



UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA

CENTRO DE CIÊNCIAS AGRÁRIAS

CURSO DE AGRONOMIA

ERIKA VIEIRA CASSIANO

**PREVISÃO DE SAFRAS DE CULTIVOS ANUAIS: ESTIMATIVA COM ÍNDICES
ESPECTRAIS DE VEGETAÇÃO**

AREIA

2021

ERIKA VIEIRA CASSIANO

**PREVISÃO DE SAFRAS DE CULTIVOS ANUAIS: ESTIMATIVA COM ÍNDICES
ESPECTRAIS DE VEGETAÇÃO**

Trabalho de Conclusão de Curso
apresentado ao Programa de Graduação
em Agronomia da Universidade Federal
da Paraíba, como requisito parcial a
obtenção do título de Engenheira
Agrônoma.

Orientadora: Profa. Dra. Valéria Peixoto
Borges

AREIA

2021

Catálogo na publicação
Seção de Catalogação e Classificação

C345p Cassiano, Erika Vieira.

Previsão de safras de cultivos anuais: estimativa com
índices espectrais de vegetação / Erika Vieira
Cassiano. - Areia:UFPB/CCA, 2021.

32 f. : il.

Orientação: Valéria Peixoto Borges.

TCC (Graduação) - UFPB/CCA.

1. Agronomia. 2. Índices de vegetação. 3.
Produtividade. 4. Soja. 5. Milho. I. Borges, Valéria
Peixoto. II. Título.

UFPB/CCA-AREIA

CDU 631/635(02)

ERIKA VIEIRA CASSIANO

**PREVISÃO DE SAFRAS DE CULTIVOS ANUAIS: ESTIMATIVA COM ÍNDICES
ESPECTRAIS DE VEGETAÇÃO**

Trabalho de Conclusão de Curso
apresentado ao Programa de Graduação
em Agronomia da Universidade Federal
da Paraíba, como requisito parcial a
obtenção do título de Engenheira
Agrônoma.

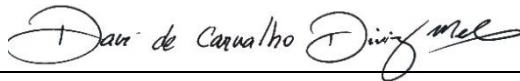
Aprovado em: 09/12/2021.

BANCA EXAMINADORA



Profa. Dra. Valéria Peixoto Borges (Orientadora)

Universidade Federal da Paraíba (UFPB)



Prof. Dr. Davi de Carvalho Diniz Melo

Universidade Federal da Paraíba (UFPB)



Prof. Dr. Robson de Sousa Nascimento

Universidade Federal da Paraíba (UFPB)

Dedico este trabalho a minha mãe Miriam e ao meu pai Josinaldo (in memoriam), que me ajudaram a sonhar e realizar esse projeto.

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente a Deus e a Virgem Maria, por nunca me abandonar. Sempre me proteger, dar forças e coragem para nunca desistir! Obrigada pelo amor!

Agradeço especialmente à minha mãe Miriam e meu pai Josinaldo (in memoriam) que me educou e me forneceu meios para estudar, e nos momentos mais difíceis estiveram ao meu lado incentivando, motivando e torcendo por mim! Vocês são meus tesouros!

Agradeço aos meus irmãos Eduarda e Jonathan e meu cunhado e irmão Gilson, por tudo que fez e faz por mim! Amo muito vocês!

Ao meu companheiro José Ilário por sempre estar ao meu lado me apoiando e incentivando, que me trouxe e traz alegria nos momentos mais tristes! Amo-te!

Agradeço a minha orientadora Valéria Pexoto Borges pelos conhecimentos compartilhados, pelos momentos de aprendizagem, pelos “puxões de orelha”, pela insistência e principalmente por ter me incentivado a chegar até aqui. Deixo registrada minha admiração pela grande profissional que és!

Agradeço as minhas amigas Izabelly e Nohanna que passaram por tudo isto comigo, e juntas estamos vencendo mais esta etapa das nossas vidas. Passamos muitas coisas ruins, mas as coisas boas se sobressaem! Vou sentir saudades de tudo que vivemos!

Agradeço a Daniele Marques que foi minha amiga desde o início, por me ensinar que a vida não é só seriedade e obrigada pelo companheirismo de irmã quando moramos juntas!

Aos meus colegas de turma que contribuíram de alguma forma na minha evolução como pessoa e durante o curso!

Ao Centro de Ciências Agrárias e aos professores pela oportunidade de aprendizado e construção profissional e pessoal!

Agradeço à Fazenda Porto Alegre, especialmente ao Eng. Agrônomo José Neto, por ceder os dados estudados no trabalho!

Agradeço a todos aqueles que me ajudaram e que estiveram presentes durante a realização desta difícil jornada.

RESUMO

O Brasil ocupa o primeiro lugar na produção mundial de soja e o terceiro lugar na produção mundial de milho. O sensoriamento remoto orbital ampliou as técnicas e metodologias que auxiliam no monitoramento de culturas. A partir dos modelos matemáticos podem-se usar índices de vegetação para estimar a produção de determinadas safras. O objetivo deste trabalho foi desenvolver um modelo empírico para previsão de safras da soja e do milho, utilizando índices espectrais de vegetação –(IV) - com dados orbitais de média resolução. O estudo foi realizado com dados das culturas de soja e milho cultivadas na Fazenda Porto Alegre, município de Serra do Ramalho, Oeste da Bahia, nas safras 2018/2019 e 2019/2020. Foram aplicadas imagens da refletância da superfície do satélite Landsat 8 para gerar os índices de vegetação NDVI e SAVI, e, por meio do Google Earth Engine, foi determinado o valor máximo destes índices para as culturas em cada parcela produtora. Este dado foi aplicado com os valores de produtividade para gerar uma equação empírica de estimativa de safra para cada cultura. Os valores dos índices de vegetação foram homogêneos dentro das parcelas, porém baixos, com máximo NDVI por volta de 0,55. A regressão que melhor conseguiu ajustar os dados foi quadrática, com $R^2 < 0,5$; entretanto o teste de Tukey indicou que as médias das estimativas e da produção medida foram estatisticamente iguais. Provavelmente, o baixo número de dados amostrados contribuiu para que o modelo não fosse satisfatório. Outros aspectos (fitossanitários, nutricionais e meteorológicos) podem explicar o fato de, mesmo com NDVI máximo igual, as parcelas apresentaram produtividade diversas. O uso de uma única imagem não traduz outros aspectos que contribuem para a produção, especialmente na fase final da cultura.

Palavras-Chave: índices de vegetação, produtividade, soja, milho.

ABSTRACT

Brazil is the world's leading producer of soybean and third in corn production. Orbital remote sensing has broadened the range of techniques and methodologies that assist in crop monitoring. Vegetation indices can be used, from mathematical models, to estimate the crop productivity. The objective of this work was to develop an empirical model for the prediction of soybean and corn harvest crops, using spectral vegetation indices - IV - with medium resolution orbital data. The study was carried out with soybean and corn crops data grown on the Porto Alegre Farm, municipality of Serra do Ramalho, West Bahia, in the 2018/2019 and 2019/2020 seasons. Surface reflectance images from the Landsat 8 satellite were applied to compute NDVI and SAVI vegetation indices, and by means of the Google Earth Engine, the maximum value of these indices for the crops in each field plot was determined. This data was applied with the field yield values to generate an empirical equation to estimate the harvest for each crop. Vegetation index values were homogeneous within the plots, however low, with a maximum NDVI around 0.55. The regression that best fitted the data was quadratic, with $R^2 < 0.5$; however, Tukey's test indicated that the averages of estimate and measured production were statistically equal. Probably, the few sampled data contributed to the unsatisfactory model performance. Other aspects (phytosanitary, nutritional and meteorological variables) may explain the fact that, even with an equal maximum IV, the plots had different productivity. The use of a single image does not translate other aspects that contribute to the production, especially in the final crop stage.

Key-Words: vegetation indices, productivity, soybean, corn.

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO.....	9
2. REVISÃO DE LITERATURA	11
2.1. Culturas do Milho e Soja	11
2.2. Estimativa de safras com sensoriamento remoto	11
2.3 Modelos para produtividade agrícola.....	13
2.3.1 Modelo de Monteith.....	13
2.3.2 Relação de índices espectrais com produção agrícola.....	13
3. METODOLOGIA.....	16
3.1 Localização e caracterização da área de estudo	16
3.3. Dados orbitais e processamento para determinar o índice de vegetação máximo	17
3.4. Modelagem empírica com produtividade	18
4. RESULTADOS E DISCUSSÕES.....	21
REFERÊNCIAS	27
ANEXO I - Código utilizado para processar as imagens	31

1. INTRODUÇÃO

O Brasil é o quarto maior produtor de grãos do mundo e o segundo maior exportador. De 2000 a 2020, o país foi o segundo maior produtor e exportador de soja. Em 2020, a produção foi de 126 milhões de toneladas e a exportação de 84 milhões de toneladas, ocupando o primeiro lugar, dominando 50% do comércio mundial de soja. Ocupa o terceiro lugar na produção mundial de milho com 100 milhões de toneladas. Em 2020, os produtores brasileiros de milho exportaram 38 milhões de toneladas, representando 19,8% do total das exportações do produto; neste ano, as exportações totais de milho do país chegaram a 6 bilhões de dólares. (ARAGÃO; CONTINI, 2021)

A importância da soja e do milho se reflete em seus diversos usos, desde ração animal até indústrias de alta tecnologia. Devido ao alto valor agregado a esses produtos, as empresas do agronegócio investem milhões em tecnologias para melhorar e intensificar suas produções. Assim, determinar parâmetros de produção, antes da colheita, propiciam soluções e articulações prévias com maior acerto no que se refere à logística e na administração de empresas rurais. (BERTOLIN et al., 2017)

Atualmente, as previsões de safras estão sendo feitas pela Companhia Nacional de Abastecimento (Conab) e pelo Instituto Nacional de Geografia e Estatística (IBGE), em parceria com outros órgãos federais e estaduais; que são baseados em entrevistas e levantamentos subjetivos (EMBRAPA, 2021). Nas propriedades rurais, os métodos para previsão de safra são convencionais, realizados por meio de amostragens em campo (RODRIGUES et al., 2005), demandando tempo e muita mão-de-obra. Comumente são realizadas em campo nos dias da colheita, impossibilitando antecipar ações de planejamento administrativo para as propriedades.

Com o avanço das tecnologias, o uso de satélites orbitais para imageamento da superfície terrestre e o aparecimento do sensoriamento remoto, trouxe técnicas e metodologias para observação das mudanças e variações na cobertura da superfície. Assim, mostrando um elevado potencial para ser utilizado no meio agrícola, através da radiação refletida que é coletada pelos sistemas sensores é

possível a obtenção de informações com o tipo de cultura plantada, condições fenológicas ou nutricionais e, conseqüentemente, com a produtividade, possibilitando estimar a produção da cultura agrícola. (BERTOLIN et al., 2017).

Há diversas propostas para estimativa de produtividade por meio do sensoriamento remoto, podemos evidenciar as que fazem uso de relações diretas entre índices de vegetação (IV): Índice de Vegetação da Diferença Normalizada (NDVI) e Índice de Vegetação Ajustado para o Solo (SAVI). Combinações de refletâncias de alvos de superfície em dois ou mais comprimentos de onda, particularmente o visível e o infravermelho, produzem medições radiométricas chamadas índices de vegetação. O objetivo dos IVs é destacar uma propriedade particular da vegetação, como o índice de área foliar (IAF), a porcentagem de cobertura verde, o teor de clorofila, a biomassa verde e a radiação fotossintética absorvida (JENSEN, 2009).

As características fisiológicas das plantas podem ser relacionadas com a sua resposta espectral em imagens de sensores remotos. As imagens são grandes ferramentas quando processadas e determinado o Índice de Vegetação da Diferença Normalizada (NDVI). A fim de minimizar a influência da refletância do solo no NDVI, este índice combinado com o fator L, produz o Índice de Vegetação Ajustado do Solo (SAVI). Este fator promove ajustes com base na cobertura do solo, para minimizar o impacto da cor do solo no resultado do índice; de acordo com as características do solo e tipo de cobertura morta. (LIMA et al, 2017)

Logo, mostrando a importância de se estimar a produtividade e o potencial de utilização de técnicas de sensoriamento remoto e índices de vegetação, objetivou-se desenvolver um modelo empírico para previsão de safras da soja e do milho, utilizando índices espectrais de vegetação – (IVs) - com dados orbitais de média resolução. A proposta é avaliar um método simples e operacional para facilitar a estimativa das safras no qual se pode realizar à mesma com apenas uma imagem do ciclo da cultura, a que representa o máximo acúmulo de biomassa.

2. REVISÃO DE LITERATURA

2.1. Culturas do Milho e Soja

O milho (*Zea mays L.*) é uma espécie anual, herbácea da família Poaceae originária da América Central, sendo um dos mais importantes cereais cultivados no mundo, em função do seu potencial produtivo, valor nutritivo e composição química (ABREU et al., 2009). Devido a sua adaptação pode ser encontrado em regiões de clima tropical, subtropical e temperado, pode ser cultivado desde o nível do mar até altitudes de 3600 metros. A planta está associada à produção de silagem e grãos contribuindo para as economias regionais e nacionais (BARROS; CALADO, 2014). No Brasil, a safra 2020/21 fechou com uma produção estimada em 85,75 milhões de toneladas (CONAB, 2021).

A soja (*Glycine max*) é uma espécie anual da família Fabaceae, originária da costa leste da Ásia, teve seus primeiros materiais genéticos introduzidos no Brasil no ano de 1882 na Bahia. No que diz respeito as grandes culturas, a soja foi a que mais cresceu em percentual nos últimos 37 anos com uma produtividade média no ano de 2021 no Brasil de 3.517 kg/hectares, a planta ainda tem um elevado teor de proteína, cerca de 40%, sendo muito aplicada na alimentação animal e, apesar de possuir baixo teor de óleos, sucesso é importante na produção de óleos vegetais (DALLAGNOL et al., 2007). No Brasil, segundo a Conab (2021), a produção da safra 2020/21 foi de 135,9 milhões de toneladas um aumento de 8,9% em comparação a safra 2019/20. Então estimativa de produtividade é necessária para que o suprimento da demanda nacional e a capacidade de transporte e armazenamento dos produtos não sejam comprometidos, possibilitando também a comercialização de safras anterior à colheita e a previsão dos preços no mercado nacional e internacional (BERTOLIN et al., 2017).

2.2. Estimativa de safras com sensoriamento remoto

A radiação solar que incide na superfície interage de formas diferentes, dependendo do tipo de alvo que está recebendo, essa diferença está associada aos parâmetros físicos e químicos a quais definem identidades espectrais de cada alvo.

De forma mais simples, os objetos que recebem a radiação refletem de maneira distinta cada faixa do espectro da luz que é captada pelos sensores. Toda imagem formada pelo sensor é armazenada em arquivos digitais, e essas imagens são formadas por pixels no quais cada um contém um valor numérico referente ao campo capturado pelo sensor (FIGUEIREDO, 2005).

A vegetação, de modo geral, possui um comportamento espectral específico, cuja alta reflectância no infravermelho próximo está relacionada à estrutura interna celular da folha, enquanto a baixa reflectância no visível é consequência da clorofila; e o decréscimo gradual de reflectância no infravermelho médio se dá pela presença e absorção da água pela vegetação (BARBOSA; REIS; MENDONÇA, 2019). Em outras palavras, através dos dados espectrais coletados fora da banda do visível pode-se analisar a cobertura vegetal local através dos Índices espectrais de Vegetação (VIs), que podem ser mapeados através do uso de Sistemas de Informações Geográficas (SIG).

Quando se refere a previsões de safra estamos falando de um planejamento agrícola, buscando resultados por meio da previsão de fatores, utilizando as geotecnologias e sensoriamento remoto como ferramenta para a implementação de uma geografia moderna e atual (BARBOSA; REIS; MENDONÇA, 2019). Determinar as relações de produção anterior à colheita permite que sejam tomadas decisões com maior possibilidade de acertos tanto na gestão territorial, quanto na administração de empresas rurais (BERTOLIN et al. 2017).

Segundo Barros (2021), para o Brasil nos dias atuais, a previsão de safras é compreendida como um procedimento de alta importância para a estimativa de produtividade em atividades agrícolas. O sensoriamento remoto se tornou uma alternativa aos métodos convencionais (nos quais são realizados por meio de entrevistas direcionadas a pessoas que vivem da agricultura) pelo fato de se ter o monitoramento da cultura utilizando imagens orbitais que são captadas por sensores multiespectrais em satélite que após processadas essas imagens são feitos mapas que auxiliarão na tomada de decisões dentro da empresa rural, diminuindo custos e aumentando o acerto na estimativa dependendo do método utilizado.

2.3 Modelos para produtividade agrícola

2.3.1 Modelo de Monteith

Entre os modelos usados para estimar a produtividade das culturas, tem-se o método proposto por MONTEITH (1972), dentre os quais a quantidade de biomassa produzida é uma função da radiação solar fotossinteticamente ativa absorvida (RFAA), da eficiência de interceptação e conversão em biomassa dentro do período em consideração (SILVAI et al, 2012). Dados espectrais do índice de vegetação da diferença normalizada (NDVI), dados meteorológicos e informações sobre a condição hídrica da vegetação (em alguns modelos obtidas com algoritmos para estimar a evapotranspiração) são implementados para determinar a biomassa, que por sua vez é multiplicada pelo índice de colheita e assim, realizada a previsão da colheita. Este modelo demanda muito estudo e conhecimento, pois possui várias equações até chegar a um resultado final, se tornando assim muito complicado e demandando muito tempo para ser usado por administradores de fazendas.

2.3.2 Relação de índices espectrais com produção agrícola

Segundo Zanzarini et al. (2013), análises feitas a partir da resposta espectral detectam mudanças na cobertura vegetal e recursos naturais, assim, aprimorando o conhecimento da interação da resposta eletromagnética da vegetação. Isso representa características de refletância das folhas, plantas individuais e aglomerados vegetativos. Segundo esse autor, índices espectrais de vegetação, têm sido largamente utilizados para monitorar a cobertura vegetal da Terra e que a combinação desses dados usando diversas bandas espectrais geram diversos produtos para monitoramento ambiental.

Dentre eles têm-se os índices de vegetação avaliando a relação desses dados com os parâmetros biofísicos da vegetação, entre eles o Índice de Vegetação Normalizada (NDVI) o qual é calculado com as refletâncias do infravermelho próximo e do vermelho. O SAVI (Índice de Vegetação Ajustado para o Solo) foi criado por

Huete (1988) a partir da necessidade de minimizar a influência do solo nos valores de NDVI, por tanto o fator L da equação vai variar de acordo com a reflectância do solo e densidade da vegetação (ROSENDON, 2005).

A produtividade da cultura geralmente está associada a certas variáveis agronômicas como densidade, vigor, maturidade e doença; e podem ser usadas como indicadores. O sensoriamento remoto fornece diagnóstico detalhado da saúde da planta; no entanto, a refletância espectral da cultura depende da fenologia, do tipo de estágio e da saúde da cultura (KHALID et al., 2016).

Ferreira (2020) afirma que os índices SAVI e EVI (Índice de Vegetação Melhorado, esse índice é utilizado na avaliação do vigor da vegetação) possuem correção de cobertura de solo e resistência aos aerossóis, e foram mais eficazes, principalmente na antecipação de resultados, permitindo a estimativa de atributos ainda nas fases iniciais da cultura. Segundo o autor, o SAVI é o indicador mais eficaz para prever biomassa e produtividade de grãos, em trabalho onde analisou índices para estimativa produtividade da cultura do milho. O fato essencial é a possibilidade um modelo na prática, ou seja, capaz de processamento quase em tempo real, como foi feito neste trabalho.

2.4. Imagens LandSat

O satélite Landsat 8, operado pela NASA e o Serviço Geológico Americano, obtém dados da superfície terrestre nos canais do visível, infravermelho próximo, infravermelho médio e infravermelho termal (ROY et al, 2016). O Landsat 8 foi colocado em órbita no ano de 2013, carregando dois instrumentos: o *Operational Land Imager* (OLI) e o *Thermal Infrared Sensor* (TIRS); o primeiro gera imagens nos canais refletidos e o segundo capta a radiação termal emitida pela superfície (NASA, 2021). As imagens apresentam média resolução espacial, de 30 m, com exceção das geradas no canal termal, que possuem 100 m de resolução. Além desses produtos, é disponibilizada uma imagem pancromática, com 15 m de resolução espacial. O satélite apresenta tempo de revisita (resolução temporal) de 16 dias. Na Tabela 1, são apresentados os detalhes das bandas espectrais do Landsat 8.

Tabela 1. Características das bandas dos sensores OLI e TIRS do satélite Landsat 8. Fonte: <https://landsat.gsfc.nasa.gov/satellites/landsat-8/>

	Banda	Resolução espacial	Faixa espectral
Banda 1	Costal/Aerossóis		0.435 - 0.451 μm
Banda 2	Azul		0.452 - 0.512 μm
Banda 3	Verde		0.533 - 0.590 μm
Banda 4	Vermelho	30 m	0.636 - 0.673 μm
Banda 5	Infravermelho Próximo		0.851 - 0.879 μm
Banda 6	Infravermelho médio 1		1.566 – 1.651 μm
Banda 7	Infravermelho médio 2		2,107 - 2.294 μm
Banda 8	Pancromática	15 m	0.503 - 0.676 μm
Banda 9	Cirrus	30 m	1.363 – 1.384 μm
Banda 10	Infravermelho Termal 1		10.60 – 11.19 μm
Banda 11	Infravermelho Termal 2	100 m	11.50 – 12.51 μm

3.2. Google Earth Engine

O Google Earth Engine é uma plataforma gratuita para processamento de imagens digitais e dados vetoriais *em nuvem*. O sistema utiliza servidores da Google que permitem que usuários visualizem e processem grande volume de dados geoespaciais sem a necessidade de supercomputadores.

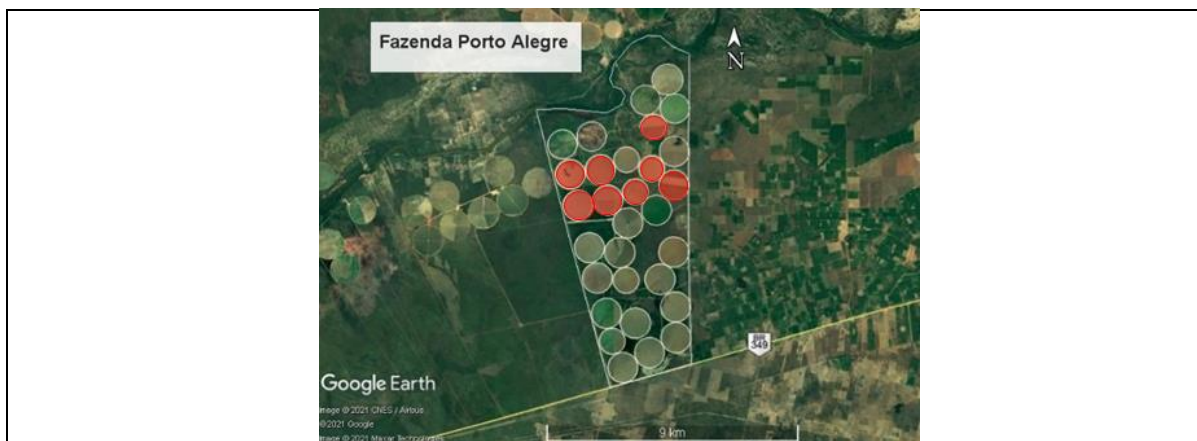
As informações digitais dos arquivos armazenados pelo satélite são extraídas utilizando as ferramentas SIG convencionais que podem não ser interessante, pois demandam diversas análises simultânea. Para uma maior agilidade, foi criado o Google Earth Engine (GEE), uma ferramenta que processa dados geográficos com computação em nuvem. Utilizando técnicas de programação *JavaScript* assim, tornando mais eficientes à análise de dados espectrais. Associando o GEE as estimativas de produção elaborando mapas para índice de vegetação com dados mais coerentes (LOBO, 2020).

3. METODOLOGIA

3.1 Localização e caracterização da área de estudo

A área de estudo está localizada na Fazenda Porto Alegre ($13^{\circ}15'18''$ S, $43^{\circ}25'05''$ W, 436 m) no município de Serra do Ramalho, região Oeste do Estado da Bahia. A Fazenda Porto Alegre possui 2.500 ha que são cultivados com soja, milho e algodão, em sistema de rotação de culturas, irrigadas via aspersão com pivô central. Na Figura 1 encontram-se mais detalhes da área de estudo. Essa área foi escolhida para o estudo pelos seguintes motivos: 1) Há uma grande disponibilidade de imagens de satélite com baixas coberturas de nuvens; 2) Foi possível obter os dados de produtividade junto à empresa; 3). Podem-se utilizar culturas de porte e fenologias diferentes para obter a função de estimativa da produtividade. Foram aplicados nesse estudo dados de produção das safras 2018/2019 e 2019/2020. O calendário de plantio segue o seguinte cronograma: milho – abril; soja – novembro. Para caracterização das condições ambientais foram utilizados dados meteorológicos medidos em estação meteorológica da propriedade.

Figura 01 - Imagem da Fazenda Porto Alegre, com as parcelas amostradas em destaque.



Fonte: Google Earth, 2021.

O clima da região de estudo é classificado como BShw, com estação chuvosa no período de primavera-verão (SEI, 2021). As médias anuais de temperatura máxima e mínima são $32,8^{\circ}\text{C}$ e 20°C , respectivamente; precipitação acumulada 798 mm e evapotranspiração potencial 2163 mm (INMET, 2021).

3.3. Dados orbitais e processamento para determinar o índice de vegetação máximo

Foram utilizadas imagens da refletância da superfície do satélite Landsat 8 para gerar os mapas dos índices de vegetação para determinar a produtividade das culturas nas safras de 2018-2019 e 2019-2020. Foram utilizados dados de 17 parcelas amostrais, 10 amostras para a soja e 7 para o milho, nas duas safras mencionadas. As demais parcelas não foram cultivadas com milho e soja. Além disso, foram excluídas parcelas nas quais os valores de produção foram muito inferiores ao que é comumente registrado na propriedade, o que pode estar relacionado a problemas fitossanitários.

3.3.1 Obtenção dos índices de vegetação

O NDVI foi determinado a partir das imagens dos canais refletivos do vermelho e do infravermelho das imagens de satélite. Para tanto, aplica-se a seguinte equação (ROUSE et al., 1974):

$$NDVI = \frac{\rho_{IVP} - \rho_V}{\rho_{IVP} + \rho_V} \quad (1)$$

Em que ρ_{IVP} é a reflectância da vegetação no infravermelho próximo e ρ_V é a reflectância da vegetação na banda do vermelho.

O SAVI (Eq. 2) é um índice que considera um ajuste para a reflectância do solo na banda do infravermelho (HUETE, 1988), o termo “L”, que assume os seguintes valores: L = 1,0 para vegetação esparsa/solo nu; L = 0,5 para cobertura média de vegetação e L = 0,25 para densa cobertura vegetal. Neste trabalho aplicamos o valor de L = 0,5.

$$SAVI = \frac{(\rho_{IVP} - \rho_V) (1 + L)}{(\rho_{IVP} + \rho_V + L)} \quad (2)$$

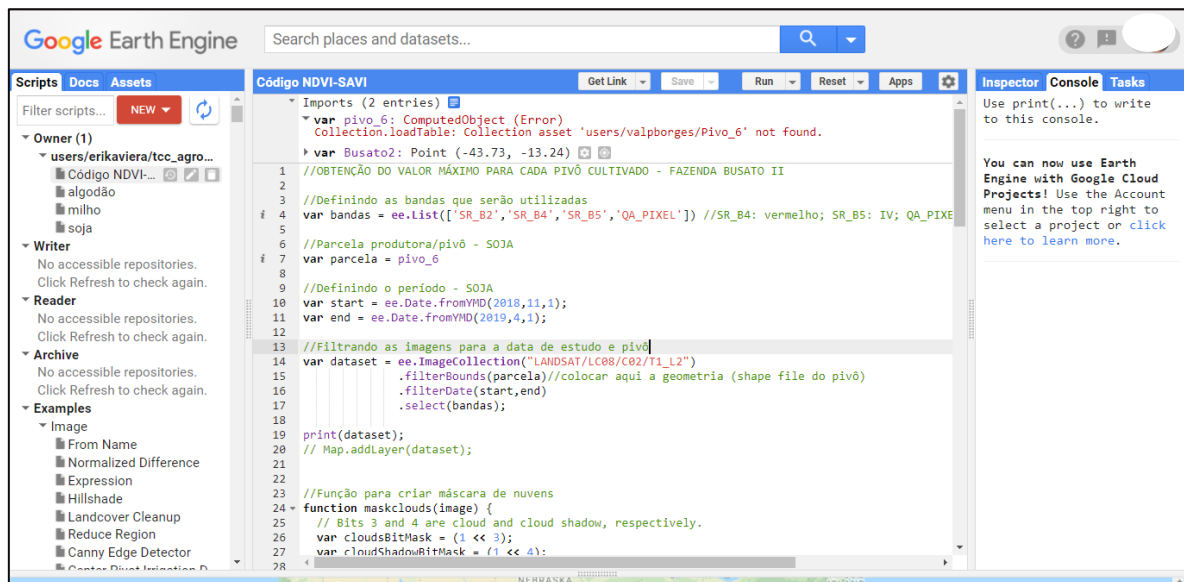
3.3.2 Processamento das imagens

Todo o processamento foi realizado na plataforma on-line gratuita Google Earth Engine, a qual é possível adquirir o banco de dados (imagens), realizar as operações e exportar os resultados.

O código foi desenvolvido para filtrar as imagens correspondentes à época do ciclo de cada cultura, conforme o calendário de plantio, gerar o índice de vegetação para todas as imagens e obter o valor máximo nessa série, para cada pixel. Em seguida, foi aplicado um redutor para gerar a média do NDVI máximo em cada parcela produtiva (pivô). Este valor foi utilizado para obter a equação de estimativa da produtividade. O código é apresentado no ANEXO I, mas a seguir, segue o endereço para acessar o código que foi utilizado para obtenção do NDVI e SAVI máximo das culturas:

<https://code.earthengine.google.com/313126ac3c9cb2c5203dab153d20d5d1>

Figura 02 – Imagem da tela inicial do Google Earth Engine.



Fonte: Google Earth Engine, 2021.

3.4. Modelagem empírica com produtividade

Dados de produtividade de cada parcela produtiva – pivô, disponibilizados pela empresa, foram plotados com os índices de vegetação NDVI e SAVI, para obter equações de estimativa da produtividade para cada cultura. Para tanto, foi utilizado apenas um único valor de IV de cada cultura e ciclo, o IV máximo (IV_{max}), que corresponde à data de máximo acúmulo de biomassa da cultura, portanto representa

a biomassa que será convertida no produto final. Realizou-se uma análise dos valores de produtividade, excluindo-se parcelas em que a produtividade apresentou valores muito acima ou abaixo dos demais, o que poderia caracterizar diferenças nutricionais, manchas de solos mais férteis ou problemas fitossanitários.

3.4.1. Avaliação estatística

As estimativas foram comparadas com os dados de campo e avaliadas segundo os indicadores: razão média (RM), erro absoluto médio (EAM) coeficientes de determinação (R^2), índice de concordância de Willmott (d_w) (BORGES et al., 2010).

A seguir as equações dos indicadores de desempenho:

$$RM = \frac{E_i}{O_i} \quad (3)$$

Em que: E_i = valor estimado (produtividade em ton./ha) e O_i = valor observado (produtividade em ton./ha).

$$EAM = \frac{\sum_{i=1}^N |E_i - O_i|}{N} \quad (4)$$

Em que: N = número de observações.

$$d_w = 1 - \left[\frac{\sum_{i=1}^N (E_i - O_i)^2}{\sum_{i=1}^N \left(|E_i - \bar{O}| + |O_i - \bar{O}| \right)^2} \right] \quad (5)$$

Sendo: $\bar{O}$ = média dos valores observados (produtividade em ton./ha).

Os indicadores RM e EAM são parâmetros estatísticos que assumem valores não negativos e sem limite superior; o valor esperado para RM é próximo de 1,0 e o valor de EAM tem que tender a 0 indica um bom desempenho. O coeficiente R^2 e o índice d_w são indicadores adimensionais de conformidade das estimativas com os valores observados; tendo como valor esperado em torno de 1,0. (BORGES et al., 2010)

A homogeneidade dos dados amostrados será avaliada pelo coeficiente de variação (CV). O CV é uma medida de dispersão que visa representar a variabilidade de uma distribuição em percentagem (%); é utilizado principalmente para comparar a variabilidade de dois conjuntos de valores que têm medidas unitárias diferentes. (SOUZA, GESSER, DALPIAZ, 2021). O CV é derivado do desvio padrão. Este revela o grau de dispersão do conjunto de dados, ou seja, o quão uniforme é o conjunto de dados. Só pode assumir valores positivos e quanto maior esse valor, maior será a disseminação dos dados (MARTINS, 2013).

4. RESULTADOS E DISCUSSÕES

Nas tabelas abaixo (02 e 03), estão os valores máximos de NDVI e SAVI para cada pivô, nas safras de 2018-2019 e 2019-2020, obtidos através do código do Google Earth Engine; mostra também a produtividade observada em campo, cedidos pela administração da empresa; em seguida a média dos valores e o desvio padrão dos dados.

Tabela 02- Valores dos máximos índices para a cultura da soja, média e desvio padrão.

SOJA				
	LOTE	NDVI	SAVI	PRODUTIVIDADE ton./ha
2018-2019	PIVO 09	0,5	0,65	3,78
	PIVO 12	0,48	0,62	3,43
	PIVO 13	0,49	0,64	4,34
	PIVO 30	0,48	0,63	3,26
2019-2020	PIVO 06	0,51	0,66	3,55
	PIVO 07	0,52	0,68	4,41
	PIVO 09	0,52	0,67	3,94
	PIVO 11	0,52	0,68	3,94
	PIVO 12	0,49	0,64	3,45
	PIVO 14	0,53	0,7	3,06
	Média	0,5	0,66	3,72
	Desvio	0,02	0,03	0,45
	CV (%)	3,69	4,98	12,01

Fonte: Elaboração do autor, 2021.

Tabela 03- Valores dos máximos índices para a cultura do milho, média e desvio padrão.

MILHO				
	LOTE	NDVI	SAVI	PRODUTIVIDADE ton./ha
2018-2019	PIVO 06	0,5	0,65	7,89
	PIVO 09	0,5	0,64	8,25
	PIVO 12	0,49	0,63	8,13
	PIVO 30	0,52	0,68	8,23
2019-2020	PIVO 12	0,49	0,63	8,34
	PIVO 13	0,49	0,64	8,31
	PIVO 30	0,51	0,67	8,24
	Média	0,5	0,65	8,20
	Desvio	0,01	0,02	0,15
	CV (%)	2,74	3,05	1,86

Fonte: Elaboração do autor, 2021.

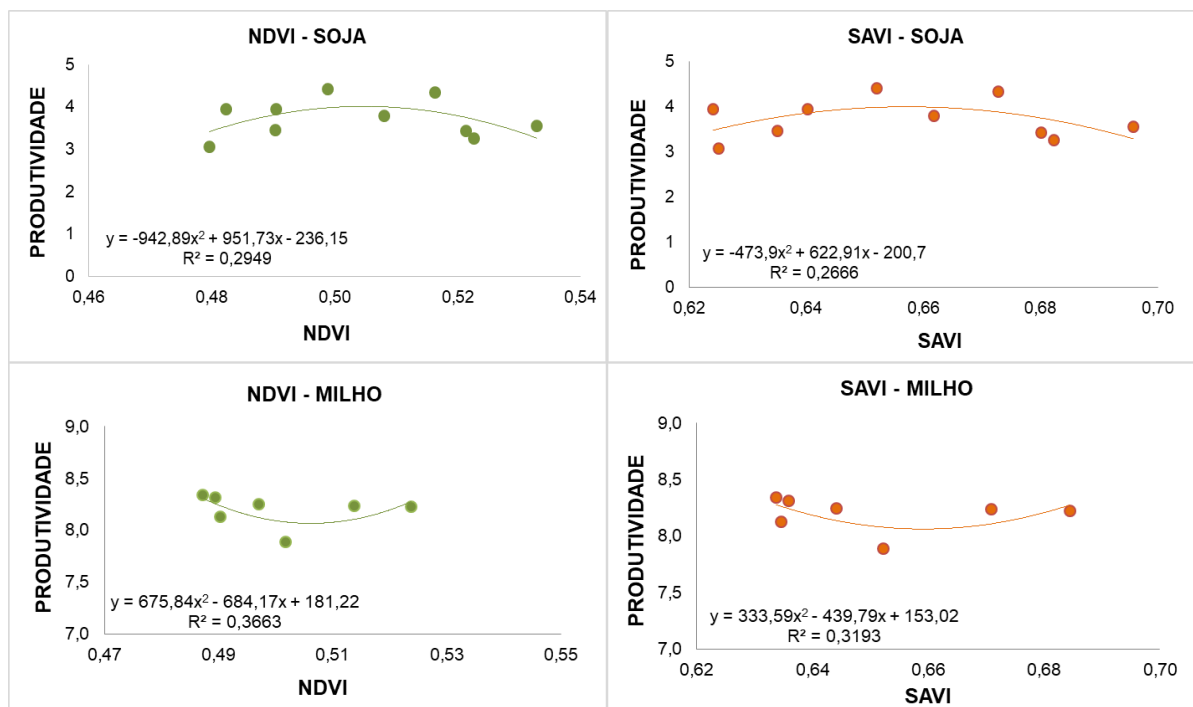
Os índices de vegetação (NDVI e SAVI) foram medianos, pois as culturas quando estão no seu máximo os valores costumam serem maiores que 0,70. As medias dos valores de NDVI foi 0,50 para as duas culturas e SAVI foi 0,66 para soja e 0,65 para o milho. No trabalho de Barros (2021), observaram a cultura da soja durante todo o ciclo, processando imagens de satélite para obtenção de índices de vegetação e obtiveram o NDVI máximo de 0,73 e SAVI máximo de 0,79. O desvio padrão para NDVI da soja foi 0,02 e 0,1 para o milho, e para SAVI foi de 0,03 para soja e 0,02 para o milho, assumindo esses valores os dados estão homogêneos.

A razão de esses índices variarem dessa forma se deve às condições da cultura em campo como fitossanidade, nutrição, algum déficit ou até sua dinâmica fenológica-espectral como exemplo a soja que tem três fases, são elas: primeira fase plantio, germinação e desenvolvimento inicial, o solo está exposto e propicia a com a REM (Radiação Eletromagnética); segunda fase: o dossel se desenvolve e no meio dessa fase acontece à floração e formação das sementes, a cobertura verde interage com o REM produzindo o máximo da cultura; na terceira fase: acontece a maturação e envelhecimento das plantas onde ocorre a secagem das folhas e queda das mesmas, assim a vegetação seca com uma camada de restos da vegetação interage com o REM e promove índices baixos. (BARROS, 2021).

A figura 02 apresenta a relação entre os índices de vegetação NDVI e SAVI máximos e a produtividade observada em campo para as duas culturas soja e milho. Observa-se que o SAVI apresentou menor coeficiente de determinação: para a soja 0,26 e 0,31 para soja e milho, respectivamente. Portanto, este índice não trouxe melhoria para a estimativa de produto, já que os índices de desempenho do modelo com ele foram inferiores.

No estudo feito por Bertolin et al (2017), que comparou quatro IVs (NDVI, NDWI, SAVI e GVI) para a cultura do milho, utilizando dados de doze (12) pivôs centrais no município de São Desidério na Bahia, o NDVI também se mostrou mais coerente e teve o maior coeficiente de determinação em um modelo linear que R^2 apresentou um valor de 0,81. Ao contrário do presente trabalho, Bertolin et al (2017) utilizaram o NDVI médio para estas estimativas.

Figura 03 – Relação entre os valores máximos de NDVI e SAVI e a produtividade em ton./ha para a cultura da soja e do milho.



Fonte: Elaboração do autor, 2021.

Através da regressão entre os IVs e a produtividade em toneladas por hectares, obteve-se o modelo quadrático que teve um ajuste razoável com as equações do quadro abaixo.

Quadro 01 – Modelos para estimativas de produção para as culturas da soja e do milho.

	SOJA
NDVI	Produtividade = $-942,89 * (NDVI)^2 + 951,73 * (NDVI) - 236,15$
SAVI	Produtividade = $-473,90 * (SAVI)^2 + 622,91 * (SAVI) - 200,70$
	MILHO
NDVI	Produtividade = $675,84 * (NDVI)^2 - 684,17 * (NDVI) + 181,22$
SAVI	Produtividade = $333,59 * (SAVI)^2 - 439,79 * (SAVI) + 153,02$

Fonte: Elaboração do autor, 2021.

Os valores obtidos do coeficiente de determinação; soja: NDVI - $R^2 = 0,29$ e SAVI - $R^2 = 0,26$, milho: NDVI - $R^2 = 0,36$ e SAVI - $R^2 = 0,31$; permitiram observar que estes modelos não conseguem prever bem a variação da produção em função dos índices de vegetação ($R^2 < 0,5$), porém existe uma relação entre as variáveis, podendo evidenciar que o modelo para estimar a produtividade teve melhor resultado nas culturas quando foi utilizado NDVI. Dentre os fatores que pode ter

prejudicado o estudo, está à indisponibilidade de mais dados, tanto de pivôs quanto de outras safras.

Pode-se atribuir esses resultados a outros fatores como condições meteorológicas, situação nutricional ou fitossanitária que interferem na locação da biomassa verde para o produto final. Por isso, mesmo com NDVI máximo de valor semelhante, o valor da produção foi diferente dentro da mesma cultura. Outros modelos consideram a condição hídrica e a temperatura do ar, como o modelo de Monteith.

Independentemente dos resultados acima, o teste T considerou que as médias de valores medidos e estimados com NDVI são estatisticamente iguais e a razão média mostrou que a estimativa não variou muito em relação ao observado (subestimativa de até 4% para a soja, usando o SAVI) como mostrado nas Tabelas 03 e 04.

Tabela 04- Índices estatísticos para a cultura da soja.

NDVI			SAVI		
INDICADOR	VALOR	INTERPRETAÇÃO	INDICADOR	VALOR	INTERPRETAÇÃO
RM média	1,06	Mediano	RM média	0,96	Baixo
EAM (ton/ha)	0,34		EAM (ton/ha)	0,56	
d(Willmont)	0,62		d(Willmont)	0,22	
R ²	0,30		R ²	0,27	
estatística do teste	0,01	P < 0,05: médias estatisticamente iguais a 5% de significância	estatística do teste	0,84	P > 0,05: médias estatisticamente diferentes a 5% de significância

Fonte: Elaboração do autor, 2021.

A partir da estatística do teste, o índice que foi selecionado próximo ao nível de significância, que é de 5%, ou seja, < 0,05. A resposta espectral da soja e milho sofreu alterações nos diferentes índices de avaliação, determinando qual IV que melhor se ajustou à estimativa da produtividade para cada cultura. Portanto, levando em consideração esses valores, o índice que apresentou melhor desempenho foi o NDVI.

Tabela 05 – Índices estatísticos da cultura do milho.

NDVI			SAVI		
INDICADOR	VALOR	INTERPRETAÇÃO	INDICADOR	VALOR	INTERPRETAÇÃO
RM média	1,00	Mediano	RM média	1,00	Mediano
EAM (ton/ha)	0,10		EAM (ton/ha)	0,11	
d(Willmont)	0,68		d(Willmont)	0,65	
R ²	0,37		R ²	0,33	
, estatística do teste	0,004	P < 0,05: médias estatisticamente iguais a 5% de significância	estatística do teste	0,01	P < 0,05: médias estatisticamente iguais a 5% de significância

Fonte: Elaboração do autor, 2021.

O índice de concordância de Willmott (d_w) foi cerca de 0,6 nas estimativas com NDVI, sendo considerado mediano, já que a concordância perfeita entre estimativas e dados observados é registrada com $d_w = 1,0$. Apesar da razão média não indicar super ou subestimativas relevantes, o erro absoluto médio para soja foi de 340 kg/ha, o que corresponde a 10% da produtividade média registrada no local. Já para o milho, o EAM foi de apenas 100 kg, relativo a apenas 1,2% da produtividade média desta cultura nas parcelas amostradas.

No trabalho realizado por Ferreira (2020), avaliou-se a eficácia dos índices de vegetação para estimar a produtividade do milho apresentando o SAVI como o índice com maior eficiência para predição de produtividade de biomassa e grãos de milho. Silva et al (2019) realizaram um estudo utilizando o NDVI em series temporais de imagens do satélite MODIS, utilizando o aplicativo desenvolvido pela EMBRAPA em uma produção comercial de algodão, no estado do Mato Grosso, para a estimativa de produtividade do algodoeiro (ciclo de 180 dias); eles calcularam a correlação entre a produtividade e o NDVI, que teve a equação $y = 0,26e^{3,64x}$ e $R^2 = 0,258$; também correlacionou a produtividade com o coeficiente de variação e obteve a equação $y = 5,086x^{-0,264}$ e $R^2 = 5,11$; este estudo mostraram resultados não-lineares positivas de NDVI, em que o aumento dos valores de NDVI reflete o aumento da produtividade do algodoeiro, onde a variabilidade espacial do índice influenciou negativamente na produtividade, isto é, quanto maior o coeficiente de variação, menor a produtividade.

5. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Não foi possível determinar uma relação linear entre o máximo valor de NDVI e do SAVI com a produtividade das culturas do milho e soja;

O modelo quadrático apresentou desempenho razoável, com R^2 de 0,4, porém índice de concordância mediano e subestimativa de, no máximo 4%;

O índice que se mostrou mais sensível para a estimativa da produtividade das culturas foi o NDVI;

Utilizando-se apenas um dado de índice de vegetação, o máximo encontrado para todo o ciclo, não foi possível prever adequadamente a produtividade das culturas do milho e da soja.

Diante dos resultados do presente trabalho, sugere-se para futuras pesquisas utilizar dados de outras safras e de outros satélites (Sentinel, CBERS), para aumentar a cobertura amostral; implementar no modelo dados ambientais e de disponibilidade de água ou evapotranspiração; aplicar e comparar os resultados com outros índices, como o EVI e CLGeen.

REFERÊNCIAS

- ABREU, Magno Luiz et al. Relações hídricas, fenologia e produtividade do milho sob deficiência hídrica. **Cultura agrônômica**, [s. l.], v. 18, n. 1, p. 81 - 94, 2009.
- ARAGÃO, Adalberto; CONTINI, Elisio. **O agro no Brasil e no mundo: uma síntese do período de 2000 a 2020**. 2021. Embrapa SIRE. Disponível em: <https://www.embrapa.br/documents/10180/62618376/O+AGRO+NO+BRASIL+E+NO+MUNDO.pdf/41e20155-5cd9-f4ad-7119-945e147396cb>. Acesso em: 01 out. 21.
- BARBOSA, Antônio Ivo Gomes; REIS, Claudio Henrique; MENDONÇA, José Carlos. PREVISÃO DE SAFRA DA PRODUÇÃO DE CANA-DE-AÇÚCAR NO MUNICÍPIO DE CAMPOS DOS GOYTACAZES – RJ UTILIZANDO SENSORIAMENTO REMOTO. In: XIX SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 19., 2019, Santos. **[Anais do XIX Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto] previsão de safra da produção de cana-de-açúcar no município de Campos dos Goytacazes – RJ utilizando sensoriamento remoto**. Santos, Sp: Galoá Proceedings, 2019. p. 447-450.
- BARROS, Ana Clara de. **Estimativa da produção agrícola por meio de técnicas de sensoriamento remoto**. 2021. 179 p. Tese (Doutorado) - Faculdade de Ciências Agrônômicas da Unesp Campus de Botucatu, [S. l.], 2021.
- BARROS, José F. C.; CALADO, José G. **A Cultura do Milho**. 2014. 52 p. Texto de apoio para as Unidades Curriculares (Graduação) - Universidade de Évora, [S. l.], 2014. Disponível em: http://dspace.uevora.pt/rdpc/handle/10174/10804?mode=full&submit_simple=Mostrar+registo+em+formato+completo. Acesso em: 20 out. 2021.
- BERTOLIN, Natalia & FILGUEIRAS, Roberto & VENANCIO, LUAN & MANTOVANI, Everardo. (2017). Predição da produtividade de milho irrigado com auxílio de imagens de satélite. **Revista Brasileira de Agricultura Irrigada**. 11. 1627-1638. 10.7127/rbai.v11n400567.
- BORGES, V. P.; OLIVEIRA, A. S.; COELHO FILHO, M. A.; SILVA, T. S. M.; PAMPONET, B. M. Avaliação de modelos de estimativa da radiação solar incidente em Cruz das Almas, Bahia. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v.14, p.74-80, 2010.
- CONAB. **Último levantamento da safra 2020/21 confirma redução na produção de grãos**. [S. l.], 9 set. 2021. Disponível em: <https://www.conab.gov.br/ultimas-noticias/4234-ultimo-levantamento-da-safra-2020-21-confirma-reducao-na-producao-de-graos>. Acesso em: 21 out. 2021.
- DALL'AGNOL, A.; ROESSING, A. C.; LAZZAROTTO, J. J.; HIRAKURI, M. H.; OLIVEIRA, A. B. de. **O complexo agroindustrial da soja brasileira**. Londrina: Embrapa Soja, 2007. 12 p. Disponível em: <https://www.embrapa.br/busca-de-publicacoes/-/publicacao/470318/o-complexo-agroindustrial-da-soja-brasileira>. Acesso em: 19 out. 2021.
- FERREIRA, Elton José Sant'ana. **Avaliação de índices de vegetação para estimativa de produtividade do milho em sistemas de manejo do solo no**

cerrado. 2020. 137 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Agronomia, Universidade Estadual Paulista "Júlio de Mesquita Filho", Ilha Solteira, 2020. Disponível em: <https://repositorio.unesp.br/handle/11449/194159>. Acesso em: 27 nov. 2021.

FIGUEIREDO, Divino. **Conceitos Básicos de Sensoriamento Remoto**. [S. l.], 2005. Disponível em: https://www.academia.edu/29568800/Conceitos_B%C3%A1sicos_de_Sensoriamento_Remoto?bulkDownload=thisPaper-topRelated-sameAuthor-citingThis-citedByThis-secondOrderCitations&from=cover_page. Acesso em: 18 out. 2021.

HUETE, A. R. A. Soil-Adjusted Vegetation Index (SAVI). **Remote Sensing of Environment**, v. 25, n. 3, p.205-309, Aug. 1988.

INMET, 2021. **Normais Climatológicas do Brasil**. Disponível em: <https://portal.inmet.gov.br/normais>. Acesso em maio/2021.

JENSEN, J. R. **Sensoriamento remoto do ambiente**: uma perspectiva em recursos terrestres. Tradução: EPIHANIO, J. C. N. (coord.)... [et. al]. São José dos Campos, Parêntese, 2009.

LEDA, Victor Costa; GOLÇALVES, Aline Kuramoto; LIMA, Natalia da Silva. Sensoriamento remoto aplicado à modelagem de produtividade da cultura da cana-de-açúcar. **Energia na Agricultura**, [S. l.], p. 263-270, 22 maio 2019. 2359-6562.

LIMA, Diego Ricardo Medeiros de; DLUGOSZ, Fernando Luís; IURK, Mariângela Ceschim; PESCK, Vagner Alex. Uso de NDVI e SAVI para Caracterização da Cobertura da Terra e Análise Temporal em Imagens RapidEye. **Revista Espacios**, v. 38, n. 36, p. 7-23, 15 mar. 2017. Qunzenal. Disponível em: <https://www.revistaespacios.com/a17v38n36/a17v38n36p07.pdf>. Acesso em: 20 nov. 2021.

LOBO, Felipe de Lucia. **Introdução ao Google Earth Engine**. Universidade federal de Pelotas, 2020. Apostila.

MARTINS, E.G.M. Desvio padrão amostral. **Revista de Ciência Elementar**, Porto, v. 1, n. 1, p.22, 2013.

NASA, 2021. **Landsat 8**. Disponível em: <https://landsat.gsfc.nasa.gov/satellites/landsat-8/>. Acessado em: 12/12/2021.

RODRIGUES, V. N.; von PINHO, R. G.; PAGLIS, C. M.; BUENO FILHO, J. S. de S.; BRITO, A. H. de. Comparação entre métodos para estimar a produtividade de grãos de milho. **Ciência e Agrotecnologia**, 2005. v. 29. n. 1. p.34-42.

ROUSE, J. W.; HAAS, R. H.; SCHELL, J. A.; DEERING, D. W.; HARLAN, J. C. **Monitoring the vernal advancement and retrogradation of natural vegetation**. Greenbelt: National Aeronautics and Space Administration, 1974, 371 p. (Nasa/GSFC TYPE III. Final Report)

ROSENDO, J. S. **Índices de vegetação e monitoramento do uso do solo e cobertura vegetal na bacia do Rio Araguari - MG - utilizando dados do sensor modis**. Uberlândia - MG, 2005. Disponível em:

http://www.ecologia.ib.usp.br/lepac/bie5759/jussara_santos.pdf. Acesso em: 19 nov. 2021.

ROY, D.P.; WULDER, M.A.; LOVELAND, T.R.; WOODCOCK, C.E.; ALLEN, R.G.; ANDERSON, M.C.; HELDER, D.; IRONS, J.R.; JOHNSON, D.M.; KENNEDY, R.; SCAMBOS, T.A.; SCHAAF, C.B.; SCHOTT, J.R.; SHENG, Y.; VERMOTE, E.F.; BELWARD, A.S.; BINDSCHADLER, R.; COHEN, W.B.; GAO, F.; HIPPLE, J.D.; HOSTERT, P.; HUNTINGTON, J.; JUSTICE, C.O.; KILIC, A.; KOVALSKYY, V.; LEE, Z.P.; LYMBURNER, L.; MASEK, J.G.; MCCORKEL, J.; SHUAI, Y.; TREZZA, R.; VOGELMANN, J.; WYNNE, R.H.; ZHU, Z. Landsat-8: Science and product vision for terrestrial global change research (2014). **Remote Sensing of Environment**, v. 145, p. 154-172. Doi: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2014.02.001>

RUDORFF, B. F. T.; BERKA, L. M. S.; XAVIER, A. C.; MOREIRA, M. A.; DUARTE, V.; ROSA, V. G. C.; SHIMABUKURO, Y. E. **Estimativa de área plantada com cana-de-açúcar em municípios do estado de São Paulo por meio de imagens de satélites e técnicas de geoprocessamento**: ano safra 2003/2004. São José dos Campos: Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, 2004a. 47 p. (INPE-10791-RPQ/759).

SEI, 2021. **Tipologia Climática Koppen**. Disponível em: http://www.sei.ba.gov.br/site/geoambientais/mapas/pdf/tipologia_climatica_segundo_koppen_2014.pdf. Acesso em: maio/2021.

SILVA, F. S.; VAZ, C. M. P.; SPERANZA, E. A.; GALBIERI, R.; ESQUERDO, J. C. D. M.; VILLELA, J. M.; CRESTANA, S. **Correlações da produtividade do algodoeiro com índices de vegetação obtidos por séries temporais de imagens de satélite**. In: SIMPÓSIO NACIONAL DE INSTRUMENTAÇÃO AGROPECUÁRIA, 1., 2019, São Carlos Sp. P-Correlacoes-da-produtividade-do-algodoeiro-com-indices-de-vegetacao-obtidos-por-series-temporais-de-imagens-de-satelite. São Paulo - SP: Embrapa, 2019. p. 170-174. Disponível em: <http://ainfo.cnptia.embrapa.br/digital/bitstream/item/204949/1/P-Correlacoes-da-produtividade-do-algodoeiro-com-indices-de-vegetacao-obtidos-por-series-temporais-de-imagens-de-satelite..pdf>. Acesso em: 27 nov. 2021.

SILVAI, Marcos Antonio Vanderlei; COSTA, José Maria Nogueira da; ANDRADE, Vanda Maria Sales de; FERREIRO, Williams Pinto Marques; SANS, Luiz Marcelo Aguiar; OLIVEIRA, Evandro Chaves de. **Eficiência de conversão da radiação fotos sinteticamente ativa para a produção de fitomassa no milho BR 106**. 2012. EMBRAPA. Disponível em: <https://ainfo.cnptia.embrapa.br/digital/bitstream/item/67580/1/Eficiencia-conversao.pdf>. Acesso em: 20 nov. 2021

SOUZA, André Marcelo Santos de; GESSER, Kiliano; DALPIAZ, Márcia Vilma Depiné. **Medidas de dispersão e estimação**: medidas de dispersão relativa, 2021. Livro Digital. Disponível em: https://livrodigital.uniasselvi.com.br/MAT99_estadistica/unidade3.html?topico=2. Acesso em: 11 dez. 2021.

ZANZARINI, Fabricio V. *et al.* **Correlação espacial do índice de vegetação (NDVI) de imagem Landsat/ETM+ com atributos do solo**. Manejo de Solo, Água e Planta, [s. l.], ano 2013, v. 17, ed. 6, p. 608 - 614, 2013. Disponível em:

<https://www.scielo.br/j/rbeaa/a/CpYNtBsHbBLS6q4K7D5gdjg/abstract/?format=html&lang=pt#>. Acesso em: 19 nov. 2021.

KHALID A. Al-Gaadi, ABDALHALEEM A. Hassaballa , ELKAMIL Tola, Ahmed G. Kayad, RANGASWAMY Madugundu, Bander Ablewi, FAHAD Assiri. (2016) Prediction of Potato Crop Yield Using Precision Agriculture Techniques. **PLOS ONE**, v. 11, p. 1-16 . Disponível em: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0162219>. Acesso em: 28 nov. 2021.

ANEXO I

Código utilizado para processar as imagens

Este foi o código utilizado para obter os Índices de Vegetação (IVs), NDVI e SAVI, na plataforma do Google Earth Engine (GEE) e a linguagem utilizada é a JavaScript.

```
//OBTENÇÃO DO VALOR MÁXIMO PARA CADA PIVÔ CULTIVADO - FAZENDA BUSATO
//

//Definindo as bandas que serão utilizadas
var bandas = ee.List(['SR_B2','SR_B4','SR_B5','QA_PIXEL']) //SR_B4: vermelho; SR_B5: IV;
QA_PIXEL: qualidade(nuvens)

//Parcela produtora/pivô - SOJA
var parcela = pivo_6

//Definindo o período - SOJA
var start = ee.Date.fromYMD(2018,11,1);
var end = ee.Date.fromYMD(2019,4,1);

//Filtrando as imagens para a data de estudo e pivô
var dataset = ee.ImageCollection("LANDSAT/LC08/C02/T1_L2")
    .filterBounds(parcela)//colocar aqui a geometria (shape file do pivô)
    .filterDate(start,end)
    .select(bandas);

print(dataset);
// Map.addLayer(dataset);

//Função para criar máscara de nuvens
function maskclouds(image) {
    // Bits 3 and 4 are cloud and cloud shadow, respectively.
    var cloudsBitMask = (1 << 3);
    var cloudShadowBitMask = (1 << 4);
    // Get the pixel QA band.
    var qa = image.select('QA_PIXEL');
    // Both flags should be set to zero, indicating clear conditions.
    var mask = qa.bitwiseAnd(cloudShadowBitMask).eq(0)
        .and(qa.bitwiseAnd(cloudsBitMask).eq(0));
    return image.updateMask(mask);
}
//Aplicando a máscara em todas as imagens
var dataset_filt = dataset.map(maskclouds);
// Map.addLayer(dataset_filt.mean().clip(pivo_6));

//Função para calcular NDVI
function add_ndvi (image){
    var ndvi = image.normalizedDifference(['SR_B5', 'SR_B4']).rename('NDVI');
```

```

    return image.addBands(ndvi);
}
var ndvi_max = dataset_filt.map(add_ndvi).max();

//Função para calcular o SAVI
function add_savi (image){
  var savi = image.expression(
    '(1 + L) * (NIR - RED) / (NIR + RED + L)', {
      'NIR': image.select('SR_B5').multiply(0.0001),
      'RED': image.select('SR_B4').multiply(0.0001),
      'L': 0.5
    }).rename('SAVI');
  return image.addBands(savi);
}

var savi_max = dataset_filt.map(add_savi).max();

Map.centerObject(pivo_6, 12);
Map.addLayer(ndvi_max.clip(pivo_6));
Map.addLayer(savi_max.clip(pivo_6));
// Map.addLayer(evi_max.clip(pivo_6));

//Código para exportar imagem
Export.image.toDrive({
  image: ndvi_max.select('NDVI'),
  description: 'NDVImax_Pivo6_Soja_2018_2019',
  scale: 30,
  region: pivo_6
});

//Valores médios do IV máximo por pivô
var max_ndvi_pivo = ndvi_max.reduceRegion({
  reducer: ee.Reducer.mean(),
  geometry: parcela,
  scale: 30,
  // bestEffort: true,
});
print('Valor médio do máximo NDVI em cada pivô',max_ndvi_pivo);//as bordas do pivô estão
trazendo a média para baixo.
//fazer o shape file com a borda menor

var max_savi_pivo = savi_max.reduceRegion({
  reducer: ee.Reducer.mean(),
  geometry: parcela,
  scale: 30,
  // bestEffort: true,
});
print('Valor médio do máximo SAVI em cada pivô',max_savi_pivo);

```