

UNIVERSIDADE TECNOLÓGICA FEDERAL DO PARANÁ

ARTHUR EDUARDO AMADORI

**ANÁLISE DE CAUSA E EFEITO DA REFLECTÂNCIA ESPAÇO-TEMPORAL E
AGROMETEOROLÓGICA EM CULTURAS DE INVERNO NO MUNICÍPIO DE PB
NO ANO DE 2020**

**PATO BRANCO
2021**

ARTHUR EDUARDO AMADORI

**ANÁLISE DE CAUSA E EFEITO DA REFLECTÂNCIA ESPAÇO-TEMPORAL E
AGROMETEOROLÓGICA EM CULTURAS DE INVERNO NO MUNICÍPIO DE PB
NO ANO DE 2020**

**Cause-effect analysis of spatiotemporal and agrometeorological reflectance in winter
crops in the county of Pato Branco in 2020**

Trabalho de Conclusão de Curso de graduação
apresentado como requisito parcial à obtenção do título
de Bacharel em Agronomia do Curso de Agronomia da
Universidade Tecnológica Federal do Paraná (UTFPR).

Orientador: Adão Robson Elias

Coorientador: Henrique dos Santos Felipetto

PATO BRANCO

2021



[4.0 Internacional](https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/)

Esta licença permite download e compartilhamento do trabalho desde que sejam atribuídos créditos ao(s) autor(es), sem a possibilidade de alterá-lo ou utilizá-lo para fins comerciais. Conteúdos elaborados por terceiros, citados e referenciados nesta obra não são cobertos pela licença.

ARTHUR EDUARDO AMADORI

**ANÁLISE DE CAUSA E EFEITO DA REFLECTÂNCIA ESPAÇO-TEMPORAL E
AGROMETEOROLÓGICA EM CULTURAS DE INVERNO NO MUNICÍPIO DE PB
NO ANO DE 2020**

Trabalho de Conclusão de Curso de graduação
apresentado como requisito parcial à obtenção do título
de Bacharel em Agronomia do Curso de Agronomia da
Universidade Tecnológica Federal do Paraná (UTFPR).

Data de aprovação: 25/novembro/2021

Adão Robson Elias
Doutorado em Agronomia
Universidade Tecnológica Federal do Paraná

Henrique dos Santos Felipetto
Titulação Mestre em Engenharia Agrícola
Universidade Tecnológica Federal do Paraná

Douglas Stefanello Facco
Mestre em Geografia
Universidade Tecnológica Federal do Paraná

**PATO BRANCO
2021**

AGRADECIMENTOS

Certamente estes parágrafos não irão atender a todas as pessoas que fizeram parte dessa importante fase de minha vida. Portanto, desde já peço desculpas àquelas que não estão presentes entre essas palavras, mas elas podem estar certas que fazem parte do meu pensamento e de minha gratidão.

Agradeço ao Professor Henrique Felipetto dos Santos por ter sido meu guia nessa trajetória, sem dúvida seus ensinamentos e conselhos irão me acompanhar muito além da vida acadêmica e são de valor inestimável.

Agradeço também ao professor Adão Robson Elias, que magistralmente foi capaz de me incentivar e corrigir, me fazendo ser um aluno e ser humano melhor. Gostaria de deixar registrado também, o meu reconhecimento à minha família, em especial ao meu pai, que me apresentou o mundo agrícola e a minha mãe, que em palavras não posso expressar por tudo que sou grato.

O Núcleo Brasileiro de VANT's para Aerolevantamentos (NUBRAVA) foi de suma importância para a realização deste trabalho, sem o auxílio dos equipamentos, estrutura e expertise este trabalho não poderia ser feito.

Agradeço aos amigos e colegas de turma por proporcionarem momentos de relaxamento em meio à rotina muitas vezes estafante do ensino superior.

Agradeço a Cooperativa Agropecuária Tradição (Coopertradição), através do Processo de Cooperação Técnica 23064.042202/2019-06, pela disponibilização da bolsa de estudos e equipamentos que tornaram este projeto viável.

RESUMO

O presente trabalho busca correlacionar o comportamento de culturas de inverno na região que engloba o município de Pato Branco, no sudoeste Paranaense baseando-se na variação do valor do NDVI (índice de vegetação com diferença normalizada) em relação à altitude e a variáveis meteorológicas adquiridas através de 6 estações meteorológicas instaladas ao longo da área no município em parceria com a Coopertradição, sendo as variáveis analisadas: amplitude térmica diária, temperatura média diária e precipitação acumulada. Para a análise dos dados foram utilizados o software QGIS e o Microsoft Excel com o plug-in XrealStatics. O objetivo é entender a dinâmica do desenvolvimento destas culturas, assim como aperfeiçoar o modelo para que seja empregado também em outros tipos de culturas podendo auxiliar na melhor compreensão da área de cultivo e como melhor adequar manejos mais assertivos para cada área do município.

Palavras-chave: culturas de inverno; índice vegetativo variáveis agrometeorológicas; NDVI.

ABSTRACT

The present work seeks to correlate the behavior of winter crops in the region that encompasses the county of Pato Branco, in southwestern Paraná, based on the variation of the NDVI value (normalized difference vegetation index) in relation to altitude and acquired meteorological variables through 6 meteorological stations installed throughout the area in the county in partnership with Coopertradição, being the variables analyzed: daily thermal amplitude, daily average temperature and accumulated precipitation. For data analysis, the QGIS software and Microsoft Excel with the XrealStatics plug-in were used. The objective is to understand the dynamics of the development of these cultures, as well as to improve the model so it can also be used in other types of cultures, helping to better understand the cultivation area and how to better adapt more assertive management to each area of the county.

Keywords: winter crops; vegetation index; agrometeorological variables; NDVI.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 – Período de plantio e colheita de cultras de inverno	13
Figura 2 – Relação de coloração vegetativa e o valor do NDVI	15
Figura 3 – Distribuição das estações meteorológicas pelo município de Pato Branco . .	17
Figura 4 – Layout de dados disponibilizados pelas estações meteorológicas	18
Figura 5 – Estação meteorológica PlugField modelo WS18	19
Figura 6 – Instalação e manutenção das estações meteorológicas nas propriedades de Independência (a) e da Fazenda da Barra b)	19
Figura 7 – Mapa do município com o indicativo das estações e dos pontos de coleta de dados analisados	20
Figura 8 – Layout do software QGIS	21
Figura 9 – Modelo de recorte do município de Pato Branco com interpolação dos dados obtidos das estações meteorológicas	22
Figura 10 – Mapas gerados ao longo do projeto	25
Figura 11 – Gráfico dos valores de variáveis adquiridas pelas estações meteorológicas ao longo do tempo	26
Figura 12 – Desenvolvimento do valor do NDVI ao longo do tempo	27
Figura 13 – Gráficos demonstrativos dos valores das variáveis por localidade ao longo do tempo	28
Figura 14 – Gráficos demonstrativos dos valores das variáveis por localidade ao longo do tempo	29
Figura 15 – Gráficos demonstrativos dos valores das variáveis por localidade ao longo do tempo	30
Figura 16 – Gráficos demonstrativos dos valores das variáveis por localidade ao longo do tempo	31
Figura 17 – Boxplot dos dados do NDVI	32
Figura 18 – Boxplot dos dados do NDVI	32
Figura 19 – Gráfico do coeficiente de determinação total em relação as variáveis	33

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Relação entre o valor do coeficiente e o nível da correlação	23
Tabela 2 – Valores de Média, Desvio Padrão e Variância das variáveis estudadas nas estações meteorológicas de Bom Retiro, Dom Carlos e Fazenda da Barra .	33
Tabela 3 – Valores de Média, Desvio Padrão e Variância das variáveis estudadas nas estações meteorológicas de Independência, Passo da Pedra e São Caetano .	34
Tabela 4 – Regressão linear simples para cada variável em função do NDVI	34
Tabela 5 – Regressão linear múltipla usando todas as variáveis em função do NDVI . .	35

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	9
2	OBJETIVOS	11
2.1	Objetivo Geral	11
2.2	Objetivos Específicos	11
3	REFERENCIAL TEÓRICO	12
3.1	Culturas de inverno	12
3.2	Sensoriamento remoto	13
3.3	Análise espectro-temporal	14
3.4	Sensores meteorológicos	16
4	MATERIAL E MÉTODOS	17
4.1	Instalação de uma rede de estações meteorológicas	18
4.2	Aquisição dos valores de NDVI	20
4.3	Análise de dados no QGIS	21
4.4	Análise estatística dos dados	21
5	RESULTADOS E DISCUSSÕES	25
5.1	Mapas de índice pluviométrico e temperaturas máxima e mínima gerados ao longo do estudo	25
5.2	Gráficos para análise das variáveis ao longo do tempo	26
5.3	Gráficos de Boxplot	32
5.4	Gráfico e tabelas para interpretação e comparação das variáveis entre regiões	32
5.5	Tabelas de correlação entre as variáveis	34
6	CONCLUSÃO	36
	REFERÊNCIAS	37

1 INTRODUÇÃO

É impossível falar da história da humanidade sem perceber a presença marcante da agricultura, que há milhares de anos, como indicado por Tomba (2013) vem proporcionando o desenvolvimento e crescimento da nossa espécie, seja através da produção de alimentos, fármacos, matéria-prima, rações, e uma infinidade de produtos que utilizamos e ainda estão por ser desenvolvidos.

Assim, conforme a humanidade evoluiu, a forma de fazer agricultura também, desde observação do melhor momento para plantar e colher determinadas culturas, assim como a melhor adaptabilidade destas para cada local geográfico, observando como existem diferentes respostas baseadas na altitude, variação de temperaturas, presença de pragas, dinâmica de período de estiagem e período e quantidade de chuvas.

Desta maneira, foram desenvolvidas novas técnicas de manejo e formas de cultivar, além do desenvolvimento de novas espécies e cultivares visando maiores resistências, seja aos distintos climas ou diferentes patógenos e pragas, e principalmente, visando uma maior produtividade e qualidade ao final de cada colheita. Além da parte biológica, novos tipos de ferramentas e maquinários foram desenvolvidos a fim de servir o trabalho no campo, evoluindo desde um início arcaico utilizando força animal, até o uso de maquinários com motores providos de grande potência, que possibilitam as máquinas plantar, aplicar defensivos agrícolas, adubar com precisão e colher as mais diversas culturas disponibilizando dados instantâneos como por exemplo a umidade e o peso do grão.

Dentro desta perspectiva evolutiva, e analisando realidade atual do nosso país, de acordo com os dados divulgados pelo Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada (IPEA), citam que a produtividade na agricultura do Brasil cresceu num período de 41 anos uma taxa média anual de 3,08% (1975-2016), reflexo dos altos investimentos no setor e desenvolvimentos alcançados ao longo do tempo, o que consolida a ideia que quanto maior o investimento em tecnologia na área resulta em maior produtividade e eficiência no setor agrícola.

Porém mesmo com o constante aumento da produtividade os desafios enfrentados pela agricultura são constantes, desde o balanço nos preços de insumos com o do produto final, a inconstância do clima em determinadas regiões, e o de produzir mais e melhor em um mesmo espaço físico.

Partindo destas problemáticas, se faz necessário a melhor utilização da tecnologia disponível para ajudar o produtor rural a alcançar o melhor rendimento possível na sua propriedade, auxiliam no melhor manejo da safra, podendo antecipar ataques de pragas e patógenos e também corrigir problemas nutricionais das plantas e relacionados a estiagem, possibilitando a obtenção de informações de uma maneira extremamente rápida, o que auxilia na tomada de decisões que podem contribuir para o sucesso da lavoura, ou ao menos minimizar os prejuízos em casos mais extremos.

Neste trabalho, a tecnologia em foco é o sensoriamento remoto, onde é possível se obter informações do que se passa no local de cultivo sem a necessidade de estar presente fisicamente, especificamente através de sensores orbitais e estações meteorológicas, tendo como dados analisados: índice vegetativo, temperaturas, precipitação e altitude.

Com o foco na região que abrange o município de Pato Branco-PR, que possui como principal atividade econômica a produção agrícola, o presente trabalho busca trazer uma primeira análise utilizando valores do Índice de Vegetação com Diferença Normalizada (NDVI) obtidas por sensores de satélites e também de análise de dados agrometeorológicos obtidos por estações meteorológicas disponibilizadas em parceria com a Coopertradição.

2 OBJETIVOS

2.1 Objetivo Geral

Aplicar técnicas de sensoriamento remoto orbital no monitoramento de culturas de inverno no município de Pato Branco, Paraná, com o propósito de possibilitar melhores escolhas de culturas e manejos para cada região.

2.2 Objetivos Específicos

- Levantar dados de sensoriamento remoto no município de Pato Branco e observar o comportamento espectral da safra de inverno de 2020;
- Verificar as relações de causa e efeito entre dados meteorológicos, altitude e dados de sensores orbitais.

3 REFERENCIAL TEÓRICO

3.1 Culturas de inverno

Os cultivos de inverno são de grande importância não só por serem uma alternativa economicamente viável para o período entre as safras como também auxiliam na ciclagem de nutrientes e estruturação do solo, tornando possível o aproveitamento de áreas que outrora eram mantidas ociosas (SILVEIRA *et al.*, 2020).

Segundo dados da Companhia Nacional de Abastecimento CONAB (2021) se encaixam nesta categoria principalmente cereais como aveia, trigo e cevada como também outros cultivos que podem auxiliar apenas na cobertura vegetal como forrageiras e gramíneas em geral. Ainda segundo a CONAB (2019) os cultivos de inverno mais comuns na região sul do país são o trigo, centeio, cevada e aveia sendo a janela de cultivo abrangendo desde o mês de abril até o mês de dezembro, variando conforme a cultivar.

Dentro desta perspectiva de produção, segundo o IBGE (Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística) o Brasil tem uma área destinada para estas culturas de aproximadamente 3 milhões de hectares que tem como previsão a produção de 9,3 milhões de toneladas de cereais, sendo destes 1,5 milhões de hectares no estado do Paraná que projeta a produção de 4,5 milhões de toneladas para o ano de 2021, mostrando a importância destes cultivos a nível não só estadual mas nacional, sendo o Paraná responsável por aproximadamente 50% da área e produção total do país (IBGE, 2021).

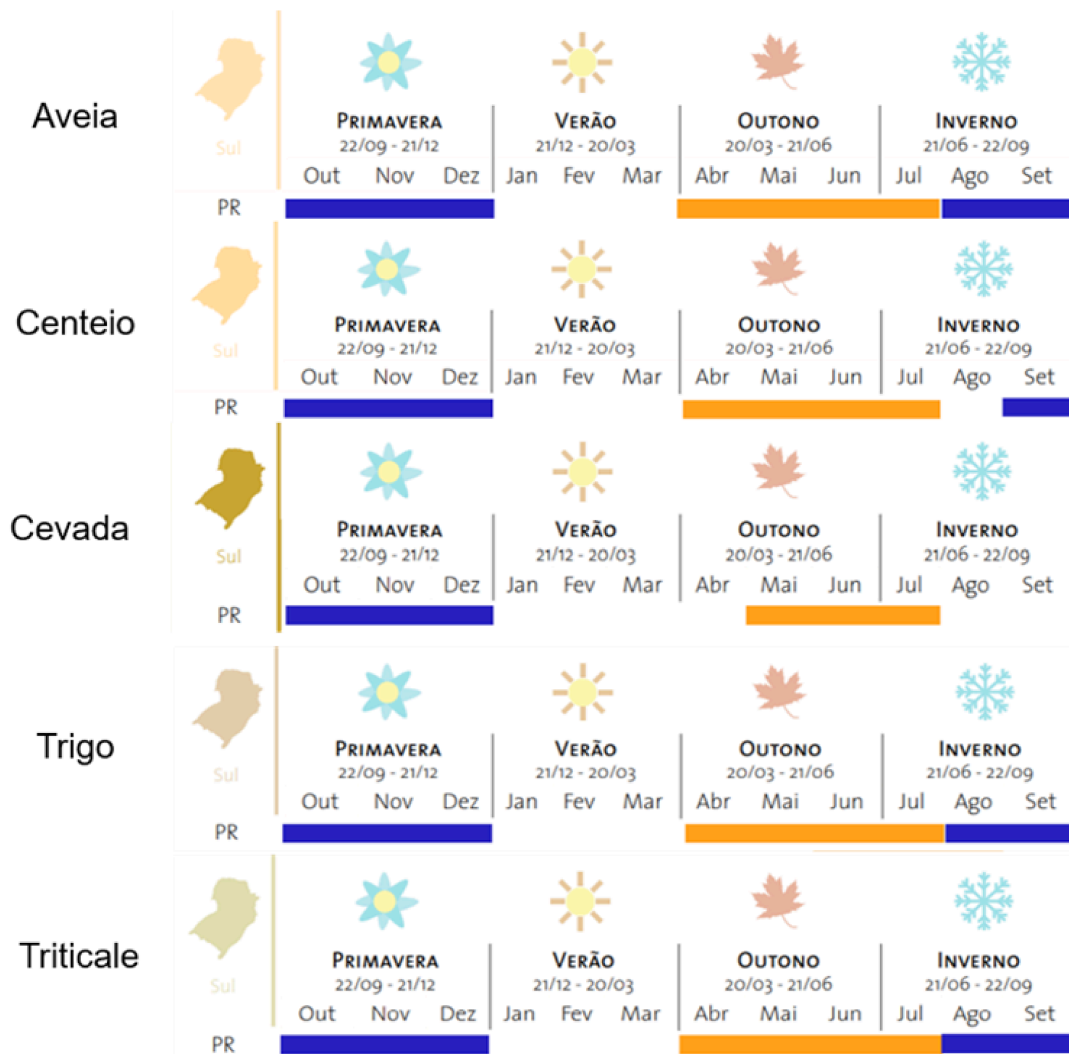
Ainda em relação à produção destas culturas, de acordo com a nota técnica disponibilizada pela Secretaria da Agricultura e do Abastecimento do estado do Paraná (SEAB, 2021) para o ano de 2021, informa que a área cultivada com a cultura da soja no Paraná é de aproximadamente 5,5 milhões de hectares e que no inverno o milho de segunda safra ocupa 2,28 milhões de hectares e o trigo apenas 1 milhão de hectares, aponta que a área de trigo ou de outros cereais de inverno, como a aveia e o triticale, poderia ser significativamente expandida em detrimento do pousio, ou seja, tornar a área rentável ao longo de todo o ano.

Outro benefício dos cultivos de inverno é o auxílio na rotação de culturas, que Fancelli (2009) resalta de grande importância por trás vários benefícios dentre os quais se destacam a proteção contra a erosão, a manutenção da umidade e a redução da temperatura do solo que favorecem processos biológicos como o desenvolvimento das raízes e a fixação do nitrogênio, além da redução da quantidade de espécies vegetais invasoras, assim as culturas de inverno entram nesta prática fazendo um balanço com as culturas de verão (em sua maioria leguminosas).

No estado do Paraná, como indica o calendário da (CONAB, 2020), a janela de semeadura e colheita dos cultivos de inverno mais comuns, em que a Figura 1 seguem o esquema mostrado abaixo, onde os meses destacados em azul indicam plantio e os meses

destacados com laranja indicam a colheita das culturas (Figura 1).

Figura 1 – Período de plantio e colheita de culturas de inverno



Fonte: Adaptado de CONAB (2019)

3.2 Sensoriamento remoto

O sensoriamento remoto pode ser definido segundo Jensen (2009) como a maneira de “aquisição de dados sobre um objeto sem tocá-lo diretamente”, de forma que mesmo sem estar presente fisicamente, o pesquisador responsável por determinado local possa ter noção do que ocorre remotamente através de ferramentas com sensores e/ou câmeras. Ou ainda, segundo o autor Jensen (2009), mais especificamente o conceito de sensoriamento remoto permite:

Registro da informação das regiões do ultravioleta, visível, infravermelho e microondas do espectro eletromagnético, sem contato, por meio de instrumentos tais como câmeras, escâneres, lasers, dispositivos lineares e/ou matriciais localizados em plataformas como aeronaves ou satélites, e a análise da informação adquirida por meio visual ou processamento digital de imagens.

Uma vez coletados, os dados analisados podem servir para os mais variados objetivos, como citam [Formaggio e Sanches \(2017\)](#):

- Estimativas de biomassa e de produtividade;
- Informações de áreas plantadas com culturas agrícolas;
- Levantamentos não enviesados sobre culturas agrícolas instaladas em grandes áreas, com elevadas frequências de revisita;
- Mapeamento de distúrbios e de estresses;
- Avaliações de eventos climáticos desastrosos sobre produções agrícolas;
- Identificação de padrões de plantio e de sistemas de produção agrícola;
- Provisão de informações tipo linhas de base para seguros agrícolas;
- Informações para auxiliar o entendimento de possíveis efeitos de mudanças climáticas;
- Identificação de áreas com gaps de produtividade;
- Mapeamento do desenvolvimento fenológico das culturas;
- Necessidades de documentação.

Devido ao grande número de possibilidades que o sensoriamento remoto permite e pela sua praticidade, vem se tornando uma ferramenta cada vez mais utilizada no meio agrícola.

3.3 Análise espectro-temporal

Uma análise espectral de um objeto-alvo está relacionada ao seu comportamento em relação à reflexão ou absorção da radiação eletromagnéticas (REM) que incidem sobre ele. Esta interação entre o objeto e a REM permite que algumas informações possam ser adquiridas e interpretadas, no caso da agricultura é possível analisar, por exemplo, a sanidade de plantas e desenvolvimento de culturas como um todo [Formaggio e Sanches \(2017\)](#).

Ainda de acordo com [Formaggio e Sanches \(2017\)](#), muitos materiais possuem uma assinatura espectral, o que permite atribuir características específicas de cada material e interpretar o que é captado pelos sensores. Seguindo este raciocínio, determinados comprimentos de onda são mais ou menos absorvidos por diferentes materiais, sendo, por exemplo o comprimento de onda de 1.450 mm melhor absorvido em plantas em função do conteúdo interno de umidade, e o comprimento de onda de 650 mm atribuído ao pigmento clorofila, facilitando assim a avaliação do objeto.

Os dados espectro-temporais permitem adquirir informações do que está presente no campo ao longo de determinado período de tempo, pois cada material possui, como citado

acima, uma resposta espectral distinta e que se altera ao longo do tempo como indica [Sanches et al. \(2018\)](#). No presente trabalho o índice utilizado para medir a resposta espectral será o *normalized difference vegetation index* (NDVI), proposto por [Rouse, Wells e Warner \(1973\)](#) que é calculado através da equação 1.

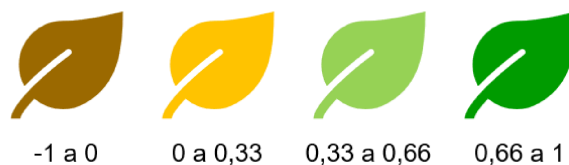
$$\text{NDVI} = \frac{\text{Banda do Infravermelho Próximo} - \text{Banda do Vermelho}}{\text{Banda do Infravermelho Próximo} + \text{Banda do Vermelho}} \quad (1)$$

Com seu valor variando entre -1 e 1, sendo responsivo a variações de fitomassa, sendo os maiores valores podendo ser relacionados a maturação fisiológica dos vegetais e/ou quantidade de folhagem. [Formaggio e Sanches \(2017\)](#) ressaltam que o NDVI é um dos índices empregados há mais tempo e está entre os mais utilizados em razão de sua excelente responsividade a variações de vigor da vegetação.

Em relação ao acompanhamento do objeto de estudo ao longo do tempo [Sanches et al. \(2018\)](#) e [Formaggio e Sanches \(2017\)](#) apontam que para culturas agrícolas, conforme a área agrícola avança em desenvolvimento, os valores de NDVI são modificados, possuindo a tendência de aumentarem ao longo do tempo em virtude do aumento da superfície foliar dos vegetais.

Na Figura 2 podemos observar um esquema de como os valores de NDVI variam de acordo com o desenvolvimento da cultura, podendo ser interpretado como de -1 a 0 como uma planta morta, objeto inanimado ou água, de 0 a 0,33 como planta doente ou seca, de 0,33 a 0,66 como uma planta saudável próxima de seu ponto máximo de maturidade e de 0,66 a 1 como uma planta muito saudável ou mata densa.

Figura 2 – Relação de coloração vegetativa e o valor do NDVI



Fonte: Autoria própria (2021)

Sabendo qual o cultivo que está sendo analisado e com a informação referente ao seu ciclo de crescimento é possível fazer um acompanhamento da cultura para diagnosticar prováveis doenças ou pragas que estão atacando as plantas ou até mesmo se estas estão precisando de suplementação nutricional ou sofrendo com falta de água.

3.4 Sensores meteorológicos

O termo Meteorologia está relacionado à ciência que estuda fenômenos atmosféricos. A origem do termo remete a Grécia antiga, mostrando que desde os primórdios o homem vem estudando e acompanhando as dinâmicas climáticas ao seu entorno. O desenvolvimento científico da meteorologia inicia-se no século XVI, com o desenvolvimento de equipamentos de medição de variáveis meteorológicas como o termômetro e o barômetro, e desde então vem evoluindo cada vez mais, sendo possível adquirir dados como velocidade e direção dos ventos, umidade relativa do ar, ponto de orvalho, entre muitos outros [Souza, Galvani e da Assunção \(2003\)](#).

Atualmente, a tecnologia aplicada aos estudos meteorológicos com os sensores eletrônicos permite a obtenção de variáveis do clima em tempo real, auxiliando na tomada de decisões com relação ao manejo de irrigação, à aplicação de defensivos, à previsão de geadas, à ocorrência de pragas e de doenças, e uma outra infinidade de aplicações [Ortiz et al. \(2014\)](#).

Para a questão agrícola, através do acompanhamento periódico de informações meteorológicas de determinada região, é possível criar uma tendência de comportamento climático pontual, permitindo um melhor manejo e escolha de culturas para adaptação no local, permitindo melhor desenvolvimento da planta e qualidade ao fim da safra.

4 MATERIAL E MÉTODOS

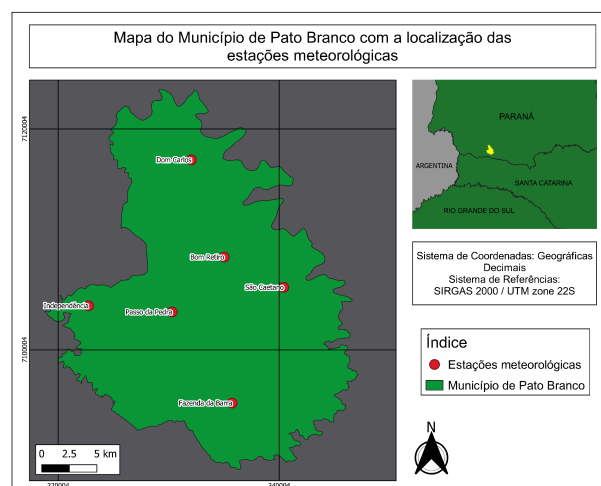
O estudo foi dirigido na mesorregião sudoeste do Paraná, que está localizada, em toda sua extensão territorial, no Terceiro Planalto do Paraná, o qual é constituído por derrames basálticos, com cobertura sedimentar arenítica.

A conformação de sua paisagem é bastante uniforme, determinada pelas formas de mesetas (pequenos planaltos) e patamares (planaltos pouco elevados, em geral arenosos). Solos do tipo terra roxa, nos quais os solos mais profundos ocupam áreas mais aplainadas e suavemente onduladas, enquanto as superfícies de maiores declividades são ocupadas por solos rasos, dentre os quais se ressaltam três tipos: latossolos bruno e roxo, muito ácidos e com baixa fertilidade; terra roxa estruturada, com solos profundos, argilosos, bem drenados e com elevada fertilidade natural; e litólicos, solos pouco profundos e muito suscetíveis à erosão (MAACK, 1968).

A microrregião do município apresenta clima Subtropical Úmido Mesotérmico (Cfa), de verões quentes, geadas pouco frequentes e chuvas com tendência de concentração nos meses de verão, com média anual de pluviosidade de 1900 mm (MAACK, 1968).

Na figura 3 observa-se o recorte feito no software QGIS do município de Pato Branco, e as localidades das estações meteorológicas instaladas para fazer o acompanhamento das variáveis em estudo. A disposição das estações foi pensada de maneira a cobrir uma área significativa do município para estudar as dinâmicas e interações do clima, altitude e das culturas presentes no solo.

Figura 3 – Distribuição das estações meteorológicas pelo município de Pato Branco



Fonte: Autoria própria (2021)

4.1 Instalação de uma rede de estações meteorológicas

Em parceria com a Coopertradição, foram adquiridas as estações meteorológicas da marca PlugField modelo WS18, que possuem um painel solar que permite a recarga de suas baterias e atribuir uma autonomia ao equipamento diminuindo a necessidade de manutenções. Estas estações disponibilizaram os dados para as variáveis meteorológicas utilizados ao longo deste projeto, sendo configuradas

Para enviar os dados a cada 15 minutos, disponibilizando os seguintes dados: temperatura média, temperatura mínima, temperatura máxima, chuva (precipitação), velocidade do vento, rajada de vento, direção do vento, umidade, luminosidade, sensação térmica, ponto de orvalho, altitude, pressão e evapotranspiração. Para este trabalho os dados analisados das estações foram a Altitude, Média de Temperatura Diária, Amplitude Térmica Diária e Precipitação Acumulada no período de abril a novembro de 2020.

As estações são conectadas via internet e os dados coletados podem ser observados e estão disponíveis para download no site do fabricante (PlugField) e também no aplicativo disponível para IOS e Android. Posteriormente os dados do período de estudo foram recolhidos e usados para criar gráficos de chuvas e temperatura na região e também para a correlação dos destes com o NDVI.

Figura 4 – Layout de dados disponibilizados pelas estações meteorológicas



Fonte: Autoria própria (2021)

Figura 5 – Estação meteorológica PlugField modelo WS18

Data e Hora	Temperatura Méd.	Temperatura Mín.	Temperatura Máx.	Chuva Acum.	Vento	Rajada	Umidade	Luminosidade	Evapotranspiração
01/05/2020	17.1	13.1	24	0.3	0.1	12	92	8321	0.9
02/05/2020	16.5	6.2	27.1	0.3	0.4	20	73	30989	3.4
03/05/2020	13.2	2.5	28.7	0	0.3	16	73	30625	3.2
04/05/2020	15.3	5.2	29.1	0	0.4	20	77	29453	3.2
05/05/2020	14.8	10.2	19.1	20.1	0.1	12	96	6078	0.6
06/05/2020	13.7	5.2	19.6	17.7	0.6	20	84	24913	2.6
07/05/2020	9.4	1.5	22	0	0.4	16	78	29998	2.8
08/05/2020	10.3	0.2	25.7	0	0.3	20	76	29896	2.9
09/05/2020	12.1	1.6	27.7	0	0.3	20	78	29790	3
10/05/2020	14.6	4.2	29.2	0.3	0.4	24	78	29300	3.1
11/05/2020	16.8	6.9	31.3	0	0.4	20	79	27372	3
12/05/2020	15.5	12.6	18.7	10.8	0	4	97	3592	0.4
13/05/2020	16.3	13.1	18	25.2	0	12	98	2883	0.3
14/05/2020	15.2	6.2	23.7	0.3	0.3	24	84	25853	2.8

Fonte: Autoria própria (2021)

O início das atividades no campo foi em fevereiro de 2021 com a instalação das estações meteorológicas nas propriedades de cooperados escolhidas pela Coopertradição, finalizando as instalações de todas as seis estações no mês de maio. As propriedades foram identificadas de acordo com o local de instalação, sendo elas: Bom Retiro, Dom Carlos, Fazenda da Barra, Independência, Passo da Pedra (sede da Coopertradição) e São Caetano, sendo elas bem espalhadas, abrangendo bem a área do município de Pato Branco.

Figura 6 – Instalação e manutenção das estações meteorológicas nas propriedades de Independência (a) e da Fazenda da Barra b)



Fonte: Autoria própria (2021)

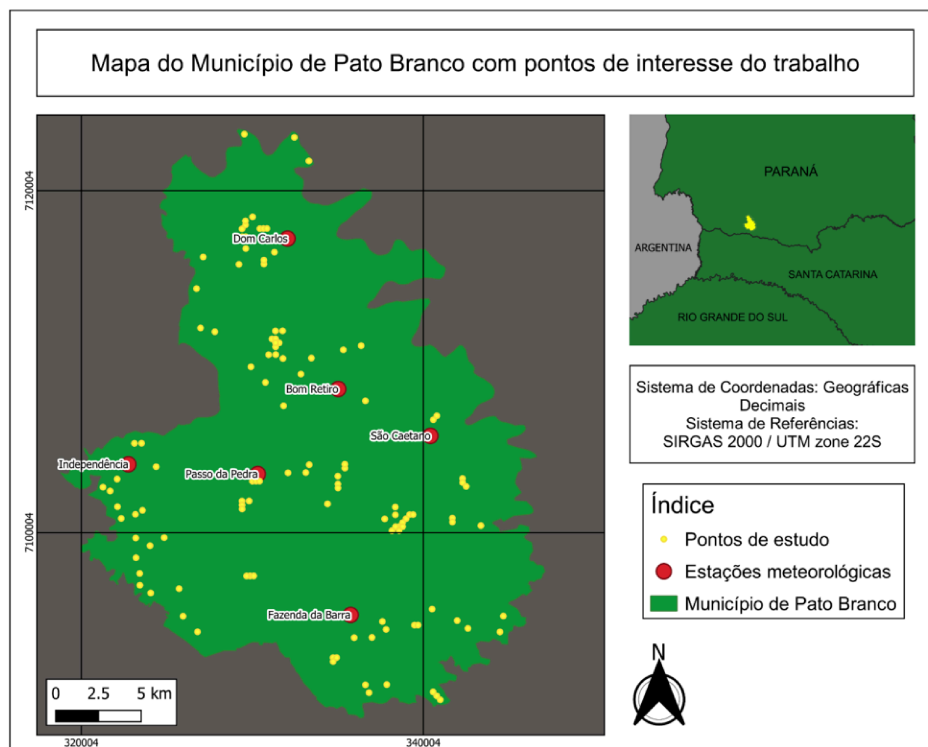
Após a instalação das estações, as atividades a campo somente foram retomadas em casos de manutenção das estações, sendo todos os dados adquiridos de forma remota não apenas para o desenvolvimento deste trabalho, mas também para produtores locais através do aplicativo da PlugField.

4.2 Aquisição dos valores de NDVI

Os dados no NDVI foram adquiridos pela plataforma do SATVeg (Sistema de Análise Temporal da Vegetação) que é uma ferramenta Web desenvolvida pela Embrapa Informática Agropecuária, destinada ao acesso e visualização de perfis temporais dos índices vegetativos NDVI e EVI do sensor MODIS em qualquer local da América do Sul. Com atualização regular, conforme disponibilidade de imagens pelo LP-DAAC/EOS-NASA. O SATVeg fornece ao usuário uma interface Google Maps para a localização das áreas de interesse, ferramentas para filtragem das séries temporais, módulos para carregamento de arquivos vetoriais, entre outras funcionalidades.

Foram coletados os valores de NDVI de 90 pontos, com resolução espacial de 250 metros e correções geométrica, radiométrica e atmosférica na área do município de Pato Branco, sendo estes divididos em 6 grupos, cada um representando uma estação, assim cada 15 pontos foram coletados em regiões próximas a cada respectiva estação e que possuíssem início de cultivo de cereais de inverno. Os dados foram adquiridos de 15 datas entre abril e novembro de 2020 sendo elas: 6 e 22 de abril, 8 e 24 de maio, 9 e 25 de junho, 11 e 27 de julho, 12 e 28 de agosto, 13 e 29 de setembro, 15 e 31 de outubro e 16 de novembro de acordo com a disponibilidade da plataforma SATVeg.

Figura 7 – Mapa do município com o indicativo das estações e dos pontos de coleta de dados analisados



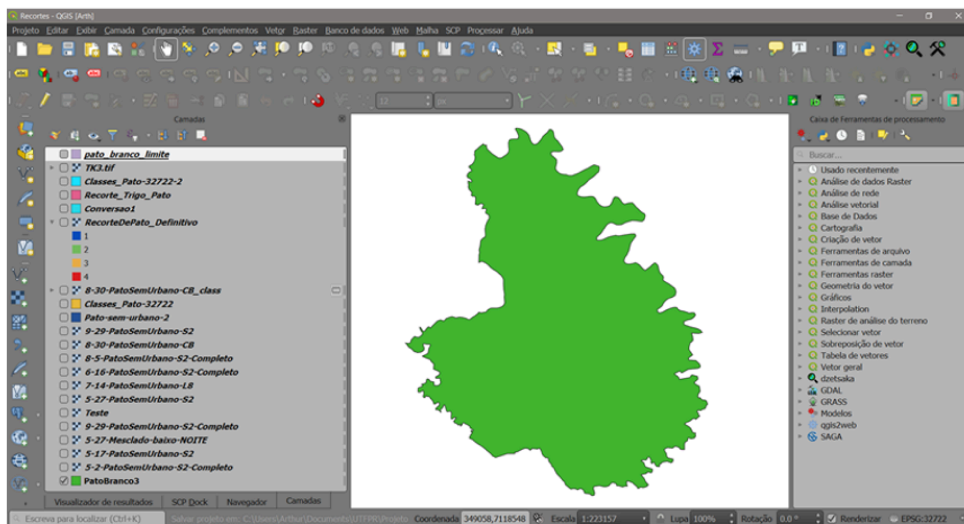
Fonte: Autoria própria (2021)

4.3 Análise de dados no QGIS

Após a coleta de todos os dados, foi feita sua exportação para o software QGIS (versão 3.10.12). Foi então realizada a interpolação espacial, que é o processo de utilização de pontos com valores conhecidos para estimar os valores em outros pontos desconhecidos. Neste trabalho, para adquirir os valores de precipitação, temperaturas e altitude (pontos desconhecidos) de todos os pontos da região foram usados os valores dos pontos onde se localizam as estações meteorológicas (pontos conhecidos).

Existem muitos métodos de interpolação. Neste trabalho, o utilizado foi o “Inverso da Distância à Potência” (IDW). No método IDW de interpolação, as amostras de pontos são pesadas durante a interpolação de acordo como a influência de um ponto relativo a outro declina com a distância a partir de um ponto desconhecido que foi criado (QGIS, 2021). Na figura 9 observa-se um modelo de camada gerada através da interpolação destes pontos.

Figura 8 – Layout do software QGIS



Fonte: Autoria própria (2021)

4.4 Análise estatística dos dados

Após os dados relativos a cada ponto terem sido coletados, eles foram analisados com o propósito de testar os pressupostos para a análise de regressão, sendo eles i: distribuição normal dos resíduos, ii: Ausência de autocorrelação, iii: As variâncias são constantes (homoscedasticidade), iv: Ausência de multicolinearidade, e v: Os erros têm distribuição normal.

Nenhum dos dados apresentou normalidade na sua distribuição de acordo com o teste de normalidade Shapiro-Wilk (SHAPIRO; WILK, 1965), que é um procedimento estatístico aplicado para testar a normalidade de uma amostra completa através da divisão da raiz de uma combinação linear apropriada da ordem estatística da amostra, pela simetria estimada de variação (MOREIRA *et al.*, 2015).

Figura 9 – Modelo de recorte do município de Pato Branco com interpolação dos dados obtidos das estações meteorológicas



Fonte: Autoria própria (2021)

Pela falta de normalidade nos dados, foi realizada a transformação de Box-Cox, proposta por Box e Cox (BOX; COX, 1964) esta transformação foi feita no software Excel através do suplemento Xrealstats e é comumente usada para enfrentar problemas de heterocedasticidade e dados que não seguem a normalidade.

A transformação consiste em encontrar um λ , utilizando-o como potência da variável x , ou seja, y . O valor do parâmetro λ deve minimizar o erro quadrático, e consequentemente o desvio padrão da variável transformada (BARRETO JUNIOR, 2013) e seu formula pode ser vista na equação 2.

$$y = \frac{x^\lambda - 1}{\lambda} \quad (2)$$

Em que:

y = variável dependente após a transformação;

λ = parâmetro que define a transformação.

No caso deste trabalho o valor do parâmetro λ foi calculado pela função fornecida pelo suplemento Xrealstats no Excel, e os novos valores foram utilizados para realizar tanto a regressão linear simples quanto a regressão linear múltipla.

É uma transformação que auxilia a estabilização da variância dos dados e melhorar a

qualidade de associação das medidas, para este trabalho foi utilizado o coeficiente de correlação de Pearson que é uma medida de associação linear entre variáveis que é representada pela equação 3.

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad (3)$$

Onde:

n = tamanho da amostra;

x_i = valor medido da variável x;

y_i = valor medido da variável y;

\bar{x} = média aritmética de x, e \bar{y} = média aritmética de y;

S_x = desvio padrão de x; e S_y = desvio padrão de y.

O coeficiente Pearson (r) varia de -1 a 1, sendo o sinal um indicativo de influência negativa e positiva entre as variáveis, respectivamente, e quanto mais próximos dos extremos, maior a correlação entre as variáveis, sendo o 0 indicativo de nenhuma correlação entre elas [Figueiredo Filho e Silva Júnior \(2009\)](#), na prática porém estes valores são dificilmente encontrados, a seguinte tabela auxilia na interpretação da correlação das variáveis, conforme a tabela 1.

Tabela 1 – Relação entre o valor do coeficiente e o nível da correlação

r	Correlação
0,10 a 0,3	fraca
0,31 a 0,6	média
0,61 a 1,0	forte

Fonte: Adaptado de [Figueiredo Filho e Silva Júnior \(2009\)](#)

Já o quadrado do coeficiente de correlação de Pearson, também chamado de r^2 ou também “coeficiente de determinação”, segundo [Quinino, Reis e Bessegato \(1991\)](#), pode ser usado como uma estatística de teste para avaliação da existência de uma relação útil entre a variável resposta e, pelo menos, uma das variáveis regressoras em um modelo de regressão linear e foi aplicado nos dados utilizando o software Excel, este coeficiente auxilia na interpretação dos dados e permite uma análise primária relacionada a correlação. Ainda segundo [Quinino, Reis e Bessegato \(1991\)](#) o resultado do r^2 não deve ser considerado determinante, pois vários autores como [Goldberger e Goldberger \(1991\)](#) e [Cameron \(1993\)](#) questionam a sua real eficácia e utilidade.

Por fim, foi feita também uma análise de regressão linear entre cada variável agrometeorológica e a altitude com o NDVI, a nível de 5% de significância estatística para testar a hipótese (H_0) de que há correlação entre a variável preditora em questão com o NDVI ao

longo do período de estudo. Foi feita também uma análise de regressão múltipla, que envolveu todas as variáveis com o propósito de verificar se mais de uma variável preditora (associadas entre si) podem explicar o comportamento da variável resposta (NDVI) ao longo do tempo, também ao nível de 5% de significância estatística.

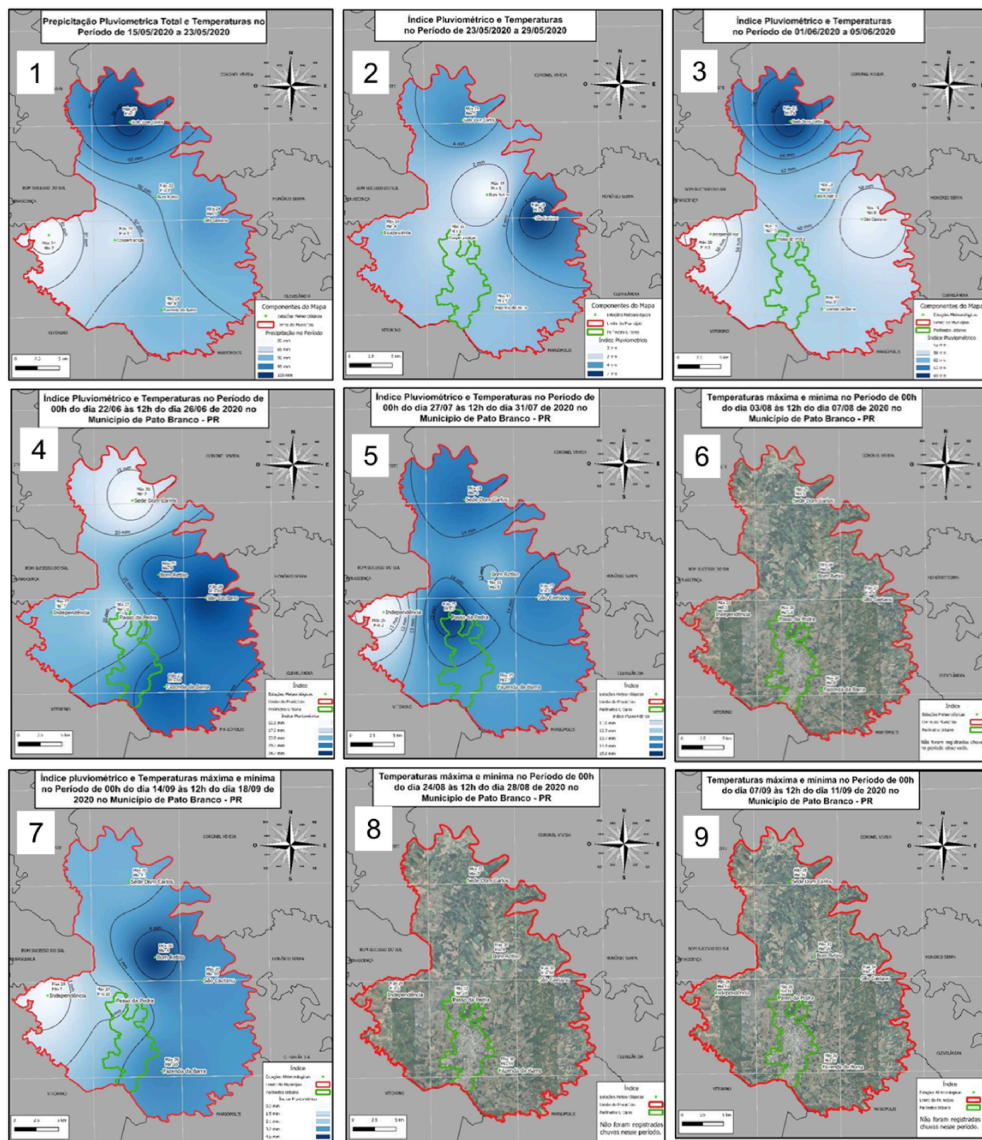
Nestas análises serão observados os valores encontrados de cada P, que corresponde ao menor nível de significância que pode ser assumido para rejeitar a hipótese nula (H_0), ou seja, o valor encontrado de P deve ser menor do que 0,05 para que exista correlação entre a variável preditora e o NDVI no período (DCE, 2019).

5 RESULTADOS E DISCUSSÕES

5.1 Mapas de índice pluviométrico e temperaturas máxima e mínima gerados ao longo do estudo

Ao longo do projeto em parceria com a Coopertradição foram feitos mapas semanais para acompanhamento da temperatura e índice pluviométrico do município. Os mapas 1, 2, 3, 4, 5 e 7 evidenciam o índice pluviométrico, sendo quanto mais escuro o azul, maior a quantidade de chuvas, nos mapas 6, 8 e 9 não foram registradas chuvas no período, assim eram colocadas apenas as temperaturas máxima e mínima registrada no período.

Figura 10 – Mapas gerados ao longo do projeto

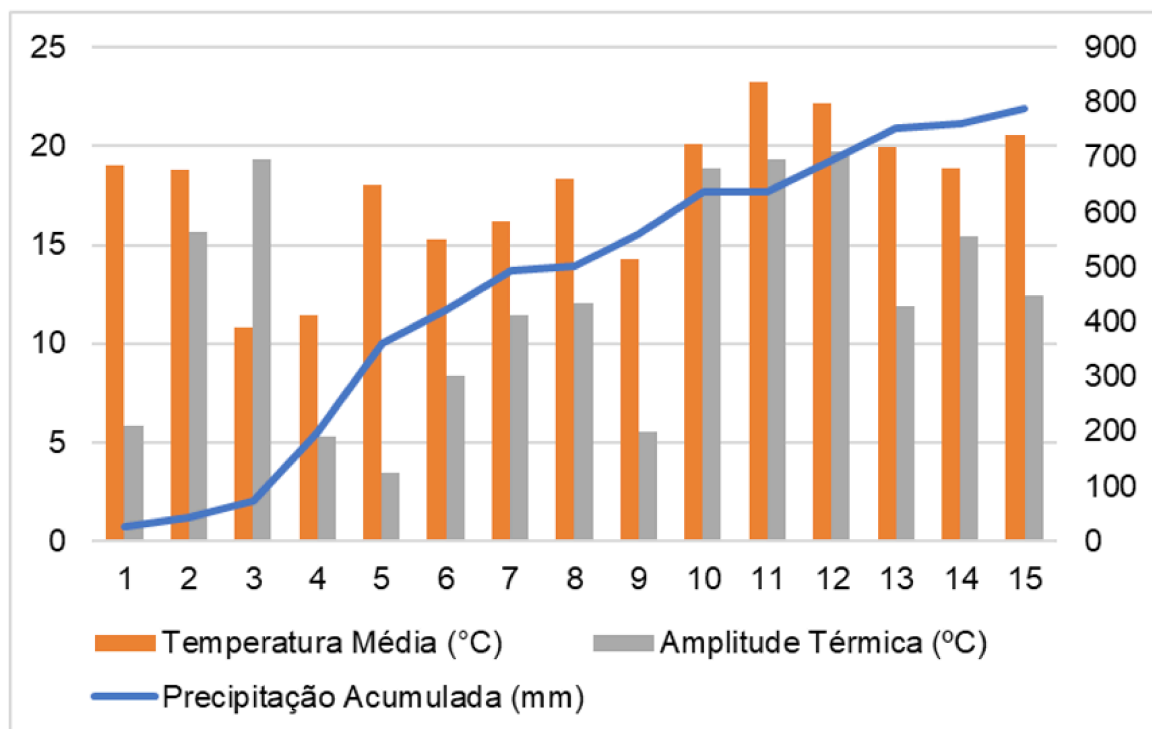


Fonte: Autoria própria (2021)

5.2 Gráficos para análise das variáveis ao longo do tempo

Na figura 11, pode-se observar a temperatura e amplitude térmica diárias e a precipitação acumulada total durante o período de acompanhamento dos dados, com as datas abaixo sendo representadas pelos números de 1 a 15, respectivamente: 06/04, 22/04, 08/05, 24/05, 09/06, 25/06, 11/07 e 27/07, 12/08, 28/08, 13/09, 29/09, 15/10, 31/10 e 16/11. Ainda na figura 11, pode-se observar nas datas 3, 10, 11 e 12 (respectivamente 08/05, 28/08, 13/09 e 29/09) as maiores amplitudes térmicas registradas, sendo na data 3 (08/05) com baixa temperatura média diária, em virtude da estação do ano, enquanto nas datas 10, 11 e 12 (respectivamente 28/08, 13/09 e 29/09) temos temperaturas médias diárias elevadas, também em virtude da época do ano. Estes pontos devem ser observados com atenção, pois havendo padrão numa repetição ao longo de sucessivos anos, a escolha de uma cultura ou cultivar que se favoreça destes ápices pode ser determinante para um melhor desenvolvimento da cultura. O mesmo vale para o contrário, caso seja observado um padrão, para períodos com menor amplitude térmica e menores médias de temperaturas diárias.

Figura 11 – Gráfico dos valores de variáveis adquiridas pelas estações meteorológicas ao longo do tempo

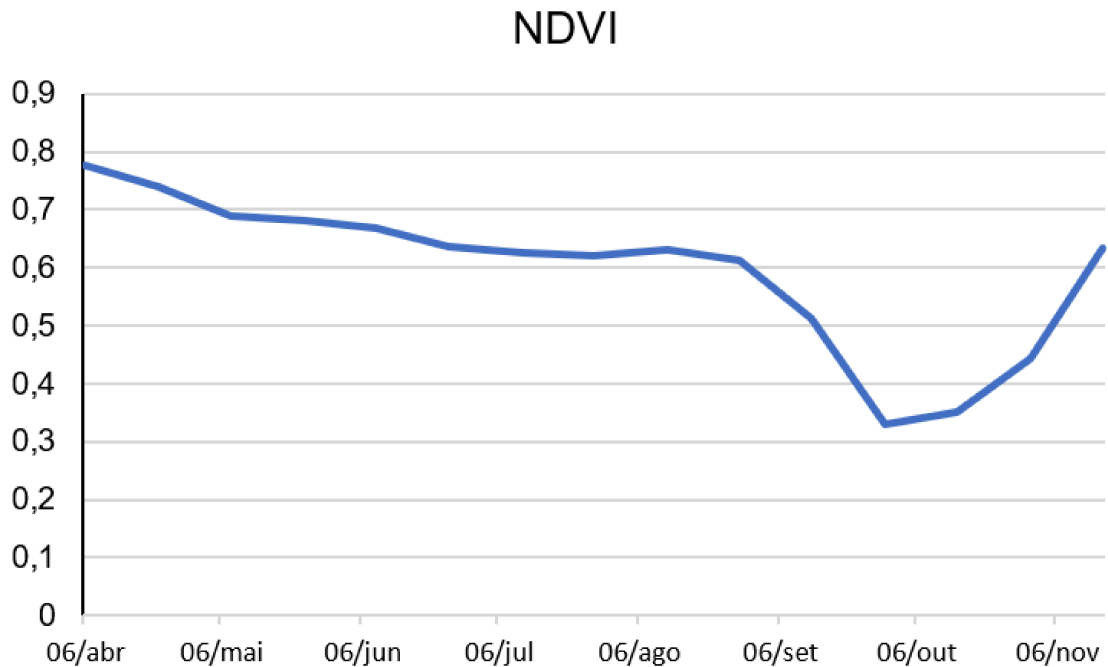


Fonte: Autoria própria (2021)

A figura 12 mostra a variação do valor médio do NDVI de todo o município ao longo do acompanhamento do projeto, onde pode-se notar um valor alto do NDVI no início de mês de abril, provável ápice vegetativo das culturas no campo e um outro ponto notável é o decréscimo no valor do NDVI iniciando no final do mês de agosto, o que indica uma provável colheita,

seguido de um aumento do valor do NDVI no início do mês de outubro, o que leva a crer que uma nova cultura já está se estabelecendo na área em estudo.

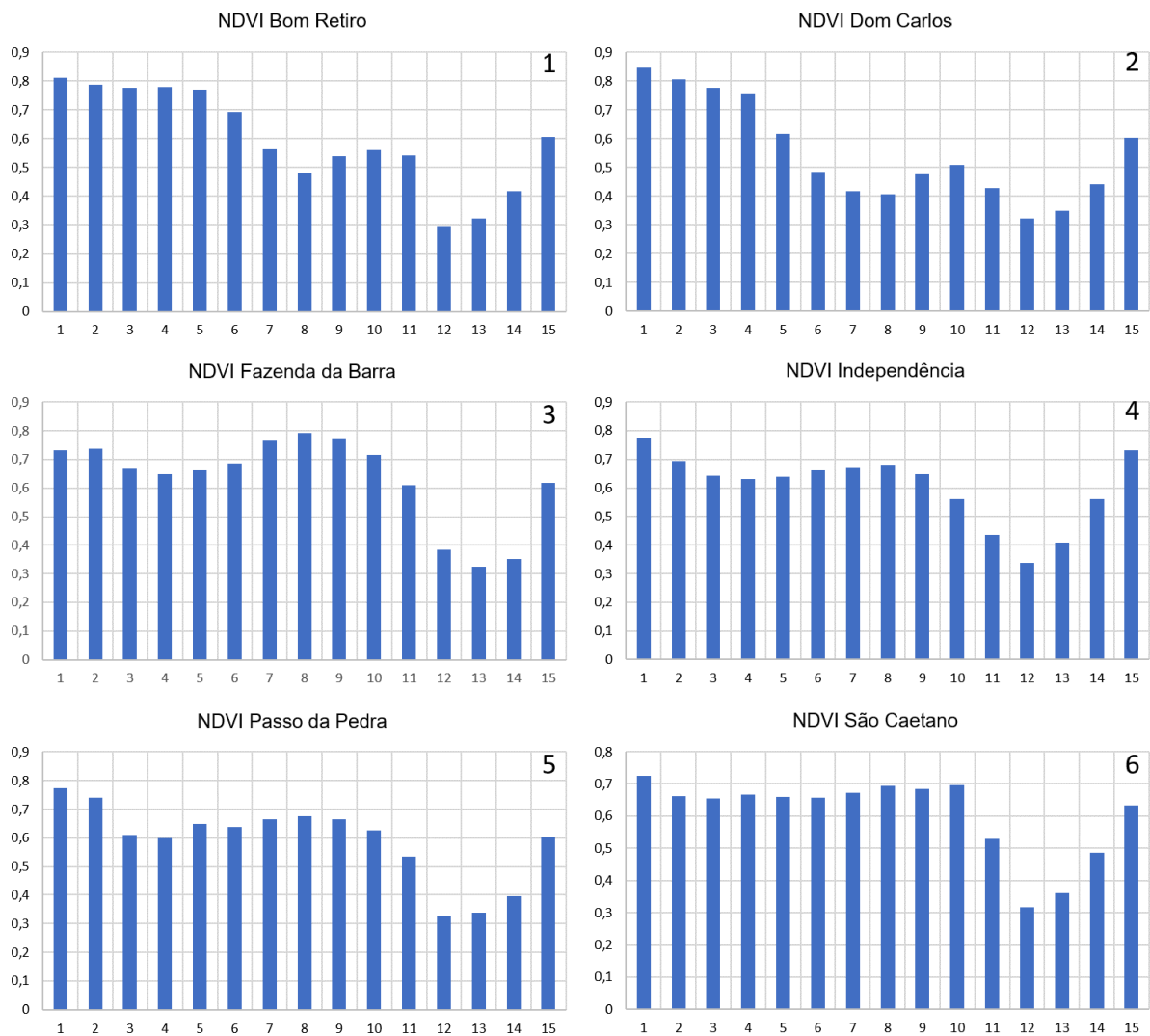
Figura 12 – Desenvolvimento do valor do NDVI ao longo do tempo



Fonte: Autoria própria (2021)

Nas figuras 13 a 16, pode-se observar mais detalhadamente os dados relativos a cada variável ao longo do período de acompanhamento do estudo, em cada uma das estações instaladas em cada propriedade. Os gráficos de 1 a 6 são referentes aos valores do NDVI (Figura 13), de 7 a 12 Amplitude Térmica (Figura 14), de 13 a 18 Temperatura Média (Figura 15) e de 19 a 24 a Precipitação Acumulada (Figura 16). Estas observações são relevantes para um melhor entendimento da dinâmica de evolução de valores das variáveis para cada região em específico, podendo assim facilitar na escolha de uma cultura ou cultivar para melhor se adequar a cada região do município.

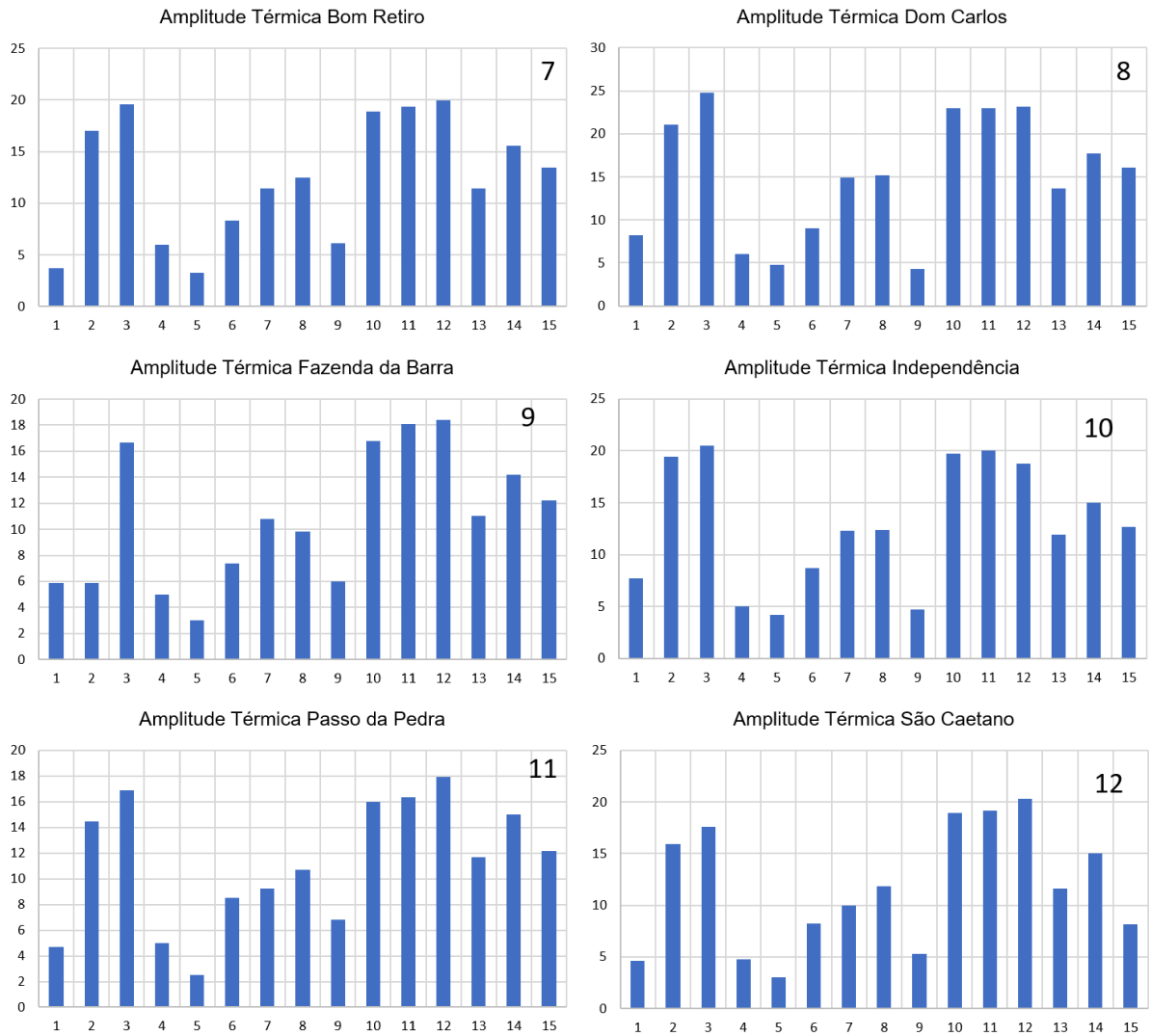
Figura 13 – Gráficos demonstrativos dos valores das variáveis por localidade ao longo do tempo



1) Evolução dos valores de NDVI ao longo do tempo nas localidades de Bom Retiro (1), Dom Carlos (2), Fazenda da Barra (3), Independência (4), Passo da Pedra (5) e São Caetano (6)

Fonte: Autoria própria (2021)

Figura 14 – Gráficos demonstrativos dos valores das variáveis por localidade ao longo do tempo



1) Evolução dos valores de amplitude térmica ao longo do tempo nas localidades de Bom Retiro (1), Dom Carlos (2), Fazenda da Barra (3), Independência (4), Passo da Pedra (5) e São Caetano (6)

Fonte: Autoria própria (2021)

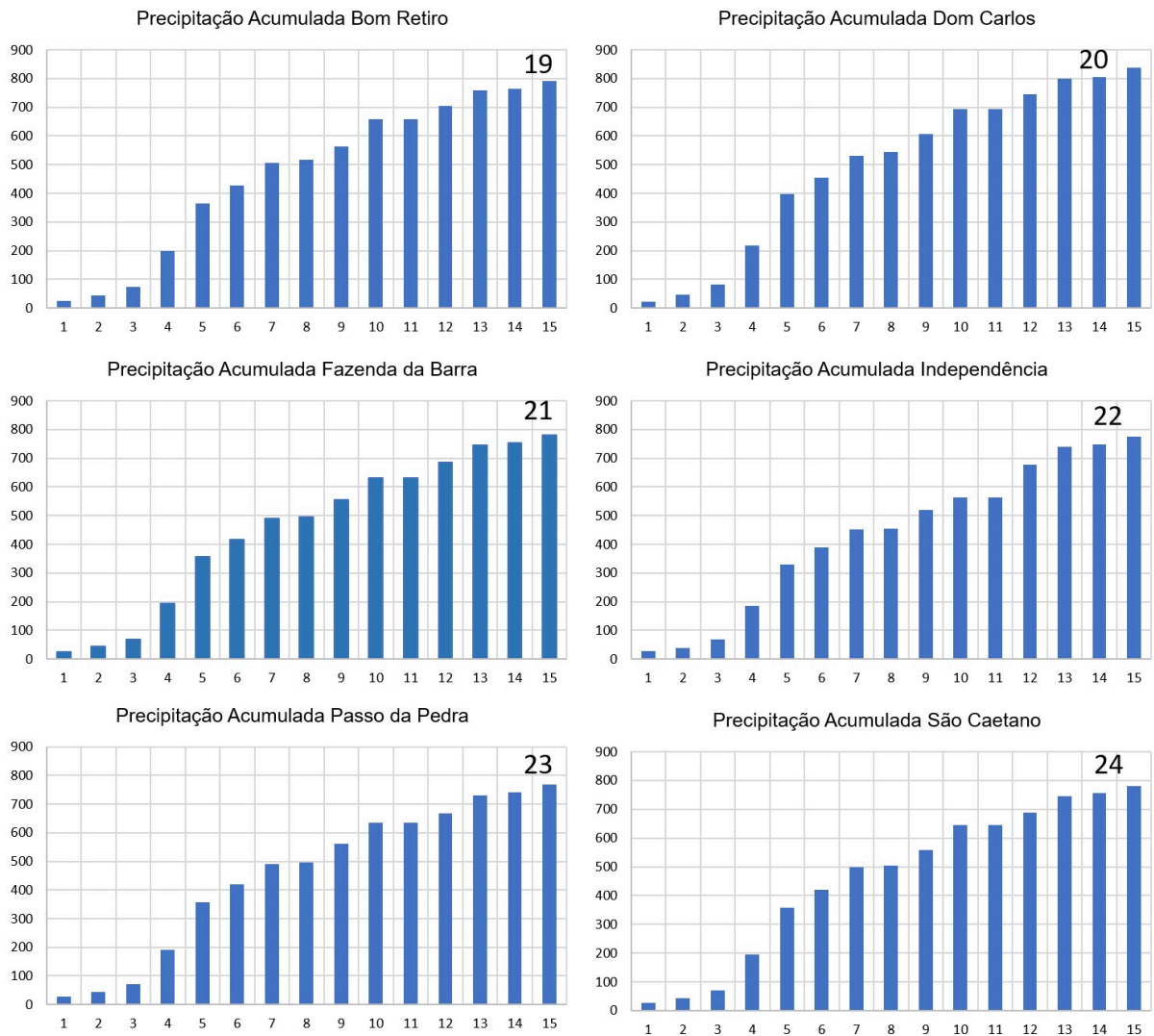
Figura 15 – Gráficos demonstrativos dos valores das variáveis por localidade ao longo do tempo



1) Evolução dos valores de temperatura média ao longo do tempo nas localidades de Bom Retiro (1), Dom Carlos (2), Fazenda da Barra (3), Independência (4), Passo da Pedra (5) e São Caetano (6)

Fonte: Autoria própria (2021)

Figura 16 – Gráficos demonstrativos dos valores das variáveis por localidade ao longo do tempo



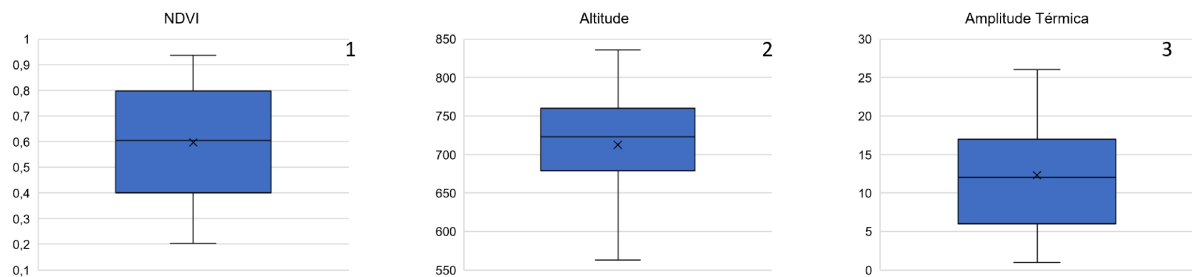
1) Evolução dos valores de precipitação acumulada ao longo do tempo nas localidades de Bom Retiro (1), Dom Carlos (2), Fazenda da Barra (3), Independência (4), Passo da Pedra (5) e São Caetano (6)

Fonte: Autoria própria (2021)

5.3 Gráficos de Boxplot

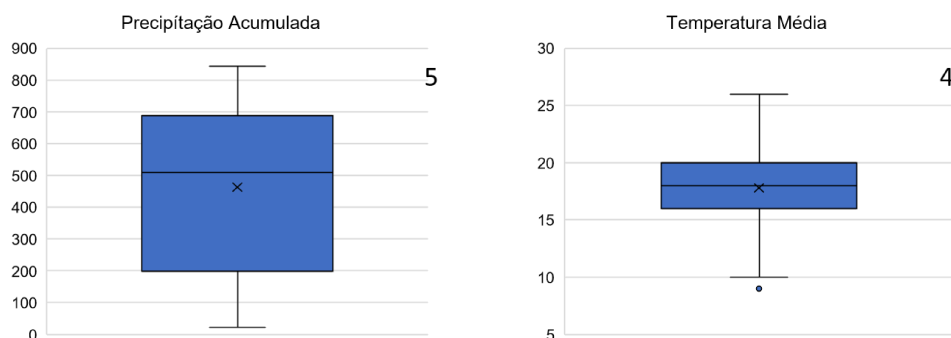
A figura 17 traz os gráficos de Boxplot, que é proposto para a detecção de valores discrepantes ou outliers, a fim de auxiliar na percepção de dados incoerentes ou que podem gerar erro na interpretação final dos resultados. Os gráficos foram gerados no software Office com o suplemento Xrealstats para as variáveis utilizadas neste trabalho (Figuras 17 e 18).

Figura 17 – Boxplot dos dados do NDVI



Fonte: Autoria própria (2021)

Figura 18 – Boxplot dos dados do NDVI



Fonte: Autoria própria (2021)

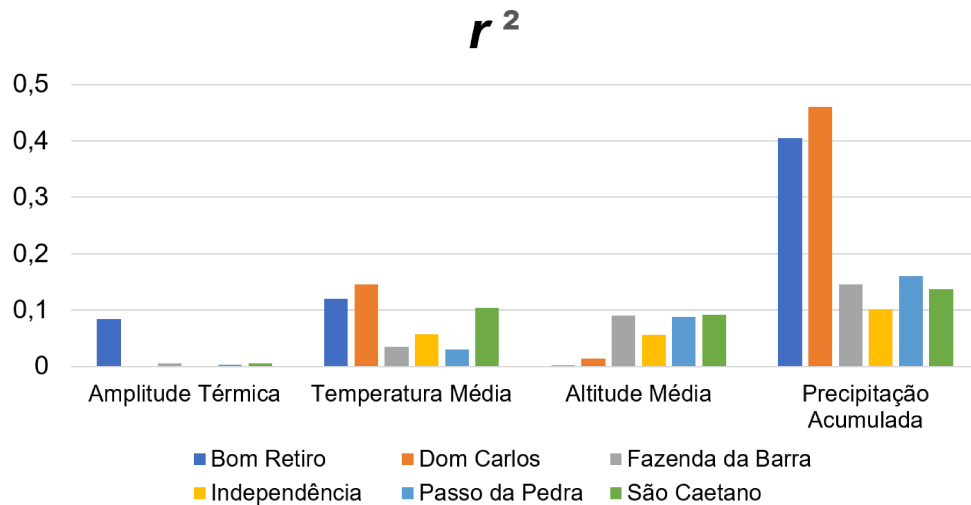
Observa-se que mesmo não havendo outliers em nenhuma das variáveis em questão, os dados não apresentaram normalidade na sua distribuição quando analisados pelo teste de Shapiro-Wilk.

5.4 Gráfico e tabelas para interpretação e comparação das variáveis entre regiões

Na figura 19 observa-se o coeficiente de determinação envolvendo as variáveis de Altitude, Temperatura Média Diária, Amplitude Térmica Diária e Precipitação Acumulada em relação a variável resposta NDVI.

Nas tabelas 2 e 3 pode-se perceber de maneira mais sucinta os valores das variáveis descritivas que foram coletadas, sendo elas separadas por região. Os valores sobtidos auxiliam

Figura 19 – Gráfico do coeficiente de determinação total em relação as variáveis



Fonte: Autoria própria (2021)

no entendimento de um provável padrão que pode ser característico de cada região, apesar de ser necessário um maior acompanhamento para se obter maior acurácia na descrição deste perfil regional.

Tabela 2 – Valores de Média, Desvio Padrão e Variância das variáveis estudadas nas estações meteorológicas de Bom Retiro, Dom Carlos e Fazenda da Barra

		Bom Retiro	Dom Carlos	Fazenda da Barra
NDVI	Média	0,60	0,55	0,63
	Desvio Padrão	0,22	0,21	0,21
	Variância	0,05	0,05	0,04
Amplitude Térmica	Média	12,44	14,98	10,75
	Desvio Padrão	5,76	6,95	5,01
Temperatura Média	Média	17,97	17,72	17,75
	Desvio Padrão	3,63	3,63	3,73
Altitude	Média	701,05	589,80	802,55
	Desvio Padrão	17,08	23,02	23,59
	Variância	291,72	530,03	556,50
Precipitação Acumulada	Média	470,40	498,38	458,27
	Desvio Padrão	263,13	276,72	257,33
	Variância	69236,67	76574,41	66216,22

Fonte: Autoria própria (2021)

Tabela 3 – Valores de Média, Desvio Padrão e Variância das variáveis estudadas nas estações meteorológicas de Independência, Passo da Pedra e São Caetano

		Independência	Passo da Pedra	São Caetano
NDVI	Média	0,61	0,59	0,61
	Desvio Padrão	0,21	0,21	0,19
	Variância	0,04	0,05	0,03
Amplitude Térmica	Média	12,87	11,20	11,64
	Desvio Padrão	5,77	4,83	5,76
	Variância	33,34	23,37	33,23
Temperatura Média	Média	17,24	18,42	17,73
	Desvio Padrão	3,38	3,62	3,49
	Variância	11,45	13,08	12,16
Altitude	Média	698,75	756,70	725,90
	Desvio Padrão	25,10	13,74	21,39
	Variância	630,09	188,84	457,41
Precipitação Acumulada	Média	435,23	455,33	462,58
	Desvio Padrão	250,45	253,63	258,94
	Variância	62725,85	64330,46	67048,41

Fonte: Autoria própria (2021)

5.5 Tabelas de correlação entre as variáveis

Assumindo a hipótese inicial que existe correlação entre as variáveis agrometeorológicas e a altitude com o NDVI ao longo da cultura ao nível de 5%, os dados já ajustados através da transformação de Box-Cox passaram por uma análise de regressão pelo RealstatiX no software Excel e os resultados obtidos estão presentes nas tabelas 4 e 5.

Tabela 4 – Regressão linear simples para cada variável em função do NDVI

Variável	Valor de P
Altitude	< 0,05
Temperatura Média	< 0,05
Amplitude Térmica	< 0,05
Precipitação Acumulada	< 0,05

Fonte: Autoria própria (2021)

Tabela 5 – Regressão linear múltipla usando todas as variáveis em função do NDVI

Variável	Valor de P
Altitude	< 0,05
Temperatura Média	> 0,05
Amplitude Térmica	< 0,05
Precipitação Acumulada	< 0,05

Fonte: Autoria própria (2021)

Onde o valor de $P < 0.05$ indica que há significância estatística, ao nível de 5%, na relação entre cada variável preditora e a variável resposta (NDVI) na tabela 4 , enquanto na tabela 5 mostra que a variável Temperatura Média não é relevante, ao nível de 5% de significância, não explicando o comportamento do NDVI quando associado as outras variáveis predictoras.

6 CONCLUSÃO

Observa-se que a Fazenda da Barra possui maior altitude média e também menor amplitude térmica respondendo a um maior NDVI médio no período de estudo, enquanto Dom Carlos, em contra ponto, que possui menor altitude média e apresentou maior amplitude térmica no período mostrou menor NDVI médio.

Ainda em relação à amplitude térmica, e as regiões de Dom Carlos e Fazenda da Barra, respectivamente menor e maior média no NDVI, apresentaram, respectivamente, maior e menor amplitude térmica, fator que, como observado, influencia negativamente no desenvolvimento das culturas de inverno, que preferem temperaturas mais amenas, assim como, aliada a umidade alta, uma amplitude térmica alta também favorece o desenvolvimento de doenças fúngicas, que comprometem o desenvolvimento da planta.

Individualmente e com nível de significância de 5% existe relação entre as variáveis Altitude, Temperatura Média Diária, Amplitude Térmica Diária e Precipitação Acumulada com a variável resposta NDVI.

Na regressão múltipla, a variável Temperatura Média Diária, em nível de significância de 5%, não é relevante, quando associada também as outras variáveis, em relação ao valor do NDVI. O que é um indicativo interessante, tendo em vista que a Amplitude Térmica Diária mostrou ser mais influente para o valor do NDVI ao longo da cultura do que a Temperatura Média Diária.

Para o Coeficiente de Determinação (r^2) a Precipitação Acumulada mostrou ter maior influência no valor do NDVI ao longo do período de estudo, mostrando como cita [Pimentel \(2004\)](#) que a água é o principal fator limitante no desenvolvimento das plantas, e apesar dos dados não mostrarem que os maiores índices pluviométricos acompanham maiores valores de NDVI, pode-se justificar pelo fato das chuvas nem sempre ocorrerem nos momentos críticos para o desenvolvimento da cultura.

Para um melhor entendimento do comportamento do NDVI, deveria ter ocorrido um acompanhamento a campo do desenvolvimento das culturas nas suas áreas. De maneira remota não foi possível a identificação precisa de qual cultura se encontrava no campo, além de saber quais cultivares foram plantadas, fazendo-se assim necessário um acompanhamento posterior de outras safras de inverno e também de safras de verão para que possa ser compreendido melhor as dinâmicas do município, posteriormente auxiliando na recomendação de culturas e cultivares mais específicos para cada região e também o manejo a ser empregado, podendo contar com novas ferramentas como análises de solo, voos periódicos com drones e dados pós colheita.

REFERÊNCIAS

- BARRETO JUNIOR, E. A. **Uniformidade na aplicação localizada de fertilizantes à taxa variada: estudo de caso**. Tese (Doutorado) — Universidade de São Paulo, 2013.
- BOX, G. E.; COX, D. R. An analysis of transformations. **Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)**, Wiley Online Library, v. 26, n. 2, p. 211–243, 1964.
- CAMERON, S. Why is the r squared adjusted reported. **Journal of Quantitative Economics**, v. 9, n. 1, p. 183–186, 1993.
- CONAB. **Calendário de plantio e colheita de grãos no Brasil 2019**. [S.l.], 2019. Disponível em: http://www.conab.gov.br/outras-publicacoes/item/download/28424_34d371f808b23d9bd37b9101c8ed5094/. Acesso em: 15 jun. 2021.
- CONAB. **Acompanhamento da safra brasileira: Grãos – Safra2020/21 1º Levantamento**. [S.l.], 2020. Disponível em: <http://www.conab.gov.br/info-agro/safras/graos/boletim-da-safra-de-graos?start=10/>. Acesso em: 20 dez. 2020.
- CONAB. **Acompanhamento da safra brasileira: relatório de acompanhamento de safra 2020/2021**. [S.l.], 2021. Disponível em: <http://www.conab.gov.br/info-agro/safras/graos/boletim-da-safra-de-graos/>. Acesso em: 25 jun. 2021.
- DCE. **Estatística e bioestatística**. [S.l.], 2019. Disponível em: http://www.fcav.unesp.br/Home/departamentos/cienciasexatas/alanrodrigopanosso/apostila_bioestatistica_2019.pdf/. Acesso em: 10 abr. 2021.
- FANCELLI, A. L. Pesquisas certificam espécies para rotação de culturas. **Revista Visão Agrícola**, v. 9, p. 17–20, 2009.
- FIGUEIREDO FILHO, D. B.; SILVA JÚNIOR, J. A. Desvendando os mistérios do coeficiente de correlação de pearson (r). **Revista Política Hoje**, v. 18, n. 1, p. 115–146, 2009.
- FORMAGGIO, A. R.; SANCHES, I. D. **Sensoriamento remoto em agricultura**. [S.l.]: Oficina de Textos, 2017.
- GOLDBERGER, A. S.; GOLDBERGER, A. S. G. **A course in econometrics**. [S.l.]: Harvard University Press, 1991.
- IBGE. **Levantamento Sistemático da Produção Agrícola**. [S.l.], 2021. Disponível em: <http://sidra.ibge.gov.br/tabela/1618/>. Acesso em: 5 jul. 2021.
- JENSEN, J. R. **Remote sensing of the environment: an earth resource perspective 2/e**. [S.l.]: Pearson Education India, 2009.
- MAACK, R. **Geografia física do Estado do Paraná**. [S.l.], 1968.
- MOREIRA, M. *et al.* Análise estatística do uso da média mensal do ndvi no monitoramento da cana-de-açúcar no estado de são paulo. In: . [S.l.: s.n.], 2015.
- ORTIZ, M. S. *et al.* Plataforma baseada em sensores sem fio para o monitoramento de parâmetros meteorológicos. Pontifícia Universidade Católica do Rio Grande do Sul, 2014.

PIMENTEL, C. A relação da planta com a água. **Seropédica: Edur**, 2004.

QGIS. **QGIS Geographic Information System**. [S.l.], 2021. Disponível em: <http://www.qgis.org>.

QUININO, R. C.; REIS, E. A.; BESSEGATO, L. F. **O coeficiente de determinação R² como instrumento didático para avaliar a utilidade de um modelo de regressão linear múltipla**. Belo Horizonte: UFMG, 1991.

ROUSE, B.; WELLS, R.; WARNER, N. Proportion of t and b lymphocytes in lesions of marek's disease: theoretical implications for pathogenesis. **The Journal of Immunology**, Am Assoc Immunol, v. 110, n. 2, p. 534–539, 1973.

SANCHES, I. *et al.* Lem benchmark database for tropical agricultural remote sensing application. In: INTERNATIONAL ARCHIVES OF THE PHOTOGRAMMETRY, REMOTE SENSING AND SPATIAL **Embrapa Meio Ambiente-Artigo em anais de congresso (ALICE)**. [S.l.], 2018.

SEAB. **Nota técnica - assunto: cultivo do trigo no Paraná para a safra de 2021: opção viável para áreas ociosas e regiões com impossibilidade da semeadura do milho segunda safra**. [S.l.], 2021. Disponível em: [http://www.aen.pr.gov.br/arquivos/1103notatrigo.pdf/](http://www.aen.pr.gov.br/arquivos/1103notatrigo.pdf). Acesso em: 15 maio 2021.

SHAPIRO, S.; WILK, M. An analysis of variance test for normality. **Biometrika**, v. 52, n. 3, p. 591–611, 1965.

SILVEIRA, D. *et al.* Plantas de cobertura de solo de inverno em sistemas de integração lavoura-pecuária. **Embrapa Trigo-Artigo em periódico indexado (ALICE)**, Revista Plantio Direto & Tecnologia Agrícola, v. 29, n. 173, p. 18–23, 2020.

SOUZA, I. d.; GALVANI, E.; DA ASSUNÇÃO, H. F. Estudo comparativo entre elementos meteorológicos monitorados por estações convencional e automática na região de maringá, estado do paraná. **Acta Scientiarum. Technology**, v. 25, n. 2, p. 203–207, 2003.

TOMBA, A. Origem e evolucao das plantas cultivadas. In: _____. **Botânica no Inverno**. São Paulo: [s.n.], 2013. p. 161–169. Disponível em: https://www.researchgate.net/profile/Diogo-Galdeano/publication/297301899_Microrganismos_x_Planta_guerra_ou_parceria/links/56deb86c08aeb8b66f95f6f7/Microrganismos-x-Planta-guerra-ou-parceria.pdf#page=169. Acesso em: 15 maio 2021.