (USGS)**. Disponível em <earthexplorer.usgs.gov/>. Acesso em 16 Jul 2017.
- USOWICZ, B.; LIPIEC, J. Spatial variability of soil properties and cereal yield in a cultivated field on sandy soil. **Soil & Tillage Research**, Lublin, v.174, p.241-250, 2017.
- VIEIRA, S.R.; GUEDES FILHO, O.; CHIBA, M.K.; MELLIS, E.V.; DECHEN, S.C.F.; MARIA, I.C. Variabilidade espacial dos teores foliares de nutrientes e da produtividade da soja em dois anos de cultivo em um latossolo vermelho. **Revista Brasileira de Ciências do Solo**, Viçosa, v.34, p.1503-1514, 2010.
- ZANZARINI, F.V.; PISSARA, T.C.T.; BRANDÃO, F.J.C.; TEIXEIRA, D.D.B. Correlação espacial do índice de vegetação (NDVI) de imagem Landsat/ETM + com atributo do solo. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, Campina Grande, v.17, n.6, p.608-614, 2013.

## **CAPITULO 2 - VARIABILIDADE ESPACIAL E TEMPORAL DOS ATRIBUTOS FÍSICO-QUÍMICOS DO SOLO E PRODUTIVIDADES DA SOJA CULTIVADO EM SOLOS DO CERRADO**

### **RESUMO**

A agricultura tornou-se uma das atividades comerciais mais competitivas, tendo a região Centro-Oeste entre as principais produtoras de alimento do país. O uso do mapeamento das lavouras, torna-se uma importante ferramenta na detecção das regiões com menor desempenho da cultura implantada. O objetivo deste trabalho foi avaliar a variabilidade espacial e temporal da produtividade de soja cultivada em solos do cerrado. O trabalho foi realizado na fazenda Barcelos localizada no município de Anápolis, GO, em uma área de 110 ha onde, com o auxílio de um receptor *Global Positioning System* (GPS), foi construída uma malha amostral com 122 pares de pontos espaçados em 90 x 90 metros. Foram avaliados os teores de areia e de argila, os atributos químicos do solo foram o Ca, o Mg e a CTC, além da produtividade da soja na safra de 2016/2017 e 2017/2018. Os dados foram coletados em cada um dos pontos georreferenciado da malha amostral. Com os dados da produtividade nas duas safras de soja foram confeccionados mapas de classificação categórica para produtividade da soja. Com os mapas de produtividades da soja nos dois anos de safra, foi construído um mapa de variabilidade temporal para produtividade da soja. Os resultados permitiram identificar a variabilidade espacial na área em estudo, permitindo identificar a baixa correlação entre a produtividade e os atributos físico e químicos do solo. O mapa de classe para produtividade temporal da soja permitiu identificar que 23,55% da área apresentou baixa produtividade e 53,80% com produtividade média. A avaliação dos mapas de classes para variabilidade da produtividade de soja permitiu identificar que no primeiro ano houve 21,69% da área como alta produtividade e no segundo ano com 23,46%, apresentando uma redução das regiões com baixa produtividade.

Palavras chaves: Geoestatística, mapas de classificação, correlação

## 9. INTRODUÇÃO

O Centro-Oeste é considerado o celeiro do Brasil, com uma safra em 2017/2018 de 223,3 mil t, a região corresponde com 43,1% da produção total. Entre as diversas culturas cultivadas na região, o Centro-Oeste tem destaque pela produção de grãos, em especial a soja (*Glycine max* L.) com 52.193,4 milhões de toneladas. A região também tem como destaque a produção de tomate (*Solanum lycopersicum* L.) sendo responsável por 86% da produção nacional (IMB, 2015; IBGE, 2018; CONAB, 2018).

O solo é um dos principais fatores que influenciaram a elevada produção agrícola no Centro-Oeste, com um sistema complexo, tornou-se um dos principais fatores da variabilidade espacial, em decorrência da sua formação, que, quando relacionado aos fatores geológicos, topográficos e as práticas de manejo, definem as características e propriedades físicas e químicas do solo (GULSER et al., 2016; USOWICZ e LIPIEC, 2017). As propriedades do solo são classificadas em estáveis com a distribuição granulométrica e composição mineralógica, e em propriedades dinâmicas que inclui o pH, a matéria orgânica e os nutrientes (GALKA et al., 2016).

As propriedades físicas e químicas do solo são variáveis que estão diretamente ligadas a produtividade, com o estudo da dependência espacial facilita a compreensão e entendimento dessas variáveis. O conhecimento da variabilidade espacial e temporal das propriedades físicas e químicas do solo torna-se ferramentas necessárias para determinar com melhor precisão o manejo nas áreas agrícolas, proporcionando um maior rendimento (GAJDA et al., 2016; DALCHIAVON et al., 2017).

O uso das técnicas de agricultura de precisão gera um grande volume de informações, que estudadas pela dependência espacial nas áreas agrícolas relaciona variáveis que compreendem a interferência na produtividade (SILVA et al., 2015). O mapeamento das lavouras, torna-se uma importante ferramenta na detecção das regiões que tiveram um menor desempenho da cultura implantada, sendo assim uma maior compreensão da interferência das variáveis na produtividade.

O uso dos mapas de produtividade caracteriza a variabilidade presente nas lavouras, representando graficamente a resposta das plantas sob o sistema de manejo e ambiente submetido (SANTI et al., 2013; BOTTEGA et al., 2013a). No período de colheita é possível adquirir uma gama de dados, tornando os mapas de colheita como ponto de partida para o ciclo da agricultura de precisão. Para que ocorra um manejo de forma precisa e adequada deve-se salientar que o mapeamento da área seja feito no mínimo em três anos, assim, podendo realizar a caracterização da variabilidade na produtividade (ALCÂNTARA, 2015).

## **10. OBJETIVO**

### 10.1. Objetivo geral

O objetivo deste trabalho foi avaliar a variabilidade espacial e temporal das produtividades da soja cultivada em solos do cerrado.

### 10.2. Objetivos específicos

Correlacionar os atributos físico e químicos do solo com as produtividades da soja nas safras de 2016/2017 e 2017/2018;

Definir zonas de manejo com o mapa temporal da produtividade da soja.

Construir os mapas de variabilidade espacial e temporal com diferentes classes de produtividade da soja.

## 11. MATERIAL E MÉTODOS

### 11.1. Localização e caracterização da área experimental

O trabalho foi realizado na Fazenda Barcelos, localizada no município de Anápolis, GO, com altitude média de 995 m, e coordenadas geográficas de latitude 16° 25' 57,62" Sul e longitude 48° 50' 29,61" Oeste. A região possui clima do tipo Aw (Clima Tropical Chuvoso) conforme classificação de Köppen.

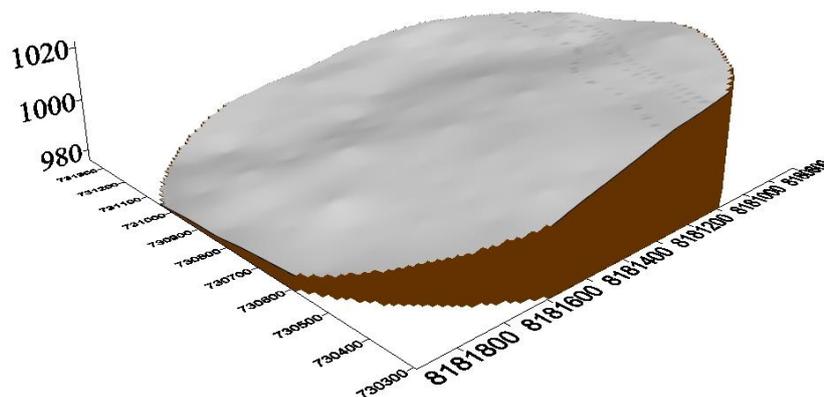
A propriedade possui área de produção comercial de 110 ha, destinada a agricultura, com histórico de cultivo em forma de sucessão das culturas, soja (*Glycine max* L.), milho (*Zea mays* L.) e tomate (*Solanum lycopersicum* L.), nos últimos cinco anos. A área é constituída por uma topografia com baixa declividade (Figura 6A). Com solo classificado como Latossolo Vermelho-Escuro com textura Franco Argiloso (TEIXEIRA et al., (2017).

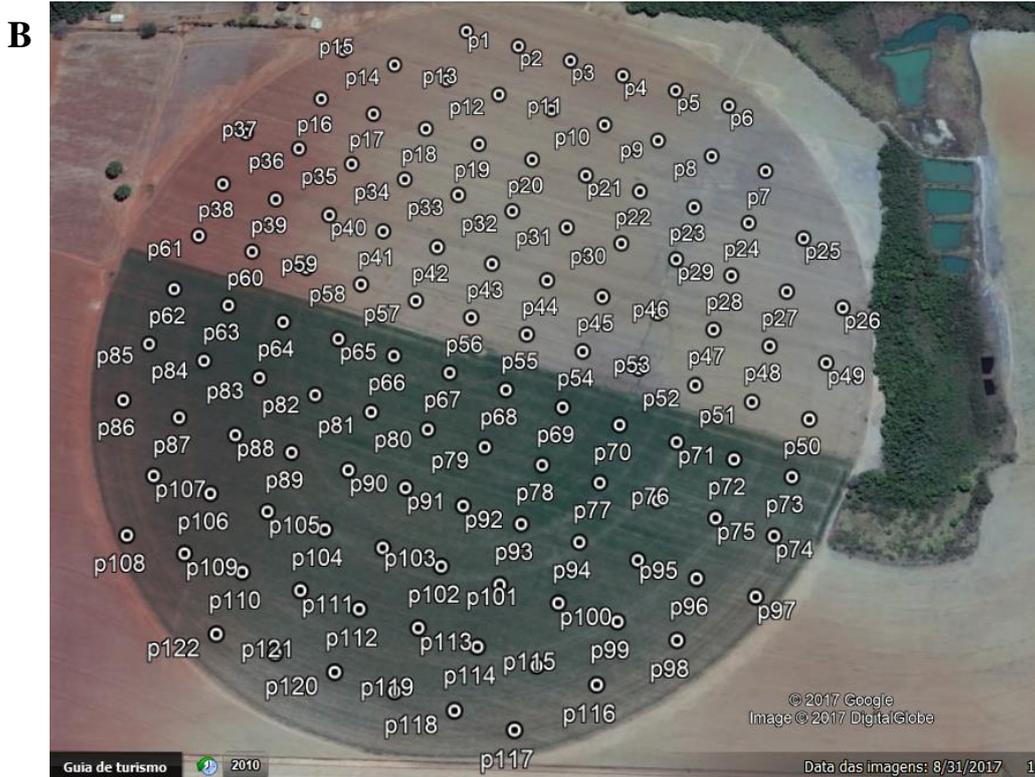
A cultura da soja foi implantada na safra de 2016/2017 e 2017/2018, em área de produção com 110 ha, irrigada por um sistema de aspersão via pivô central (Figura 6B). Nas safras de 2016/2017 e 2017/2018, as semeaduras da soja foram realizadas com a cultivar TMG 1264 RR. A soja foi semeada com espaçamento de 0,50 m entre linhas e densidade populacional de 240.000 plantas ha<sup>-1</sup>. A área foi adubada para semeadura da soja, com 1100 kg/ha do adubo N-P-K, formulado 04-30-16.

### 11.2. Georreferenciamento da área

Antes de iniciar a semeadura da soja foi construída uma malha amostral, utilizando um aparelho receptor *global positioning system* (GPS) da marca Garmin ETREX, com sistema de coordenadas geográficas (GSW84), e coletados pontos com coordenadas geográficas nas extremidades e centro do pivô para definir o arranjo da malha amostral. A área foi composta por uma malha amostral com 122 pontos georreferenciados e espaçados entre 90 x 90 m dentro da área de 110 ha (Figura 6B).

A





**Figura 6.** (A) Imagem representativa da altimetria da área de produção de soja; (B) Imagem de satélite da área de produção de soja nas safras de 2016/2017 e 2017/2018 na Fazenda Barcelos com os pontos georreferenciados. Fonte: Google Earth, 2018.

### 11.3. Coleta de dados

Foram coletados dados para determinação dos atributos físico do solo (teor de areia e teor de argila), dos atributos químicos do solo (Ca, Mg e CTC) e a produtividade da soja na safra de 2016/2017 e 2017/2018.

As coletas dos dados dos atributos físico-químicos do solo foram realizadas no mês de março, antes do ciclo da safra de 2017. As produtividades da soja foram avaliadas durante o período de colheita, realizadas em fevereiro de 2017 e 2018, respectivamente para as safras de 2016/2017 e 2017/2018. Os dados foram coletados em cada um dos pontos georreferenciado da malha amostral.

#### 11.3.1. Determinação dos atributos físicos e químicos do solo

Em cada ponto foram coletadas amostras de solo, para determinar as características dos atributos físicos e químicos do solo. Com auxílio de um trado tipo caneco as amostras de solo foram extraídas da camada de 0,00 - 0,20 m, sendo compostas por cinco subamostras de solo coletadas entorno de cada ponto da malha amostral a um raio de três metros de distância. As amostras foram identificadas, embaladas em sacos plásticos e conduzidas para o

Laboratório de Mecânica dos Solos do campus CCET, para determinar as características dos atributos físicos do solo.

#### 11.3.1.1. Composição granulométrica do solo

A composição granulométrica do solo foi determinada pela proporção relativa das frações (areia, silte e argila) presentes na camada 0,00 - 0,20 m do solo, conforme metodologia proposta por Teixeira et al. (2017).

#### 11.3.1.2. Atributo químico do solo

As amostras de solo foram coletadas na camada de 0,00 – 0,20 m de cada ponto da malha amostral, as amostras foram identificadas, embaladas e encaminhadas para um laboratório comercial. Entre os atributos químicos determinados em laboratório comercial, foram utilizados nesse trabalho o Ca; o Mg e a CTC disponível no solo para avaliar a relação com a produtividade da soja.

#### 11.3.2. Produtividade da soja

As avaliações das produtividades da soja ocorreram no período de colheita, realizadas em fevereiro de 2017 e 2018, respectivamente para as safras de 2016/2017 e 2017/2018, onde foi demarcado uma área representativa de 1m<sup>2</sup> em cada ponto georreferenciado da malha amostral. Posteriormente foram coletadas todas as plantas presentes dentro da área demarcada em torno de cada ponto da malha amostral. As plantas foram acondicionadas em sacos de linho previamente identificados e encaminhadas ao Laboratório de Engenharia Agrícola do Campus CCET, as amostras foram expostas ao sol para secagem, e em seguida, foram trilhadas em trilhadora de parcelas. Depois de trilhadas as amostras de grãos foram pesadas seus pesos extrapolados em t ha<sup>-1</sup>, com umidade corrigida para 14% base úmida (b.u.), utilizando à Equação 6, conforme Silva (2015).

$$P_c = P \times \left( \frac{1 - U_d}{1 - U_{b.u.}} \right) \quad (6)$$

Em que:

$P_c$  - Peso corrigido dos grãos de soja (t ha<sup>-1</sup>);

$P$  - Peso com umidade de campo (t ha<sup>-1</sup>);

$U_d$  - Umidade desejada (13%);

$U_{b.u.}$  - Umidade de campo (%).

#### 11.4. Análise de dados

##### 11.4.1. Estatística descritiva

A análise exploratória dos dados foi realizada para verificar valores discrepantes e verificar a distribuição estatística dos dados de produtividade e dos atributos físicos e químicos do solo. Nesta análise, o limite crítico para valores discrepantes é definido a partir da amplitude interquartil (DQ) calculada pela diferença entre o quartil superior e o quartil inferior, sendo o limite superior definido por  $(Q3 + 1,5 \times DQ)$  e o limite inferior por  $(Q1 - 1,5 \times DQ)$ , em que Q1 e Q3 são o primeiro e o terceiro quartil, respectivamente, conforme metodologia ajustada por Bottega et al. (2013a).

Com o auxílio do software GS+ as variáveis foram submetidas à análise por meio da estatística descritiva, calculando-se a média, mediana, valor mínimo, valor máximo, coeficiente de variação, desvio padrão, coeficiente de assimetria e de curtose, buscando assim caracterizar a distribuição dos dados (BURAK et al., 2016). Os critérios adotados para classificação dos coeficientes de variações (CV) dos atributos, seguiram as classes de magnitudes de baixos ( $CV \leq 12\%$ ); médios ( $12\% \leq CV < 62\%$ ) e altos ( $CV \geq 62\%$ ), conforme Lima et al. (2015).

##### 11.4.2. Correlação de Pearson

A partir dos dados coletados foi montada uma matriz de correlção de Pearson e com auxílio de planilhas eletrônicas efetuou-se as correlações lineares ( $r$ ) simples, fazendo as combinações de dois em dois e interpretados conforme classificação adaptada por Bermudez-Edo et al. (2018), em que, correlação nula ( $0,0 < r < 0,1$ ); correlação fraca ( $0,1 < r < 0,3$ ); correlação média ( $0,3 < r < 0,5$ ); correlação forte ( $0,5 < r < 0,8$ ) e correlação muito forte ( $0,8 < r < 1,0$ ).

##### 11.4.3. Análises geoestatística

Para caracterização da variabilidade espacial, utilizou-se análise geoestatística. Cada atributo avaliado foi analisado de forma isoladamente identificando a sua dependência espacial pelo cálculo dos semivariogramas simples. Os semivariogramas foram ajustados com base no pressuposto da hipótese intrínseca (USOWICZ e LIPIEC, 2017).

A escolha do modelo matemático dos semivariogramas ajustados seguiu os critérios de seleção da menor soma dos quadrados dos resíduos (RSS), maior coeficiente de determinação ( $r^2$ ) e maior grau de dependência espacial (GDE), conforme Monteiro et al. (2017).

O modelo matemático ajustado dos semivariogramas de cada atributo forneceu os parâmetros do efeito pepita ( $C_0$ ); variância estrutural ( $C_1$ ); patamar ( $C_0+C_1$ ) e o alcance (A). O grau de dependência espacial (GDE) foi analisado pela relação entre variância estrutural e patamar Dalchiavon e Carvalho (2012), a Equação (7).

$$GDE = \left[ \left( \frac{C_0}{C_0 + C_1} \right) \times 100 \right] \quad (7)$$

Em que:

GDE - grau de dependência espacial;

$C_0$  - efeito pepita;

$C_0 + C_1$  - patamar;

O grau de dependência espacial (GDE), foi interpretado conforme classificação proposta por Dalchiavon e Carvalho (2012), em que,  $GDE < 20\%$  muito baixa dependência;  $20\% < GDE < 40\%$  baixa dependência;  $40\% < GDE < 60\%$  média dependência;  $60\% < GDE < 80\%$  alta dependência e  $80\% < GDE < 100\%$  muito alta dependência.

#### 11.4.4. Variabilidade temporal

Para análise da variabilidade temporal da produtividade, foi adotada à metodologia ajustada por Bottega et al. (2013a), em que, os valores de cada ponto foram padronizados e normalizados em torno da produtividade média na área cultivada em cada uma das safras estudadas. Confeccionaram-se mapas de classes da produtividade (alta, média e baixa) em cada safra e para média das três safras estudadas, utilizando os seguintes parâmetros:

- Produtividade do ponto com valor acima da média do talhão mais 0,5 vezes o desvio padrão, classificado como produtividade alta;
- Produtividade do ponto com valor compreendido no intervalo entre média do talhão mais 0,5 vezes o desvio padrão e a média do talhão menos 0,5 vezes o desvio padrão, classificado como produtividade média;
- Produtividade do ponto com valor abaixo da média do talhão menos 0,5 vezes o desvio padrão, classificado como produtividade baixa.

A variabilidade temporal da produtividade nas três safras estudadas, foi calculada utilizando a Equação (8).

$$\bar{P}_i = \sum_{j=1}^r \frac{P_{ij}}{r} \quad (8)$$

Em que:

$\bar{P}_i$  - Produtividade média da soja no pinto  $i$ , do mapa interpolado, nas três safras estudadas;

$\bar{P}_{ij}$  - Produtividade no ponto  $i$  na safra  $j$ ;

$r$  - Numero de safras estudadas.

Os modelos dos semivariogramas das variáveis estudadas foram ajustados utilizando o software GS+, versão 7. Comprovada a dependência espacial das variáveis estudadas, utilizou-se o método de interpolação da krigagem ordinária para estimar os valores em locais não medidos, os mapas temáticos foram construídos no software Surfer 8.

Para facilitar o entendimento dos resultados apresentados nas tabelas e nas figuras, as variáveis dos atributos físicos e químicos do solo e as produtividades de soja nas safras de 2016/2017 e 2017/2018 são representadas como: teor de areia (Areia %), teor de argila (Argila %), Ca (Ca cmol<sub>c</sub>/dm<sup>3</sup>), Mg (Mg cmol<sub>c</sub>/dm<sup>3</sup>), CTC (CTC cmol<sub>c</sub>/dm<sup>3</sup>), produtividade de soja para safra de 2016/2017 (soja\_2016/2017 t ha<sup>-1</sup>) e produtividade de soja para safra de 2017/2018 (soja\_2017/2018 t ha<sup>-1</sup>).

## 12. RESULTADOS E DISCUSSÃO

### 12.1. Estatística descritiva

Os resultados da estatística descritiva dos atributos físico e químicos do solo e das produtividades são apresentados na Tabela 4. As variáveis dos atributos físico-químicos do solo e as produtividades das safras estudadas apresentaram uma tendência simétrica na distribuição dos dados com valores semelhantes entre a média e a mediana, conforme Campos et al. (2012) os valores de média e mediana são indicadores de uma distribuição normal dos dados.

A análise dos atributos químicos do solo para a área cultivada, apresentou um potencial hidrogeniônico (pH) com média 6, no qual, não houve a necessidade de realizar calagem nas áreas. Segundo Cerozi e Fitzsimmons (2016) a disponibilidade dos nutrientes e principalmente dos micronutrientes é influenciada em áreas que apresentem o pH do solo com valores inferior a 3.

Os atributos físico-químicos do solo e a produtividade da soja na safra de 2016/2017 apresentaram assimetria positiva com valores próximos a zero, variando entre 0,10 a 0,82, ou seja, a distribuição dos dados mostraram concentração de valores abaixo da média observada, enquanto que, a variável do teor de areia, quanto a produtividade da soja em 2017/2018, apresentaram assimetria negativa variando entre -0,16 a -1,05, implicando em uma distribuição concentrado a direita da curva da normalidade, com valores acima da média observada, os baixos valores de assimetria corroboram com Freitas et al. (2017) em estudo realizado com atributos físico-químicos do solo e produtividade da soja.

As variáveis dos atributos físico-químicos e as produtividades da soja nas safras de 2016/2017 e 2017/2018 apresentaram um coeficiente de curtose negativo, com valores variando entre -0,27 a -0,89, valores que indicam um achatamento dos dados em relação a curva normal, com exceção do teor de areia que apresentou um coeficiente de curtose positivo, respectivamente 0,26, implicando em uma elevação dos dados referente a curva normal. Conforme Lima et al. (2015) e Conrado Neto et al. (2015) a normalidade dos dados não interfere no uso das técnicas empregas pela geoestatística.

As variáveis apresentaram distribuição de frequência leptocúrtica, exceto o teor de areia que apresentou distribuição de frequência platicúrtica, segundo Sanquetta el al, (2014) os valores do coeficiente de curtose inferior a -0,263 e valores superiores a 0,263 definem a distribuição normal como leptocúrtica e platicúrtica, respectivamente.

A estatística descritiva dos atributos físico e químicos do solo e das produtividades da soja nas safras de 2016/2017 e 2017/2018, observa-se que, os coeficientes de variação (CV)

para os parâmetros avaliados, variaram entre 15,16 a 39,04%, classificados como coeficientes de média variação ( $12\% < CV < 60\%$ ), conforme o critério de classificação proposto por Lima et al. (2015). Em geral os valores dos CVs dos atributos do solo e das produtividades se assemelham com os resultados encontrados por Dalchiavon et al. (2017) em estudo realizado com a variabilidade espacial dos atributos químicos do solo.

O elevado valor do CV torna-se um indicador da heterogeneidade dos dados, indicando uma maior variabilidade. Segundo Oliveira et al. (2013) a heterogeneidade pode ser oriunda do processo de formação do solo, do manejo, do acúmulo e distribuição das partículas do solo em função do relevo, e no movimento de água no solo. Neste trabalho a altimetria da área, o manejo da irrigação e a formação do solo são fatores que podem ter influenciado a heterogeneidade dos atributos físicos e químicos do solo.

A análise de textura do solo na camada de 0,00 - 0,20 m apresentaram valores médios para o teor de areia com 43,74% e para o teor de argila 36,33%. Os valores de textura do solo indicam uma textura franco-argiloso para o solo da área cultivada, o mesmo foi observado para textura do solo na camada de 0,00 - 0,20 em estudo realizado por Burack et al. (2016) e Bernardi et al. (2017).

As análises dos atributos químicos realizadas na área cultivada apresentaram valores médios para os teores das bases trocáveis, com 2,49  $\text{cmol}_c/\text{dm}^3$  de Ca; 0,58  $\text{cmol}_c/\text{dm}^3$  de Mg e 6,60  $\text{cmol}_c/\text{dm}^3$  de CTC disponíveis no solo. O solo da área cultivada foi classificado com média e boa fertilidade, respectivamente para Mg e (Ca e CTC), a disponibilidade de nutrientes químicos no solo foi classificada conforme classificação proposta por Ribeiro et al. (1999) recomendações para uso de corretivos e fertilizantes no solo.

Segundo Zonta et al. (2014) a variação entre os diferentes atributos químicos do solo é esperada, visto que, as práticas do manejo do solo e da cultura refletem diretamente nas camadas superficiais do solo, sendo influenciada pelas sucessivas e irregularidades nas adubações e calagens aplicadas na área ao longo dos cultivos.

As avaliações das produtividades da soja nas safras de 2016/2017 e 2017/2018, apresentaram valores médios de 4,96 e 5,27  $\text{t ha}^{-1}$  de soja, tendo em determinados pontos produtividade mínima de 2,33 e 3,21  $\text{t ha}^{-1}$  e potencial máximo produtivo de 7,63 e 7,03  $\text{t ha}^{-1}$ , respectivamente para as safras de 2016/2017 e 2017/2018. Os valores das produtividades da soja nas safras de 2016/2017 e 2017/2018 na área cultivada, foram superiores as encontradas por Bottega et al. (2013a); Alcântara, (2015) e Müller et al. (2018) em avaliações da variabilidade espacial e temporal da produtividade de soja.

Tabela 4. Estatística descritiva dos atributos físico-químicos do solo e as produtividades da soja nas safras de 2016/2017 e 2017/2018

	Média	Med.	Min.	Máx.	D.Pad.	Curt.	Assim.	CV (%)
Areia (%)	43,74	47,00	10,00	60,00	12,00	0,26	-1,05	27,44
Argila (%)	36,33	34,00	27,00	53,00	6,85	-0,89	0,51	18,87
Ca (cmol <sub>c</sub> /dm <sup>3</sup> )	2,49	2,40	1,10	4,20	0,75	-0,27	0,57	30,16
Mg (cmol <sub>c</sub> /dm <sup>3</sup> )	0,58	0,50	0,20	1,10	0,22	-0,29	0,82	39,04
CTC (cmol <sub>c</sub> /dm <sup>3</sup> )	6,60	6,50	4,40	9,40	1,17	-0,42	0,36	17,69
Soja_2016/17 (t ha <sup>-1</sup> )	4,96	5,97	2,34	7,63	1,18	-0,45	0,10	23,78
Soja_2017/18 (t ha <sup>-1</sup> )	5,27	5,26	3,22	7,03	0,79	-0,29	-0,11	15,15

Med. – Mediana; Min. – Mínimo; Máx. – Máximo; D.Pad. – Desvio Padrão; Curt. – Curtose; Assim. – Assimetria; CV (%) – Coeficiente de Variação.

## 12.2. CORRELAÇÃO DE PEARSON

A correlação simples dos atributos físico-químicos do solo e as produtividades da soja nas safras de 2016/2017 e 2017/2018 foram determinadas pela correlação linear de Pearson (r) a ( $p < 0,05$ ), apresentados na Tabela 5.

A correlação entre os atributos químicos e físico do solo na área cultivada, apresenta uma correlação média, negativa e significativa entre o Ca cmol<sub>c</sub>/dm<sup>3</sup>, Mg cmol<sub>c</sub>/dm<sup>3</sup>, CTC cmol<sub>c</sub>/dm<sup>3</sup> disponível no solo e o teor de areia do solo, respectivamente (-0,403\*), (-0,387\*) e (-0,507\*).

A correlação entre o Ca cmol<sub>c</sub>/dm<sup>3</sup>, Mg cmol<sub>c</sub>/dm<sup>3</sup> e CTC cmol<sub>c</sub>/dm<sup>3</sup> disponível no solo e o teor de argila no solo expressou uma correlação fraca, positiva e significativa, respectivamente (0,222\*), (0,219\*) e (0,358\*). Segundo Matias et al. (2015) a correlação positiva do teor de argila do solo com os atributos químicos do solo, reflete na capacidade de retenção de cátions e água nas partículas do solo, reduzindo as perdas por lixiviação.

A correlação negativa dos atributos químicos do solo com o teor de areia indicam uma baixa concentração de Ca cmol<sub>c</sub>/dm<sup>3</sup>; Mg cmol<sub>c</sub>/dm<sup>3</sup> e CTC cmol<sub>c</sub>/dm<sup>3</sup> em regiões com maior concentração da fração areia, enquanto que, a correlação positiva dos atributos químicos do solo com o teor de argila, indicam uma maior concentração de Ca cmol<sub>c</sub>/dm<sup>3</sup>; Mg cmol<sub>c</sub>/dm<sup>3</sup> e CTC cmol<sub>c</sub>/dm<sup>3</sup> em regiões com maior concentração da fração de argila.

Entre os atributos químicos disponíveis no solo avaliado, observou uma correlação forte, positiva, significativa entre a CTC cmol<sub>c</sub>/dm<sup>3</sup>, o Mg cmol<sub>c</sub>/dm<sup>3</sup> e o Ca cmol<sub>c</sub>/dm<sup>3</sup>, respectivamente (0,637\*) e (0,423\*). Conforme Resende et al. (2014) a CTC é responsável pela retenção de cátions (K, Ca e Mg) nutrientes necessários para o crescimento e desenvolvimento da planta.

A correlação linear de Pearson entre as produtividades da soja nas safras de 2016/2017 e 2017/2018 com os atributos físico-químico do solo, apresentou uma correlação fraca,

negativa e significativa entre a produtividade da soja na safra de 2016/2017 e a concentração de Ca e Mg disponível no solo, respectivamente (-0,243\*) e (-0,251\*). No entanto a produtividade da soja na safra de 2017/2018 apresentou uma correlação fraca, positiva e significativa com a concentração de Ca e Mg disponível no solo, respectivamente (0,209) e (0,189\*), apresentado na Tabela 5.

Segundo Dalchiavon et al. (2017) essa variação pode ser influência de outras variáveis que afetaram produtividade, entre elas a população de plantas, a incidência de pragas, doenças, ervas daninhas e lixiviação de nutrientes pelo acúmulo de água.

A correlação entre as produtividades da soja nas safras de 2016/2017 e 2017/2018, observou-se uma correlação nula, positiva e não significativa (0,023) entre a safra da soja 2016/2017 e 2017/2018 indicando que as regiões com baixa e alta produtividade de soja se assemelham entre os anos de produção, ou seja, as áreas que apresentaram alta produtividade tem aumentado gradativamente em relação ao ano anterior, conforme a Tabela 5.

Os resultados de correlação entre as produtividades da soja e os atributos químicos do solo deste trabalho se diferem dos encontrados por Dalchiavon et al. (2017) que não encontraram correlação significativa entre a produtividade da soja e os atributos químicos Ca  $\text{cmol}_c/\text{dm}^3$  (0,129), Mg  $\text{cmol}_c/\text{dm}^3$  (0,050) disponíveis no solo.

Os valores das correlações entre as produtividades da soja nas safras de 2016/2017 e 2017/2018, corroboram com os resultados encontrado por Amado et al. (2007) em estudo sobre a variabilidade espacial e temporal de culturas.

Tabela 5. Análise de correlação de Pearson (r) entre os atributos físico-químicos do solo e as produtividades da soja nas safras de 2016/2017 e 2017/2018

	AREIA (%)	ARGILA (%)	Ca ( $\text{cmol}_c/\text{dm}^3$ )	Mg ( $\text{cmol}_c/\text{dm}^3$ )	CTC ( $\text{cmol}_c/\text{dm}^3$ )	SOJA 2016/2017	SOJA 2017/2018
AREIA (%)	1,000						
ARGILA (%)	-0,868	1,000					
Ca ( $\text{cmol}_c/\text{dm}^3$ )	-0,403*	0,222*	1,00				
Mg ( $\text{cmol}_c/\text{dm}^3$ )	-0,387*	0,219*	0,754*	1,00			
CTC ( $\text{cmol}_c/\text{dm}^3$ )	-0,507*	0,358*	0,637*	0,423*	1,00		
SOJA_2016/2017	-0,065	0,163	-0,243*	-0,251*	-0,087	1,00	
SOJA_2017/2018	-0,137	0,039	0,209	0,189*	0,189*	0,023	1,00

\*Significativo a 5% de probabilidade

### 12.3. Parâmetros dos semivariogramas

Os modelos e parâmetros do semivariogramas para os atributos físico-químicos do solo e produtividades da soja nas safras de 2016/2017 e 2017/2018 são apresentados na Tabela 7. Os modelos dos semivariogramas foram estimados e ajustados para descrever o comportamento da dependência espacial dos atributos do solo e das produtividades da cultura.

No ajuste dos semivariogramas para os atributos físico-químicos do solo e para as produtividades da soja, foi observado que, entre os modelos matemáticos avaliados, o modelo esférico foi o que melhor se adequou ao ajuste dos semivariogramas para os atributos do solo e para as produtividades da soja. O ajuste dos semivariogramas pelo modelo matemático esférico corroboram aos encontrados por Zonta et al. (2014) e Resende et al. (2014) que, em estudo avaliando a variabilidade espacial dos atributos químicos do solo, o modelo esférico foi o que melhor se ajustou aos atributos avaliados.

Entre os modelos matemáticos que representam a variabilidade espacial, o modelo esférico é o que melhor se ajusta ao semivariogramas, em virtude de apresentar um patamar ( $C_0 + C_1$ ) bem definido e possuir um alcance (A) real finito, em que, permite descrever as áreas com alta continuidade espacial (SEIDEL e OLIVEIRA, 2013; RUIZ et al., 2016).

Entre os parâmetros de ajuste dos semivariogramas para interpretação da dependência espacial, o alcance é o parâmetro que permitiu identificar a distância máxima em que os pontos amostrados se correlacionam espacialmente, conforme Tabela 7. As variáveis dos atributos do solo e das produtividades, apresentaram alcance entre 144,0 a 857,9 m, comprovando que, a distância de 90 m dos pontos amostrais foi suficiente para expressar a variabilidade dos atributos do solo e das produtividades da soja na área cultivada.

O alcance expressa a continuidade espacial, indicando os limites de distância em que uma variável apresenta dependência espacial, ou seja, as variáveis que apresentam amostras a partir dessa distância exibem comportamento totalmente aleatório, permitindo ser tratadas pela média (GULSER et al., 2016). Segundo Resende et al. (2014), o alcance permite determinar a intensidade amostral, viabilizando um arranjo espacial com um número suficiente de pontos amostrais, que visa reduzir o erro médio e aumentar a representatividade da amostra pela interpolação em pontos não amostrados.

O resultado do alcance permitiu identificar que todas as variáveis dos atributos do solo e das produtividades da soja nas safras de 2016/2017 e 2017/2018 apresentaram dependência espacial, sendo satisfatório o arranjo espacial com um número de 122 pontos distribuídos na área amostral, visto que nenhuma variável apresentou efeito pepita puro. As variáveis estudadas para os atributos físico-químico do solo e as produtividades da soja nas safras de 2016/2017 e 2017/2018 apresentaram um grau de dependência espacial (GDE) superior a 80%, sendo classificadas conforme proposta de Dalchiavon et al. (2012) com valor de dependência espacial muito alta.

O teor de areia apresentou GDE de 96,80%, classificado com dependência espacial muito alta, o alcance identificou uma distância máxima de 809,0 m para dependência espacial

da fração de areia. Os valores do alcance e do GDE são próximos aos encontrados por Bottega et al. (2013b) e superiores aos encontrados por Gulser et al. (2016) e Usowicz e Lipiec, (2017) para o teor de areia no solo.

Já o teor de argila apresentou um GDE de 81,41%, sendo classificado com dependência espacial muito alta, o alcance para o teor de argila estabeleceu uma distância máxima de 610,2 m. O valor do alcance para o teor de areia foi superior ao teor de argila do solo, indicando uma maior continuidade da distribuição espacial da fração de areia na área cultivada. O modelo matemático dos semivariogramas e o GDE corroboram com Tola et al. (2017), enquanto que, somente o valor do alcance se aproxima do encontrado por Bottega et al. (2013b) para o teor de argila do solo.

Os semivariogramas dos atributos químicos do solo analisados, foi observado uma dependência espacial muito alta do Ca ( $\text{cmol}_c/\text{dm}^3$ ), do Mg ( $\text{cmol}_c/\text{dm}^3$ ) e da CTC ( $\text{cmol}_c/\text{dm}^3$ ) do solo, respectivamente caracterizada pelo GDE de 81,89, 99,95 e 81,54%. Com GDE muito alta do Ca disponível no solo, a distância máxima da dependência espacial foi definida com um alcance de 821,0 m. Os valores do alcance e do GDE do Ca na área cultivada são próximos dos encontrados por Ruiz et al. (2016) e Dalchiavon et al. (2017).

A avaliação do Mg ( $\text{cmol}_c/\text{dm}^3$ ) apresentou um GDE com 99,95%, sendo classificado com dependência espacial muito alta, o alcance identificou uma distância máxima de 857,9 m para dependência espacial do Mg na área cultivada. O valor do alcance da dependência espacial para o Mg encontrado neste estudo, foi superior aos encontrados por Zonta et al. (2014) e Ruiz et al. (2016) e inferior ao encontrado por Bottega et al. (2013b) em estudo da variabilidade espacial dos atributos químicos do solo.

Já o alcance encontrado para CTC ( $\text{cmol}_c/\text{dm}^3$ ) do solo, delimitou a dependência espacial em uma distância máxima de 809,0 m na área cultivada, apresentando um GDE de 81,54%, classificado com dependência espacial muito alta. Os valores do alcance e do GDE para CTC do solo foi superior a encontrada por Resende et al. (2014) e Matias et al. (2015) em avaliação da variabilidade espacial dos atributos químicos do solo.

Bernardi et al. (2017) não encontraram dependência espacial para areia, argila e CTC, o que demonstra, que as características das rochas que originaram esse solo interferem na variação do grau de dependência espacial dos atributos físico-químicos do solo

As produtividades da soja nas safras de 2016/2017 e 2017/2018 apresentaram uma dependência espacial muito alta, respectivamente, os valores dos GDE foram expressados em 99,93 e 95,92%. As distâncias máximas da dependência espacial para as produtividades da soja foram definidas com um alcance de 181,0 e 144,0 m, respectivamente para as safras de

2016/2017 e 2017/2018. Os valores do alcance são inferiores aos encontrados por Bottega et al. (2013a), entretanto, os valores do alcance e do GDE para soja nas safras de 2016/2017 e 2017/2018 se assemelham aos encontrados por Amado et al. (2007) e Müller et al. (2018).

Tabela 7. Modelos dos semivariogramas simples dos atributos físico e químicos do solo e para as produtividades da soja nas safras de 2016/2017 e 2017/2018

Parâmetros do Ajuste							
$\gamma(h)$ simples							
Variáveis	Modelo	C <sub>0</sub>	C <sub>0</sub> +C <sub>1</sub>	A (m)	R <sup>2</sup>	RSS	GDE (%)
Areia (%)	Esférico	1,4.10 <sup>1</sup>	4,39.10 <sup>2</sup>	809,0	0,767	3,83.10 <sup>5</sup>	96,80
Argila (%)	Esférico	1,0.10 <sup>1</sup>	5,38.10 <sup>1</sup>	610,2	0,958	1,89.10 <sup>2</sup>	81,41
Ca (cmol/dm <sup>3</sup> )	Esférico	2,1.10 <sup>-1</sup>	1,16.10 <sup>0</sup>	821,0	0,850	1,29.10 <sup>0</sup>	81,89
Mg (cmol/dm <sup>3</sup> )	Esférico	1,0.10 <sup>-4</sup>	2,37.10 <sup>-1</sup>	857,9	0,710	1,64.10 <sup>-1</sup>	99,95
CTC (cmol/dm <sup>3</sup> )	Esférico	3,2.10 <sup>-1</sup>	1,74.10 <sup>0</sup>	809,0	0,880	4,15.10 <sup>-1</sup>	81,54
Soja_2016/17 (t ha <sup>-1</sup> )	Esférico	1,0.10 <sup>-3</sup>	1,41.10 <sup>0</sup>	181,0	0,601	1,82.10 <sup>-1</sup>	99,93
Soja_2017/18 (t ha <sup>-1</sup> )	Esférico	2,2.10 <sup>-2</sup>	4,60.10 <sup>-1</sup>	144,0	0,505	6,04.10 <sup>-3</sup>	95,22

C<sub>0</sub> – Efeito pepita; C<sub>0</sub>+C<sub>1</sub> – Patamar; A – Alcance; R<sup>2</sup> – Coeficiente de determinação; RSS – Grau de Dependência Espacial

#### 12.4. Mapas de contorno

Os modelos e parâmetros do semivariogramas ajustados para os atributos físico-químicos do solo e produtividades da soja nas safras de 2016/2017 e 2017/2018, permitiram a interpolação dos valores amostrados por meio de técnica da krigagem ordinária, a fim de construir os mapas da variabilidade espacial para os atributos do solo e as produtividades das culturas estudadas.

O mapa da variabilidade espacial para o teor de areia no solo representado pela Figura 7A, caracteriza uma variação entre 8 e 60% do teor de areia no solo. Observando o mapa do teor de areia no solo, identifica-se que, as regiões oeste e noroeste retêm a menor fração de areia de 8 a 21%, enquanto que, as regiões nordeste e região leste tem-se uma concentração média da fração de areia no solo de 34 a 47%. As outras regiões do mapa apresentam uma concentração superior a 47% do teor de areia no solo, com uma área de 60,05 ha, representando 54,59% da área total cultivada.

O mapa da variabilidade espacial do teor de argila no solo Figura 7B, apresenta uma variação de 26 e 50% do teor de argila no solo. O mapa do teor de argila destaca as regiões oeste e parte da região leste com a maior fração de argila (44 a 50%) com uma área de 15,16 ha, representando 13,78% da área total cultivada. Observando o mapa de argila da Figura 7B, identifica-se as regiões noroeste, leste e sul com uma baixa concentração da fração de argila no solo (26%) em 31,58 ha da área total cultivada.

A distribuição da fração de areia no solo Figura 7A apresenta regiões contrárias as regiões de distribuição da fração de argila no solo Figura 7B. Segundo Bottega et al. (2013b) o comportamento inverso da distribuição das frações de areia e argila no solo, refere-se à unidade de mediada, logo que, os teores de areia, argila e silte do solo são medidos em porcentagem, justificando a inversão na distribuição do solo.

O mapa representativo da variabilidade espacial do Ca  $\text{cmol}_c/\text{dm}^3$  disponível no solo Figura 7C, permitiu observar uma variação entre 1,1 e 4,2  $\text{cmol}_c/\text{dm}^3$  de Ca disponível no solo. Com o mapa de disponibilidade de Ca no solo foi possível identificar que as regiões sudoeste e sul apresentaram zona de maior concentração de Ca disponível no solo (3,4 a 4,2  $\text{cmol}_c/\text{dm}^3$ ). No restante da área de cultivo prevaleceu baixa concentração de Ca disponível no solo (1,8 a 2,6  $\text{cmol}_c/\text{dm}^3$ ).

A variabilidade espacial do Mg  $\text{cmol}_c/\text{dm}^3$  disponível no solo, representada pelo mapa na Figura 7D apresenta variação entre 0,2 e 1,1  $\text{cmol}_c/\text{dm}^3$  de Mg disponível no solo. O mapa do Mg destaca as regiões sudoeste e sul com uma zona de maior concentração de Mg disponível no solo de 0,8 a 1,1  $\text{cmol}_c/\text{dm}^3$ . Nas regiões noroeste, norte e nordeste, identificou-se zona com menor concentração Mg disponível no solo (0,2  $\text{cmol}_c/\text{dm}^3$ ).

O mapa de variabilidade espacial da CTC  $\text{cmol}_c/\text{dm}^3$  disponível no solo, Figura 7E, apresentou uma variação entre 4,4 e 9,2  $\text{cmol}_c/\text{dm}^3$  de CTC disponível no solo. No mapa destaca a região sudoeste com a maior concentração de CTC disponível no solo com valores entre 8,1 a 9,2  $\text{cmol}_c/\text{dm}^3$ , no entanto a região sudeste caracteriza-se a menor disponibilidade de CTC no solo (4,4  $\text{cmol}_c/\text{dm}^3$ ). A concentração da CTC disponível no solo nas regiões sudoeste, oeste, norte e leste apresentaram valores acima da média da CTC disponível no solo na área de cultivo.

Os mapas do Ca, Mg e CTC disponíveis no solo, respectivamente (Figuras 7C, 7D e 7E) e do teor de argila no solo (Figura 7A), permitiram visualizar a similaridade entre as regiões com atributos químicos disponíveis no solo e o teor de argila do solo, destacando as regiões sudoeste e oeste da área cultivada com a maior concentração dos atributos químicos disponíveis no solo e do teor de argila no solo. Essa concentração de argila segundo Matias et al. (2015) reduzem as perdas dos nutrientes por lixiviação, apresentando maior capacidade de retenção de cátions e água nas partículas do solo.

O mapa representativo da variabilidade espacial da produtividade da soja na safra 2016/2017 (Figura 7F), apresentou uma variação da produtividade entre 2,2 e 7,4  $\text{t ha}^{-1}$  de soja. O mapa define as regiões oeste, leste e parte da região central como zonas de maior

produtividade de soja (6,1 a 7,4 t ha<sup>-1</sup>), observando o mapa de produtividade evidencia-se a região sudoeste como zona de menor produtividade (2,2 t ha<sup>-1</sup>).

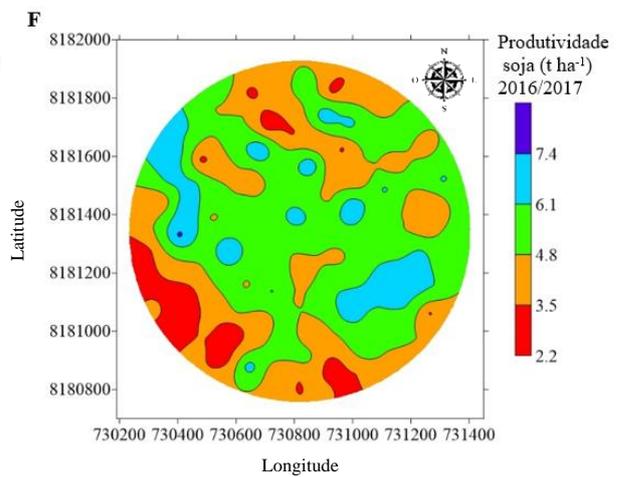
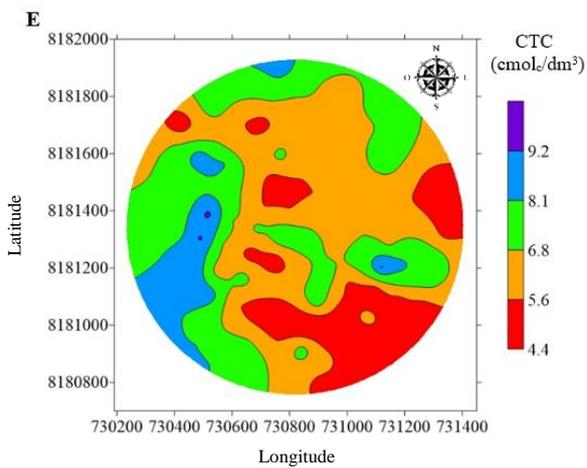
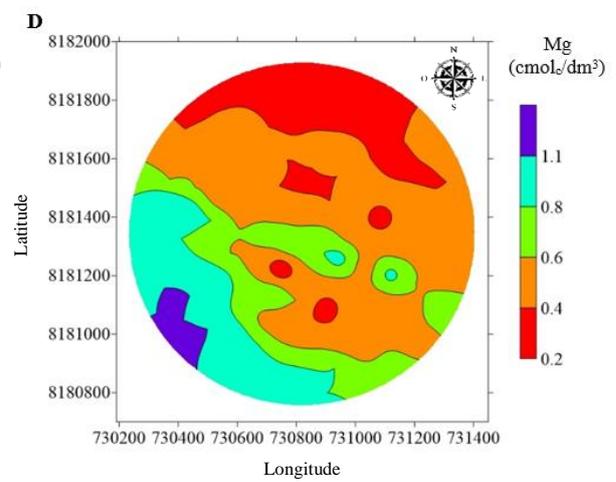
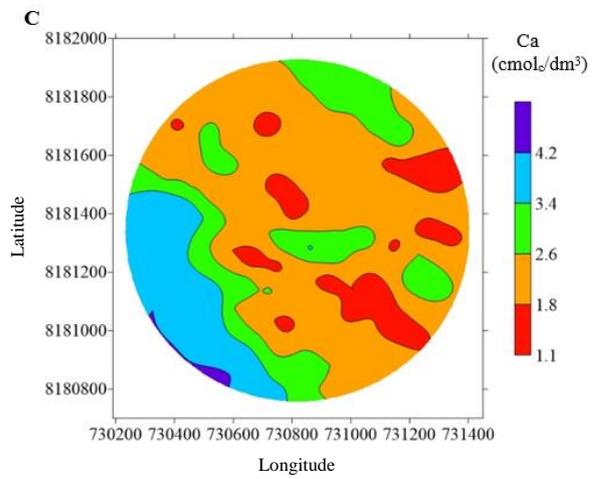
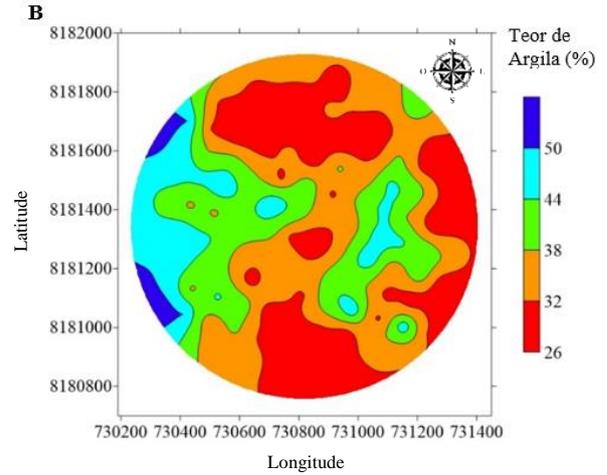
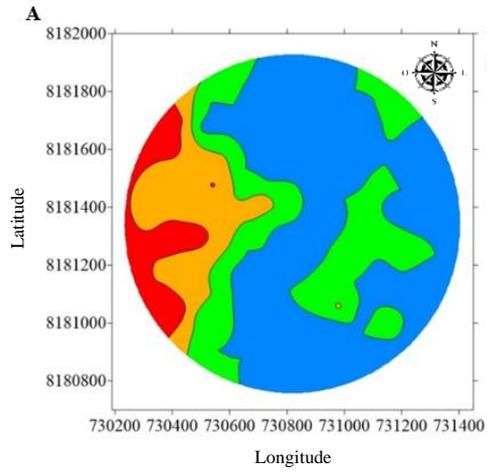
A variabilidade espacial para produtividade da soja na safra de 2017/2018, representado pelo mapa na (Figura 7G), apresentou uma variação na produtividade entre 3,2 e 7,2 t ha<sup>-1</sup> de soja, evidenciando pequenas zonas de baixa produtividade (3,2 t ha<sup>-1</sup>) nas regiões oeste e nordeste da área cultivada, as demais regiões apresentaram produtividade média de (5,2 t ha<sup>-1</sup>).

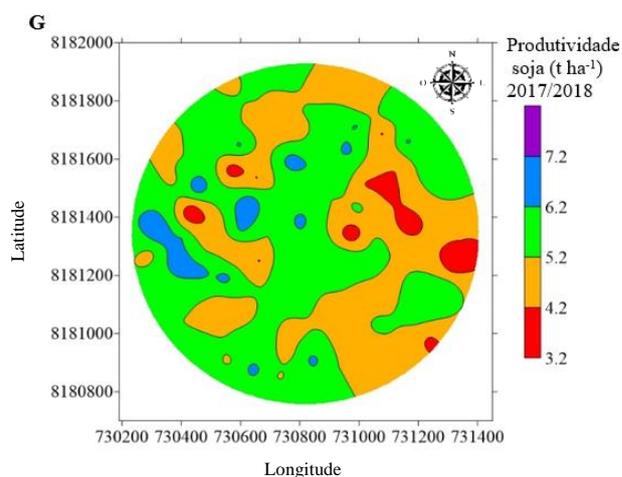
Os mapas de produtividade da soja para safra de 2016/2017 e de 2017/2018 apresentaram similaridade entre as regiões de maior produtividade, conforme Clemente e Boiteux, (2012) a correlação entre as áreas de maior produtividade pode ser explicada pela quantidade de adubação de plantio utilizado nas safras anteriores.

Os mapas de produtividade da soja nas safras de 2016/2017 (Figura 7F) e 2017/2018 (Figura 7G) indicaram uma similaridade entre as regiões com maior produtividade e as regiões com maior concentração de Ca (Figura 7C) disponível no solo. O Ca está relacionado ao crescimento de meristemas e o desenvolvimento apropriado dos ápices radiculares e na fosforilação fotossintética, logo pode ter influenciado na produtividade, conforme Clemente e Boiteux, (2012).

Os mapas de produtividade da soja para safra de 2016/2017 (Figura 7F) e de 2017/2018 (Figura 7G) apresentaram uma similaridade entre as regiões com áreas que tiveram uma média produtividade. Os mapas de produtividades apresentando a distribuição de diferentes potenciais produtivos corroboram com os encontrados por Santi et al. (2013); Matias et al. (2015) e Müller et al. (2018).

Os mapas dos atributos químicos do solo disponíveis na área de cultivo (Figura 7C, 7D e 7E), apresentaram similaridade entre o mapa de produtividade da soja na safra de 2017/2018 (Figura 7G), indicando relação entre as regiões com maior produtividade e as regiões com a maior concentração de atributos químicos disponíveis no solo. A quantidade de nutrientes fornecido nessas áreas para a cultura, de forma geral, os tratos culturais são fatores que influenciam diretamente o seu crescimento, desenvolvimento e sua produtividade, conforme Clemente e Boiteux, (2012).





**Figura 7.** Mapas de contorno da variabilidade espacial para o teor de areia do solo (A); teor de argila no solo (B); Ca disponível no solo (C); Mg disponível no solo (D); CTC disponível no solo (E); produtividade da soja na safra de 2016/2017 (F); produtividade da soja na safra de 27/2018 (G)

### 12.5. Mapas de classes

Os mapas de produtividade da soja referente as safras de 2016/2017 e 2017/2018, permitiram elaborar mapas de classificação categórica relacionado a cada produtividade da safra estudada. Os mapas de classificação definiram classes de baixa, média e alta produtividade, conforme apresentado na Figura 8.

Seguindo os critérios de classificação de classes proposto por Bottega et al. (2013a), em que, o intervalo de baixa produtividade é compreendido pela média do talhão menos 0,5 vezes o desvio padrão; a média produtividade é o intervalo entre a baixa e alta produtividade, e a classe da alta produtividade é compreendido pela média do talhão mais 0,5 vezes o desvio padrão.

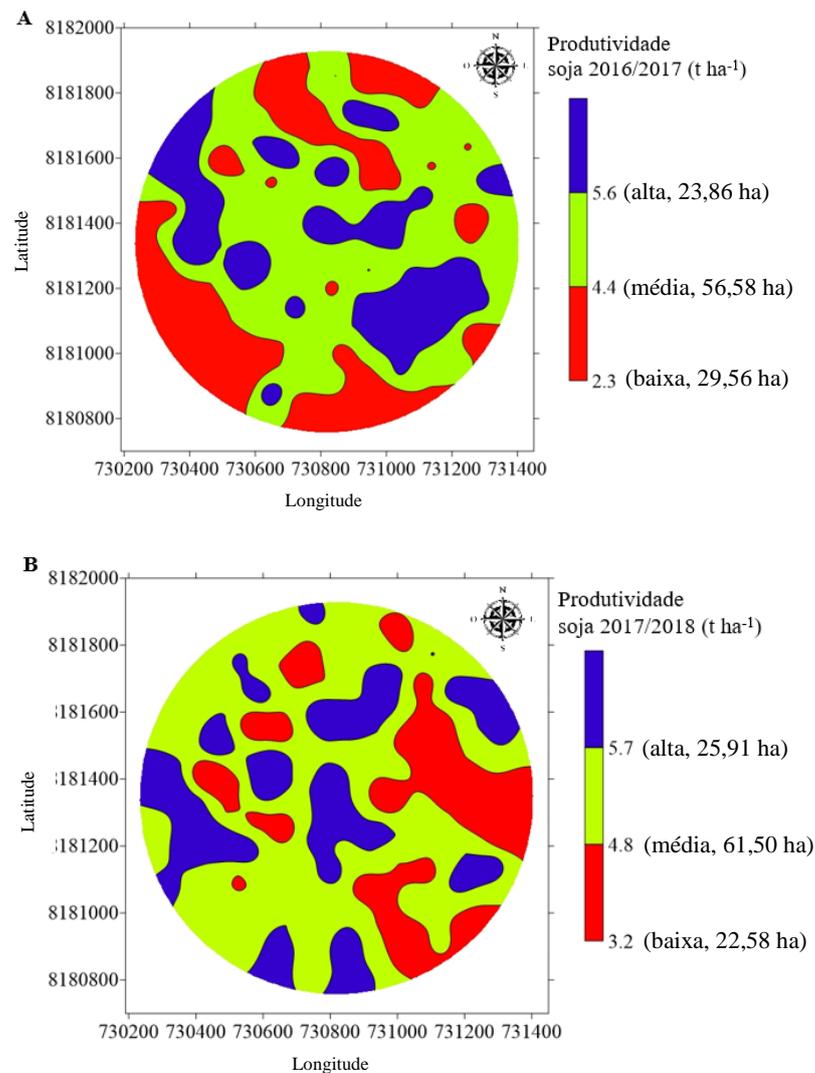
O mapa de classe para safra de 2016/2017 (Figura 8A), classificou as regiões sudoeste, sudeste e parte da região norte como zona de baixa produtividade (2,3 t ha<sup>-1</sup>), com área de 29,56 ha representando 26,88% da área total cultivada. A zona de alta produtividade (5,6 t ha<sup>-1</sup>) é identificada nas regiões oeste, leste e parte do centro-oeste do mapa de classe com área de 23,86 ha correspondendo a 21,69% da área total cultivada. Com área de 56,58 ha a zona de média produtividade (4,4 t ha<sup>-1</sup>) representando 51,44% da produtividade total da área cultivada.

O mapa de classe para safra de 2017/2018 (Figura 8B), classificou as regiões sudoeste, sudeste e parte do norte como zona de baixa produtividade (3,2 t ha<sup>-1</sup>), com área de 22,58 ha representando 20,53% da área total cultivada. A zona de alta produtividade (5,7 t ha<sup>-1</sup>) é identificada nas regiões oeste, leste e parte do centro-oeste do mapa de classe com área de

25,91 ha correspondente a 23,56% da área total cultivada. Com área de 61,50 ha a zona de média produtividade ( $4,8 \text{ t ha}^{-1}$ ) representa 55,91% da produtividade total da área cultivada.

Nos mapas de classes das produtividades da soja na safra de 2016/2017 (Figura 8A) e 2017/2018 (Figura 8B), identificaram que, áreas com classe média de produtividade representaram a maior área de produtividade correspondendo com 51,44 e 55,91% da área total cultivada, respectivamente. As áreas representadas pela classe média de produtividade da cultura, são inferiores as encontradas por Amado et al. (2007) e Bottega et al. (2013a), que 90% da produtividade foi classificada como classe média.

Conforme Santi et al. (2013), os mapas com classes de baixa, média e alta produtividade, definem zonas com diferentes potenciais produtivos que permitem o produtor realizar manejos diferenciado, de acordo com a necessidade específica do solo e da planta.



**Figura 8.** Mapas da classificação categórica para produtividade da soja na safra de 2016/2017 e produtividade da soja na safra 2017/2018 (B)

## 12.6. Mapa temporal para cultura da soja

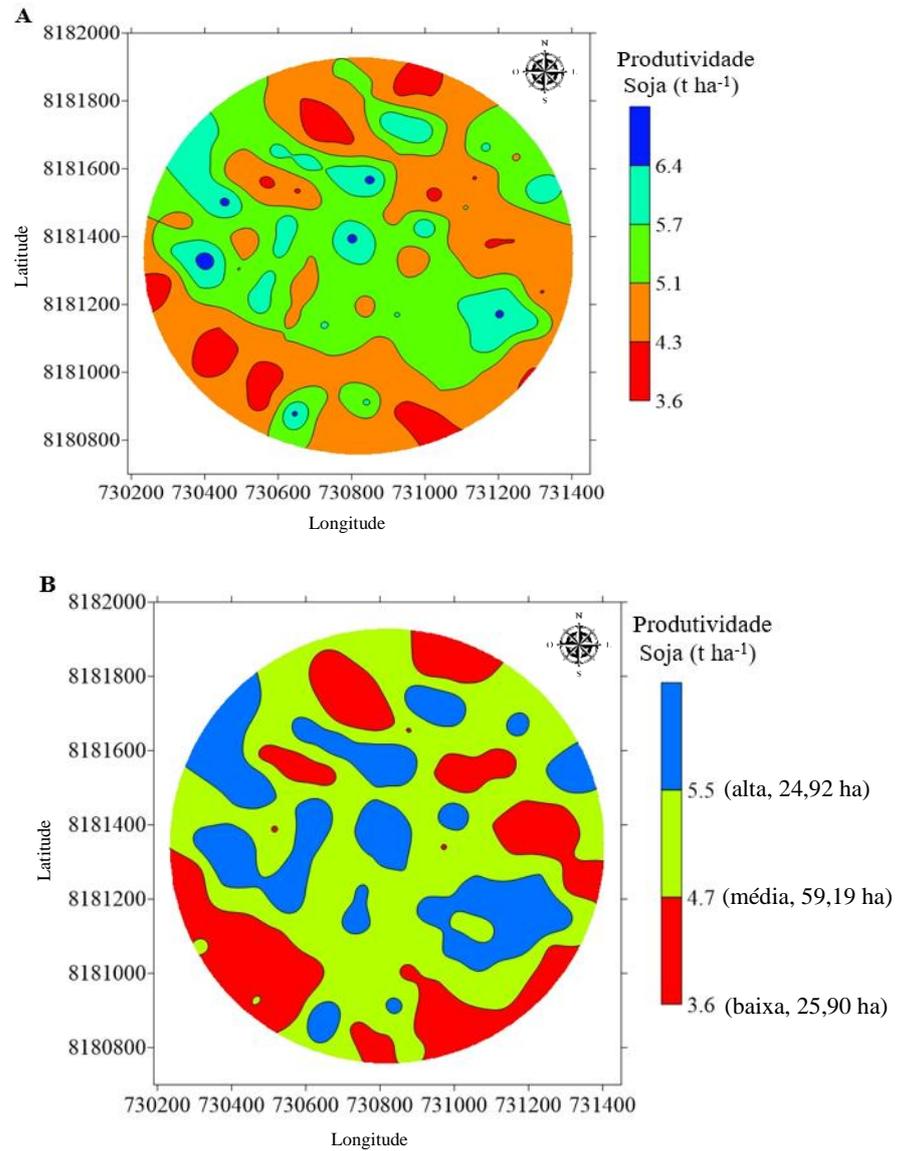
Os mapas de produtividade da soja nas safras de 2016/2017 e 2017/2018 proporcionaram a confecção do mapa temporal para produtividade da soja Figura 9. O mapa temporal da produtividade permite avaliar a variabilidade temporal, definindo regiões que apresentem estabilidade na produtividade, permitindo a definição de zonas para um manejo diferenciado da cultura.

O mapa de produtividade temporal da soja (Figura 9A), mostrou variação da produtividade de 3,6 a 6,4 t ha<sup>-1</sup> em diferentes regiões. As regiões centro-oeste e nordeste da área cultivada apresentaram uma produtividade de soja acima de 5,1 t ha<sup>-1</sup>. As regiões que apresentaram maiores produtividades no mapa temporal para produtividade da soja (Figura 9A) apresentaram similaridade com os mapas de produtividade da soja nas safras de 2016/2017 (Figura 7F) e de 2017/2018 (Figura 7G).

O mapa de classificação categórica para produtividade temporal da soja (Figura 9B) apresentou áreas com zonas de baixa, média e alta produtividade. A classificação das áreas definiu as regiões sudoeste, sudeste e parte da região norte-nordeste como zona de baixa produtividade de soja (3,6 t ha<sup>-1</sup>), com área de 25,90 ha, correspondendo a 23,55% da área total cultivada. As regiões sudestes, centro-oeste, norte e leste do mapa de produtividade foram classificadas como zonas de alta produtividade de soja (5,5 t ha<sup>-1</sup>), com área de 24,92 ha, representando 22,65% da área total cultivada. A maior concentração de produtividade por área cultivada corresponde as zonas de média produtividade de soja (4,7 t ha<sup>-1</sup>), tendo área de 59,19 ha, representando 53,80% da área total cultivada.

As zonas de média e alta produtividade do mapa de classificação para produtividade temporal da soja (Figura 9B) apresentam similaridade com os mapas de classe para produtividade da soja nas safras de 2016/2017 (Figura 8A) e de 2017/2018 (Figura 8B).

Segundo Amado et al. (2007) e Santi et al. (2013), o mapa de produtividade temporal oriundo dos mapas sequenciais de produtividade da cultura, permite a delimitação de zonas com distintos potenciais produtivos. A definição das zonas no mapa temporal, torna-se possível uma investigação mais detalhada da região, a fim de relacionar a instabilidade da produtividade e os atributos físico e químico do solo.



**Figura 9.** Mapa temporal para produtividade da soja nas safras de 2016/2017 e 2017/2018 (A); classificação categórica para produtividade da soja nas safras de 2016/2017 e 2017/2018 (B)

### **13. CONCLUSÃO**

As variáveis permitiram identificar a variabilidade espacial na área em estudo, permitindo identificar a baixa correlação entre a produtividade e os atributos físico e químicos do solo;

O mapa de classe para produtividade temporal da soja permitiu identificar que 23,55% da área apresentou baixa produtividade e 53,80% com produtividade média;

A avaliação dos mapas de classes para variabilidade da produtividade de soja permitiu identificar que no primeiro ano houve 21,69% da área como alta produtividade e no segundo ano com 23,46%, apresentando uma redução das regiões com baixa produtividade;

O mapa temporal da produtividade da área pode ser uma ferramenta de apoio para o produtor nas tomadas de decisões em relação ao manejo da cultura.

#### 14. REFERÊNCIAS

- ALCÂNTARA, G.R. **Variabilidade espacial e temporal da produtividade de milho e soja e sua relação com atributos do solo**. 2015. 82p. (Doutorado em Engenharia Agrícola). Departamento de Engenharia Agrícola, Universidade Federal de Viçosa, Viçosa, 2015.
- AMADO, T.J.C.; PONTELLI, C.B.; SANTI, A.L.; VIANA, J.H.M.; SULZBACH, L.A.S. Variabilidade espacial e temporal da produtividade de culturas sob sistema de plantio direto. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, v.42, n.8, p.1101-1110, 2007.
- BERMUDEZ-EDO, M.; BARNAGHI, P.; MOESSNER, K. Analysing real world data streams with spatio-temporal correlations: Entropy vs Pearson correlation. **Automation in Construction**, Maryland, v.88, p.87-100, 2018.
- BERNARDI, A.C.C.; GREGO, C.R.; ANDRADE, R.G.; RABELLO, L.M.; INAMASU, R.Y. Spatial variability of vegetation index and soil properties in an integrated crop-livestock system. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola**, Campina Grande, v.21, n.8, p.513-518, 2017.
- BOTTEGA, E.L.; PINTO, F.A.C.; QUEIROZ, D.M.; SANTOS, N.T.; SOUZA, C.M.A. Variabilidade espacial e temporal da produtividade de soja no Cerrado brasileiro. **Revista Agrarian**, Dourados, v.6, n.20, p.167-177, 2013a.
- BOTTEGA, E.L.; QUEIROZ, D.M.; PINTO, F.A.C.; SOUZA, C.M.A. Variabilidade espacial de atributos do solo em sistema de semeadura direta com rotação de culturas no cerrado brasileiro. **Revista Ciência Agrônômica**, Fortaleza, v.44, n.1, p.1-9, 2013b.
- BURAK, D.L.; SANTOS, D.A.; PASSOS, R.R. Variabilidade espacial de atributos físicos: relação com relevo, matéria orgânica e produtividade em café conilon. **Coffee Science**, Lavras, v.11, n.4, p.455-466, 2016.
- CAMPOS, M.C.C.; OLIVEIRA, I.A.; SANTOS, L.A.C.; AQUINO, R.E.; SOARES, M.D.R. Variabilidade espacial da resistência do solo à penetração e umidade em áreas cultivadas com mandioca na região de Humaitá, AM. **Revista Agro@mbiente**, v.6, n.6, p.9-16, 2012.
- CEROZI, B.S.; FITZSIMMONS, K. The effect of pH on phosphorus availability and speciation in an aquaponics nutrient solution. **Bioresourse Technology**, Tucson, v.219, p.778-781, 2016.
- Clemente, f.m.v.t.; boiteux, l.s. **Produção de tomate para processamento industrial**. Brasília: Ed. Embrapa Hortaliças, 344p, 1999.
- CONAB, COMPANHIA NACIONAL DE ABASTECIMENTO. **Acompanhamento da safra brasileira grãos**. Sétimo levantamento, v.5, n.7, abril, 2018. Disponível em:< Acomp. safra bras. grãos, v. 7 Safra 2017/18 - Sétimo levantamento, Brasília, p. 1-139 abril 2018.>. Acesso em: 03 Mai 2018.
- CONRADO NETO, F.C.; SAMPAIO, F.M.T.; VELOSO, E.C.; MATIAS, S.S.R.; ANDRADE, F.R.; LOBATO, M.G.R. Variabilidade espacial da resistência à penetração em neossolo litólico degradado. **Revista Brasileira de Ciências do Solo**, Viçosa, v.39, p.1353-1361, 2015.
- DALCHIAVON, F.C.; CARVALHO, M.P. Correlação linear e espacial dos componentes de produção e produtividade da soja. **Ciências Agrárias**, Londrina, v.33, n.2, p.541-552, 2012.

- DALCHIAVON, F.C.; RODRIGUES, A.R.; LIMA, E.S.; LOVERA, L.H; MONTANARI, R. Variabilidade espacial de atributos químicos do solo cultivado com soja sob plantio direto. **Revista de Ciências Agroveterinárias**, Lages, v.16, n.2, p.144-154, 2017.
- FIGUEIREDO, A.S.T.; RESENDE, J.T.V.; FARIA, M.V.; PAULA, J.T.; RIZZARDI, D.A.; MEERT, L. Agronomic evaluation and combining ability of tomato inbred lines selected for the industrial segment. **Horticultura Brasileira**, Brasília, v.35, p.86-92, 2016.
- FORTES, R.; PRIETO, M.H.; GARCÍA-MARTÍN, A.; CÓRDOBA, A.; MARTÍNEZ, L.; CAMPILLO, C. Using NDVI and guided sampling to develop yield prediction maps of processing tomato crop. **Spanish Journal of Agricultural Research**, La Coruña, v.13, p.2-9, 2015.
- FREITAS, J.R.B.; MOITINHO, M.R.; TEIXEIRA, D.B.; BICALHO, E.S.; SILVA JÚNIOR, J.F.; SIQUEIRA, D.S.; BARBOSA, B.F.F.; SOARES, P.L.M.; PEREIRA, G.T. Soil factors influencing nematode spatial variability in soybean. **Agronomy Journal**, Madison, v.109, p.1-10, 2017.
- GAJDA, A.M.; CZYZ, E.A.; DEXTER, A.R. Effects of long-term use of different farming systems on some physical, chemical and microbiological parameter of soil quality. **International Agrophysics**, Polonia, v.30, p.165-172, 2016.
- GALGA, B.; KABALA, C.; KARCZEWSKA, A.; SOWINSKI, J.; JAKUBIEC, J. Variability of soil properties in an intensively cultivated experimental field. **Soil Science Annual**, Polonia, v.67, p.16-16, 2016.
- GULSER, C.; EKBERLI, I.; CANDEMIR, F.; DEMIR, Z. Spatial variability of soil physical properties in a cultivated field. **Eurasian Journal of Soil Science**, Turquia, v.5, n.3, p.192-200, 2016.
- IBGE, INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **Levantamento sistemático da produção agrícola**. Disponível em: <[agenciadenoticias.ibge.gov.br/media/com\\_media/ibge/arquivos/bf39ec2dcc4a7e261cb6db06f6d677dd.pdf](http://agenciadenoticias.ibge.gov.br/media/com_media/ibge/arquivos/bf39ec2dcc4a7e261cb6db06f6d677dd.pdf)>. Acesso em: 03 Mai 2018.
- IMB, INSTITUTO MAURO BORGES DE ESTATÍSTICA E ESTUDOS SOCIOECONÔMICOS. **Cultivo do tomate industrial no estado de Goiás: Evolução das áreas de plantio e produção**. Disponível em: <[http://www.imb.go.gov.br/pub/conj/conj34/artigo\\_07.pdf](http://www.imb.go.gov.br/pub/conj/conj34/artigo_07.pdf)>. Acesso em: 08 abr 2015.
- LIMA, F.V.; SILVINO, G.S.; MELO, R.S.S.; LIRA, E.C.; RIBEIRO, T.S. Variabilidade espacial de atributos físicos do solo em área de encosta sob processo de degradação. **Revista Caatinga**, Mossoró, v.28, n.4, p.53-63, 2015.
- MATIAS, S.S.R.; NOBREGA, J.C.A.; NOBREGA, R.S.A.; ANDRADE, F.R.; BAPTISTEL, A.C. Variabilidade Espacial de atributos químicos em Latossolo cultivado de modo convencional com soja no cerrado piauiense. **Revista Agro@mbiente**, Boa Vista, v.9, n.1, p.17-26, 2015.
- MONTEIRO, A.; MENEZES, R.; SILVA, M.E. Modelling spatio-temporal data with multiple seasonalities: The NO<sub>2</sub> Portuguese case. **Spatial Statistics**, Amsterdam, v.22, n.2, p.371-387, 2017.
- MÜLLER, D.H.; CAMILI, E.C.; SCARAMUZZA, W.L.M.P.; ALBUQUERQUE, M.C.F. Spatial variability in soybean seeds quality and in chemical attributes of the soil of a

production field in the Brazilian Cerrado, **Journal of Seed Science**, Londrina, v.40, n.1, p.25-35, 2018.

OLIVEIRA, I.A.; CAMPOS, M.C.C.; SOARES, M.D.R.; AQUINO, R.E.; MARQUES JÚNIOR, J.; NASCIMENTO, E.P. Variabilidade espacial de atributos físicos em um cambissolo háplico, sob diferentes usos na região sul do Amazonas. **Revista Brasileira de Ciências do Solo**, Viçosa, v.37, p.1103-1112, 2013.

RESENDE, J.M.A.; MARQUES JUNIOR, J.; MARTINS FILHO, M.V.; DANTAS, J.S.; SIQUEIRA, D.S.; TEIXEIRA, D.B. Variabilidade Espacial de atributos de solo coesos do leste maranhense. **Revista Brasileira de Ciências do Solo**, Viçosa, v.38, p.1077-1090, 2014.

RIBEIRO, A.C.; GUIMARÃES P.T.G.; ALVAREZ, V.H. **Recomendações para o uso de corretivos e fertilizantes em Minas Gerais – 5ª aproximação**. Viçosa: Ed. UFV, 359p, 1999.

RUIZ, J.G.C.L.; ZANATA, M.; PISARA, T.C.T. Variabilidade espacial dos atributos químicos do solo em áreas de *pinus* do instituto florestal de batatais – SP. **Applied Research & Agrotechnology**, Parana, v.9, n.2, p.87-97, 2016.

SANTI, A.L.; AMADO, T.J.C.; EITELWEIN, M.T.; CHERUBIN, M.R.; SILVA, R.F.; DA ROS, C.O. Definição de zonas de produtividade em áreas manejadas com agricultura de precisão. **Revista Brasileira de Ciências Agrárias**, Recife, v.8, n.3, p.510-515, 2013.

SANQUETTA, C.R.; BEHLING, A.; CORTE, A.P.D.; RUZA, M.S.; SIMON, A.; SÃO JOSÉ, J.F.B. Relação hipsométrica em inventários pré-corte em povoamentos de *Acacia mearnsii* De Wild. **Científica**, Jaboticabal, v.42, n.1, p.80-90, 2014.

SEIDEL, E.J.; OLIVEIRA, M.S. Proposta de uma generalização para os modelos de semivariogramas Exponencial e Gaussiano. **Revista Semina**, Londrina, v.34, n.1, p.125-132, 2013.

SILVA, L.C. Dust and moisture shrinks. **Revista Grãos Brasil**, Maringá, n.34, p.23-27, 2015.

SILVA, E.N.S.; MONTANARI, R.; PANOSSO, A.R.; CORREA, A.R.; TOMAZ, P.K.; FERRAUDO, A.S. Variabilidade de atributos físicos e químicos do solo e produção de feijoeiro cultivado em sistema de cultivo mínimo com irrigação. **Revista Brasileira de Ciências do Solo**, Viçosa, v.38, p.598-607, 2015.

TEIXEIRA, P.C.; DONAGEMMA, G.K.; FONTANA, A.; TEIXEIRA, W.G. Manual de métodos de análise de solo. 3. ed. Revista Ampliada. Brasília: Embrapa, 2017, 513p.

TOLA, E.; AL-GAADI, K.A.; MADUGUNDU, R.; ZEYADA, A.M.; KAYAD, A.G.; BIRADAR, C.M. Characterization of spatial variability of soil physicochemical properties and its impact on Rhodes grass productivity. **Saudi Journal of Biological Sciences**, Arabia Saudita, v.24, p.421-429, 2017.

USOWICZ, B.; LIPIEC, J. Spatial variability of soil properties and cereal yield in a cultivated field on sandy soil. **Soil & Tillage Research**, Lublin, v.174, p.241-250, 2017.

ZONTA, J.H.; BRANDÃO, Z.N.; MEDEIROS, J.C.; SANA, R.S.; SOFIATTI, V. Variabilidade espacial da fertilidade do solo em área cultivada com algodoeiro no Cerrado do Brasil. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, Campina Grande, v.18, n.6, p.595-602, 2014.