

Universidade Brasil
Campus de Fernandópolis

MARIANA GATO STACCHISSINI SILVA

PREVISÃO DE PRODUÇÃO DE BIOMASSA DE CANA-DE-AÇÚCAR
POR ÍNDICE DE VEGETAÇÃO POR DIFERENÇA NORMALIZADA
(NDVI)

FORCAST THE PRODUCTION OF SUGAR CANE BIOMASS BY NORMALIZED
DIFFERENCE VEGETATION INDEX (NDVI)

FERNANDÓPOLIS, SP
2020

Mariana Gato Stachissini Silva

PREVISÃO DE PRODUÇÃO DE BIOMASSA DE CANA-DE-AÇÚCAR POR ÍNDICE
DE VEGETAÇÃO POR DIFERENÇA NORMALIZADA (NDVI)

Orientador: Prof. Dr. Luiz Sergio Vanzela

Dissertação de mestrado apresentada ao Programa de Pós-graduação em Ciências Ambientais da Universidade Brasil, como complementação dos créditos necessários para obtenção do título de Mestre em Ciências Ambientais.

FERNANDÓPOLIS, SP

2020

FICHA CATALOGRÁFICA

S578p Silva, Mariana Gato Stachissini.
Previsão de produção de biomassa de cana-de-açúcar por índice de vegetação por diferença normalizada (NDVI)/ Mariana Gato Stachissini Silva.
São Paulo – SP: [s.n.], 2020.
59 p.: il.; 29,5cm.

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós Graduação em Ciências Ambientais da Universidade Brasil, como complementação dos créditos necessários para obtenção do título de Mestre em Ciências Ambientais.

Orientador: Prof. Dr. Luiz Sergio Vanzela.

1.Sensoriamento Remoto. 2.Logística de Colheita. 3.CTC4. 4. RB835486. 5. RB92579. I.Título.

CDD 633.61



Termo de Autorização

Para Publicação de Dissertações e Teses no Formato Eletrônico na Página WWW do Respetivo Programa da Universidade Brasil e no Banco de Teses da CAPES

Na qualidade de titular(es) dos direitos de autor da publicação, e de acordo com a Portaria CAPES no. 13, de 15 de fevereiro de 2006, autorizo(amos) a Universidade Brasil a disponibilizar através do site <http://www.universidadebrasil.edu.br>, na página do respectivo Programa de Pós-Graduação *Stricto Sensu*, bem como no Banco de Dissertações e Teses da CAPES, através do site <http://bancodeteses.capes.gov.br>, a versão digital do texto integral da Dissertação/Tese abaixo citada, para fins de leitura, impressão e/ou *download*, a título de divulgação da produção científica brasileira.

A utilização do conteúdo deste texto, exclusivamente para fins acadêmicos e científicos, fica condicionada à citação da fonte.

Título do Trabalho: **"PREVISÃO DE PRODUÇÃO DE BIOMASSA DE CANA-DE-AÇÚCAR POR ÍNDICE DE VEGETAÇÃO POR DIFERENÇA NORMALIZADA (NDVI)"**

Autor(es):

Discente: Mariana Gato Stachissini Silva

Assinatura: Mariana Gato Stachissini Silva

Orientador: Luiz Sergio Vanzela

Assinatura: Luiz Sergio Vanzela

Data: 26/março/2020

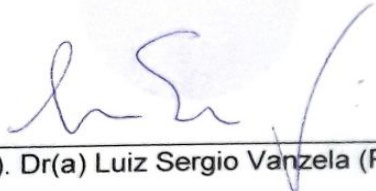


TERMO DE APROVAÇÃO

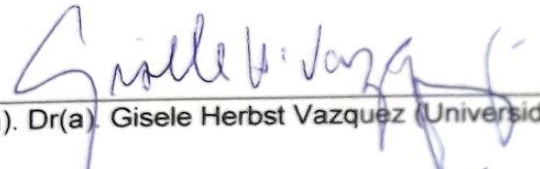
MARIANA GATO STACCHISSINI SILVA

**“PREVISÃO DE PRODUÇÃO DE BIOMASSA DE CANA-DE-AÇÚCAR POR
ÍNDICE DE VEGETAÇÃO POR DIFERENÇA NORMALIZADA (NDVI)”**

Dissertação aprovada como requisito parcial para obtenção do título de Mestre no Programa de Pós-Graduação em Ciências Ambientais da Universidade Brasil, pela seguinte banca examinadora:



Prof(a). Dr(a) Luiz Sergio Vanzela (Presidente)



Prof(a). Dr(a) Gisele Herbst Vazquez (Universidade Brasil)



Prof(a). Dr(a) Carlos Alessandro Chioderoli (UFTM)

Fernandópolis, 26 de março de 2020.

DEDICATÓRIA

Dedico à minha família em especial minha filha Laura.

AGRADECIMENTOS

Agradeço, primeiramente, a Deus por ter me dado forças e sabedoria para realização dessa tarefa em minha vida.

Ao Professor Dr. Luiz Sérgio Vanzela pela oportunidade, pela orientação e ensinamentos no decorrer do projeto.

À Cooperativa dos Produtores Rurais do Pontal do Triângulo Mineiro, em especial à Nathiene pela disponibilidade e assistência na aquisição dos dados das áreas de cana-de-açúcar.

Aos professores e amigos que estiveram por toda caminhada durante o mestrado.

PREVISÃO DE PRODUÇÃO DE BIOMASSA DE CANA-DE-AÇÚCAR POR ÍNDICE DE VEGETAÇÃO POR DIFERENÇA NORMALIZADA (NDVI)

RESUMO

O desenvolvimento tecnológico de sistemas sensores e orbitais nas últimas décadas tem proporcionado significativos avanços nos estudos por sensoriamento remoto. Um dos exemplos são as previsões de safras pelos denominados índices de vegetação, essa tecnologia tem sido aplicada para cana-de-açúcar, permitindo aprimorar sua gestão, e redução de custos e de tempo com amostragens de campo, e melhorar as estimativas por abranger grandes extensões de áreas ao invés de amostragens pontuais. Por isso, o objetivo neste trabalho foi avaliar o uso de imagens de índice de vegetação por diferença normalizada (NDVI) na previsão da produção de biomassa de cultivares de cana-de-açúcar, pela metodologia de soma dos pixels por talhão (NDVIs), nos municípios de Iturama e União de Minas, Triângulo Mineiro. A avaliação foi realizada por modelagem, em análise de regressão, sendo a variável independente o somatório dos valores de NDVI dos pixels (NDVIs) e a variável dependente a produção de biomassa de cana-de-açúcar do respectivo talhão. Ao todo foram realizadas modelagens distintas para cinco cultivares (CTC4, CTC15, RB835486, RB92579 e RB867515) e uma geral, sem distinção de cultivar, aos 7, 8, 9 e 10 meses após o plantio ou colheita da safra anterior. Concluiu-se que a modelagem utilizando como variável independente o NDVIs, ao invés de valores médios de NDVI, foi promissora em estimar a produção de biomassa de cana-de-açúcar. Obteve-se modelos bem ajustados da produção de biomassa em função do NDVIs nas cultivares CTC4, RB835486, RB92579 e para o global (em distinção de cultivares) para todos os períodos após o plantio/colheita da safra anterior estudados. A partir dos resultados pode-se afirmar que a utilização de índices de vegetação, neste caso o NDVIs, é uma técnica viável para previsões de safras de cana-de-açúcar, auxiliando na logística de colheita e comercialização de açúcar e etanol.

Palavras-chave: Sensoriamento remoto, Logística de colheita, CTC4, RB835486, RB92579.

FORCAST THE PRODUCTION OF SUGAR CANE BIOMASS BY NORMALIZED DIFFERENCE VEGETATION INDEX (NDVI)

ABSTRACT

The technological development of sensor and orbital systems in recent decades has provided significant advances in studies by remote sensing. One example is the crop forecasts by the so-called vegetation indices indexes, this technology has been applied to sugarcane, allowing to improve its management, and to reduce costs and time with field samples, and to improve estimates by covering large areas extensions rather than spot sampling. Therefore, the objective in this work was to evaluate the use of images of the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) in the estimate of the biomass production of sugarcane cultivars, by the methodology of sum of pixels per plot (NDVIs), in the municipalities of Iturama and União de Minas, Triângulo Mineiro.. The evaluation was performed by modeling, in regression analysis, with the independent variable being the sum of the NDVI values of the pixels (NDVIs) and the dependent variable the biomass production of the respective plot. Altogether, different modeling was performed for the 5 cane cultivars (CTC4, CTC15, RB835486, RB92579, RB867515) and a general one, independent of cultivar. With NDVIs images of the cane at 7, 8, 9 and 10 months after planting or harvesting the previous crop. It was concluded that the modeling using NDVIs as an independent variable, instead of the average NDVI values, was promising in estimating the production of sugarcane biomass. Well-adjusted models of biomass production were obtained based on NDVIs in cultivars CTC4, RB835486, RB92579 and for the global (in distinction of cultivars) for all periods after planting / harvesting the previous crop studied. From the results, it can be said that the use of vegetation indices, in this case the NDVIs, is a viable technique for forecasting sugarcane crops, assisting logistics of harvesting and marketing sugar and ethanol.

Keywords: Remote sensing, harvest logistics, CTC4, RB835486, RB92579.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1: Curva espectral de uma folha verde.....	25
Figura 2: Localização da área de estudo, nos municípios de União de Minas e Iturama, no Triângulo Mineiro.....	29
Figura 3: Precipitação média mensal (P) e temperatura média mensal (T) na região estudada.....	30
Figura 4: Mapa pedológico da região de estudo.	30
Figura 5: Metodologia da modelagem da produção de biomassa de cana-de-açúcar do talhão “i” (Y_i) em função do somatório dos pixels de NDVI do talhão “i” ($NDVI_i$), em que $NDVI_i$ é o valor individual do pixel da imagem de índice de vegetação por diferença normalizada dentro de cada talhão, cujo valor varia de -1 a +1.	31
Figura 6: Área de abrangência para a aquisição das imagens de satélite.	33
Figura 7: Análise de correlação entre produção de biomassa e NDVIs para a cultivar de cana-de-açúcar CTC4, para diferentes modelos e períodos após o plantio/colheita.	37
Figura 8: Modelos com melhores ajustes da produção de biomassa (Y) em função do NDVIs em cana-de-açúcar cultivar CTC4, para diferentes modelos e períodos após o plantio/colheita.	38
Figura 9: Imagem NDVI dos talhões de CTC4 aos 10 meses após o plantio/colheita.	38
Figura 10: Simulação da produção de biomassa prevista dos talhões da cultivar de cana-de-açúcar CTC4 em função do NDVIs aos 10 meses do plantio/colheita.	39
Figura 11: Análise de correlação entre produção de biomassa e NDVIs para a cultivar de cana-de-açúcar CTC15, para diferentes modelos e períodos após o plantio/colheita.	40
Figura 12: Modelos com melhores ajustes da produção de biomassa (Y) em função do NDVIs em cana-de-açúcar cultivar CTC15, para diferentes modelos e períodos após o plantio/colheita.....	40
Figura 13: Imagem do NDVI dos talhões de CTC15 aos 7 meses após o plantio/colheita.	41
Figura 14: Simulação da produção de biomassa prevista dos talhões da cultivar de cana-de-açúcar CTC15 em função do NDVIs aos 7 meses do plantio/colheita.	41

Figura 15: Análise de correlação entre produção de biomassa e NDVIs para a cultivar de cana-de-açúcar RB835486, para diferentes modelos e períodos após o plantio/colheita.	42
Figura 16: Modelos com melhores ajustes da produção de biomassa (Y) em função do NDVIs em cana-de-açúcar cultivar RB835486, para diferentes modelos e períodos após o plantio/colheita.....	42
Figura 17: Imagem do NDVI dos talhões de RB835486 aos 7 meses após o plantio/colheita.	43
Figura 18: Simulação da produção de biomassa prevista dos talhões da cultivar de cana-de-açúcar RB835486 em função do NDVIs aos 7 meses do plantio/colheita...	43
Figura 19: Análise de correlação entre produção de biomassa e NDVIs para a cultivar de cana-de-açúcar RB92579, para diferentes modelos e períodos após o plantio/colheita.	44
Figura 20: Modelos com melhores ajustes da produção de biomassa (Y) em função do NDVIs em cana-de-açúcar cultivar RB92579, para diferentes modelos e períodos após o plantio/colheita.....	45
Figura 21: Imagem NDVI dos talhões de RB92579 aos 9 meses após o plantio/colheita.	45
Figura 22: Simulação da produção de biomassa prevista dos talhões da cultivar de cana-de-açúcar RB92579 em função do NDVIs aos 9 meses do plantio/colheita.....	46
Figura 23: Análise de correlação entre produção de biomassa e NDVIs para a cultivar de cana-de-açúcar RB867515, para diferentes modelos e períodos após o plantio/colheita.	46
Figura 24: Modelos com melhores ajustes da produção de biomassa (Y) em função do NDVIs em cana-de-açúcar cultivar RB867515, para diferentes modelos e períodos após o plantio/colheita.....	47
Figura 25: Imagem NDVI dos talhões de RB867515 aos 10 meses após o plantio/colheita.	47
Figura 26: Simulação da produção de biomassa prevista dos talhões da cultivar de cana-de-açúcar RB867515 em função do NDVIs aos 10 meses do plantio/colheita.	48
Figura 27: Análise de correlação entre produção de biomassa e NDVIs para cana-de-açúcar, sem distinção de cultivares, em diferentes modelos e períodos após o plantio/colheita.	48

Figura 28: Modelos com melhores ajustes da produção de biomassa (Y) em função do NDVIs em cana-de-açúcar, sem distinção de cultivares, para diferentes modelos e períodos após o plantio/colheita.....	49
Figura 29: Imagem do NDVIs (a) e simulação da produção de biomassa prevista de cana-de-açúcar (b) em todos talhões, sem distinção de cultivares, aos 10 meses do plantio/colheita.	50

LISTA DE TABELAS

Tabela 1. Talhões de cada cultivar dentro da área de abrangência da pesquisa.....	33
Tabela 2. Característica das imagens do Sentinel 2A para resolução de 10 metros.	34
Tabela 3. Configuração das datas das imagens de acordo com os números dos talhões dos períodos avaliados após o plantio/colheita em todas as cultivares estudadas.....	35

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

CONAB	Companhia Nacional de Abastecimento
ESA	European Space Agency
IAF	Índice de Área Foliar
IBGE	Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
IVs	Índices de Vegetação
NDVI	Índice de Vegetação por Diferença Normalizada
SR	Sensoriamento Remoto

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO	16
2. OBJETIVOS	18
2.1. Objetivo Geral	18
2.2. Objetivos Específicos	18
3. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	19
3.1. Histórico da cultura da cana-de-açúcar no Brasil	19
3.2. Estimativa de Safra	20
3.2.1. Previsão de safra para cana-de-açúcar	21
3.3. Sensoriamento Remoto.....	23
3.3.1. Sensoriamento remoto no monitoramento da vegetação.....	24
3.3.2. Índice de vegetação	25
3.3.3. Índice de Vegetação pela Diferença Normalizada - NDVI.....	26
4. MATERIAL E MÉTODOS.....	29
4.1. Localização e Características Edafoclimáticas.....	29
4.2. Metodologia.....	31
4.3. Aquisição de dados de Produção de Biomassa	32
4.4. Aquisição de dados NDVIs.....	32
4.5. Análise Estatística	36
4. RESULTADOS E DISCUSSÃO.....	37
5. CONCLUSÕES.....	54
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	55

1. INTRODUÇÃO

O Brasil, um país com dimensões continentais e vocação para o agronegócio, movimenta expressiva e complexa cadeia produtiva agrícola, propiciando relevância econômica no comércio nacional e internacional.

Neste cenário, a cadeia produtiva da cana-de-açúcar, cultivada desde meados do século XVI, desempenha papel de destaque, por sua versátil e estratégica funcionalidade associada ao ótimo aproveitamento como matéria-prima, voltada para a produção de açúcar, biocombustível, fertilizantes e geração de energia. A previsão de safra quando obtidas antecipadamente e com exatidão influenciam na formação de preço, bem como propiciam melhores negócios.

Para Fernandes (2009) as previsões devem ser precisas e oportunas, podendo ser realizadas em escalas de acordo com a área de abrangência, quer seja local ou regional. No entanto, um dos problemas atuais na elaboração de estimativas reside na utilização de metodologias com certo grau de subjetividade, que além de serem onerosos, demandam tempo.

Considerando a relevância econômica da cana-de-açúcar é importante a utilização de métodos mais precisos e de baixo custo para a previsão de safra, o uso de técnicas de sensoriamento remoto pode contribuir para o monitoramento de áreas agrícolas, especialmente no Brasil, que possui grande extensão territorial e volume de produção.

Para Mulyono e Nadirah (2016) o sensoriamento remoto é para os agricultores uma alternativa econômica para produção e monitoramento. Segundo Lemes (2017), a utilização de imagens de satélite proporciona um monitoramento rápido de extensas áreas e a identificação de anomalias que são georreferenciadas e podem facilmente ser rastreadas em campo.

Além disto, as imagens de satélites de séries multitemporais permite acompanhar tanto o comportamento da cultura ao longo do desenvolvimento como também comparar diferentes ciclos da cultura, inclusive além das fronteiras nacionais (FERNANDES, 2009). De acordo com Gomes (2017), a interação característica da vegetação é distinta para as diferentes faixas do espectro eletromagnético, fazendo com que a reflectância tenha grande variação para diferentes comprimentos de ondas e, assim, permitindo que diferentes

informações sobre as propriedades da vegetação possam ser detectadas, originados pela concentração de pigmentos fotossintéticos.

Neste sentido, Zanzarini et al. (2013) relata que os Índices de Vegetação (IVs), são combinações de dados espectrais de duas ou mais bandas, selecionadas com o objetivo de sintetizar e melhorar a relação desses dados com os parâmetros biofísicos da vegetação. O Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (Normalized Difference Vegetation Index – NDVI) foi proposto inicialmente por Rouse et al. (1973), em que o cálculo do NDVI envolve a reflectância nas frequências eletromagnéticas do vermelho (600 nm a 700 nm) e infravermelho próximo (700 nm a 1.300 nm) do espectro eletromagnético, sendo o cálculo NDVI expresso pela razão entre a diferença da medida da reflectância nos canais do infravermelho próximo e vermelho e a soma desses canais, é a metodologia mais utilizada por pesquisadores sobre produtividade agrícola.

Para se estimar a produção de uma determinada cultura, faz-se necessário correlacionar as informações das imagens de satélite, como por exemplo o NDVI, ao banco de dados agrícolas da cultura, gerando modelos estatísticos que possam fornecer informações precisas de produtividade, a partir de indicadores biofísicos da planta.

O objetivo neste trabalho foi avaliar a somatória dos valores dos pixels com a partir de imagens de Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI) na estimativa da produção de biomassa de cana-de-açúcar, bem como apresentar modelagens para cada cultivar e uma geral, independente de cultivar, para aplicabilidade em cultura de cana-de-açúcar, com imagens de satélite Sentinel 2A, na região do Triângulo Mineiro.

2. OBJETIVOS

2.1. Objetivo Geral

Avaliar o uso de imagens de índice de vegetação por diferença normalizada (NDVI) na previsão da produção de biomassa de cultivares de cana-de-açúcar, pela metodologia de soma dos pixels por talhão (NDVIs), nos municípios de Iturama e União de Minas, Triângulo mineiro.

2.2. Objetivos Específicos

- Avaliar a correlação entre as somas dos pixels de NDVI e a produção de biomassa de cana-de-açúcar por talhão, em diferentes períodos após o plantio/colheita da safra anterior e em diferentes cultivares;
- Realizar análises de regressão para o desenvolvimento dos melhores modelos de previsão da produção de biomassa de cana-de-açúcar em função da soma dos pixels de NDVI por talhão, por cultivar avaliada e um geral (sem distinção de cultivar).

3. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

3.1. Histórico da cultura de cana-de-Açúcar no Brasil

Historicamente a cana-de-açúcar é um dos principais produtos agrícolas do Brasil, originária da Índia, chegou ao Brasil em 1522, cultivada desde o período da colonização (GUILHERME, 2014).

Canabrava (2005) relata que conforme a conjuntura econômica do período de colonização do Brasil, a cana-de-açúcar começou a ser cultivada no país para quebrar o monopólio Francês no suprimento de açúcar, de origem das colônias caribenhas. De acordo com Marin (2014), na Europa no final do século XV e início do XVI, considerando as condições climáticas no continente, à época o açúcar proveniente da cana era tão valorizado quanto o ouro, dado que a demanda pelo produto era por diversas vezes superior à capacidade de cultivo no mundo.

Assim, de acordo com o mesmo autor, a cultura ganhou relevância econômica, fazendo desse um negócio rentável, principalmente para os países que possuíam o monopólio comercial em regiões aptas ao cultivo da cana, como o caso de Portugal, dominando as Ilhas de Açores, Ilha da Madeira e o Brasil.

Nesta direção, no cenário brasileiro a partir da segunda metade do século XVI, os engenhos do nordeste passaram a operar nos estados de Pernambuco, Bahia, Alagoas, Sergipe e Paraíba, expandindo-se no século XVII para o Pará e Amazonas (CANABRAVA, 2005).

De acordo com Aude (1993) e Lucas e Schuler (2007), o cultivo da cana-de-açúcar é realizado em diversos estados brasileiros pois apresentam condições climáticas favoráveis ao seu cultivo. E desde o início do século XXI a área cultivada tem aumentado com a implantação da cultura em novos locais, impulsionada pelo consumo de etanol no mercado interno.

Além do açúcar extraído da cana, no campo econômico e da matriz energética brasileira, o etanol destaca-se pela economia em importação de petróleo para produção de combustível, no uso do bagaço para cogeração de energia elétrica, bem como a utilização da vinhaça e a torta de filtro, tido como

resíduos do processo produtivo da indústria sucroalcooleira, para a substituição de insumos químicos na lavoura.

3.2. Estimativa de Safra

Na cultura de cana-de-açúcar, por se tratar de uma atividade agrícola altamente tecnificada, faz-se necessário obtenção de inúmeras informações que caracterizem o ambiente agrícola para o seu monitoramento e gerenciamento (MACHADO, 2003). De acordo com o mesmo autor, dentre as informações necessárias ao planejamento e direcionamento das atividades da lavoura, a estimativa do potencial de produção se faz de suma importância para as indústrias do setor sucroenergético, permitindo planejar a logística de colheita, transporte, moagem e comercialização.

Conforme Vanzela et al. (2015) a estimativa de safra, como suporte ao planejamento da colheita, transporte e moagem de cana, possuem relação direta na redução de custos do setor agrícola e industrial.

Brandão et al. (2009) afirmam que a estimativa da produtividade da safra permite o melhor planejamento do escoamento da produção, exportação e armazenamento, reduzindo especulações de preços, incluindo dos derivados diretos da cultura.

A estimativa de safra, sobretudo em países onde a agricultura representa papel relevante na economia, permite o acompanhamento da produção de determinada cultura, gerando estatísticas confiáveis que subsidiem a formação de preços, armazenamento, abastecimento do mercado interno e externo. Essas informações embasam negociações internacionais, bem como evitando a ação especulativa por agentes externos, pertencentes a países concorrentes no mercado internacional (FERNANDES, 2009).

No caso da cana-de-açúcar, a estimativa de safra é realizada principalmente por meio de métodos convencionais, ditos diretos, e que envolvem processo onerosos e são, de maneira geral, trabalhosos, e dependem da experiência da equipe de campo, o que podem resultar em baixa precisão se executados de forma incorreta (VANZELA et al., 2015).

3.2.1. Previsão de safra para cana-de-açúcar

A previsão de safras para a cana de açúcar, conforme Fernandes (2009), pode ser realizada em diferentes escalas de acordo com a área de abrangência, quer seja local ou regional. Segundo o mesmo autor, em geral, as usinas de cana-de-açúcar realizam a previsão de safra em escala local, buscando estimar a produção nos talhões pertencentes à usina. Em maior escala, os órgãos oficiais buscam realizar um levantamento regional, cujo objetivo é estimar a produção por municípios ou estados.

A estimativa da produtividade real de biomassa de cana-de-açúcar em escala local é realizada em duas etapas, sendo a primeira realizada após a colheita, em que se observa o rendimento da produção, solo, fertilidade, comportamento da cultivar, práticas de manejo, ataques de pragas e doenças, condições climáticas, dentre outros. Por sua vez, na segunda etapa da estimativa é realizada nos meses que antecedem a colheita e os parâmetros considerados na primeira etapa são reexaminados e comparados, no entanto embutem subjetividade na análise pela equipe de campo.

No método utilizado por uma Usina localizada em Lençóis Paulista, no Estado de São Paulo (SP), descrito por Rudorff (1985), apresentava duas abordagens para a previsão de safra de cana-de-açúcar: subjetiva e objetiva. A abordagem subjetiva era realizada por meio de visita de técnicas da usina às lavouras antes do início da safra, a qual dependia da experiência dos técnicos. Já na abordagem objetiva, realizada por meio de amostragem no período que antecedia o início da colheita, calculava-se o número de colmos por hectares e o peso médio de cada colmo, obtendo uma produtividade média estimada para a safra, no qual o produto da produtividade média e a área plantada estimava-se a produção da safra.

Machado (2003) relata que o método descrito por Rudorff (1985) é bastante similar ao adotado por uma usina localizada em Araras-SP, diferenciando-se nas datas de previsão. O autor, em 2003, descreve que, durante as inspeções, o técnico de campo analisava o comportamento das plantas, principalmente, nas bordas dos talhões, resultando em desconhecimento da proporção e a distribuição de padrões do talhão diferenciados das bordas da cultura.

Na seara regional, a Companhia Nacional de Abastecimento – CONAB e o Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística – IBGE são os órgãos oficiais que realizam previsão de produção. Fernandes (2009) relata que a metodologia de estimativa de safra destes órgãos é considerada subjetiva, baseando-se em consulta direta ao setor produtivo, por meio de questionários.

O IBGE realiza a previsão de safra da cana-de-açúcar por meio de Levantamento Sistemático da Produção Agrícola, em que são levantadas informações sobre demanda de insumos agrícolas junto a produtores, associações de classe e cooperativas, bem como na utilização de dados de séries históricas de produtividade e levantamento à campo, quando de ocorrências climáticas e/ou fitossanitárias. Entretanto, a subjetividade dos métodos adotados pelos órgãos oficiais resulta em diferentes estimativas (FERNANDES, 2009).

Assim, diante das dificuldades e subjetividade na metodologia descrita de estimativa de safra, a utilização de dados orbitais obtidos por sensores remotos pode auxiliar, bem como diminuir possibilidades de erros.

Nesta direção, Watzlawick et al. (2009) considera que os atuais avanços em relação as imagens de sensores remotos aliado ao aprimoramento de técnicas de processamento digital destas imagens, tem se obtido melhor caracterização das estruturas, como por exemplo em seu estudo com florestas e sua produção de biomassa associada ao estoque de carbono, sendo fundamental associar os conteúdos de radiância/ reflectância provenientes de imagens de satélite para se obter melhores estimativas.

Segundo Vanzela et al. (2015) os métodos de estimativa de safra com a utilização de sensores remotos permitem estimar a produtividade de biomassa a partir do mapeamento em área total. Os mesmos autores ainda relatam que podem informar sobre a variabilidade espacial da produção, identificando áreas ou regiões dentro dos talhões que possuem baixa produtividade e com necessidade de algum tipo de correção, como o solo, fitossanitárias, dentre outras.

3.3. Sensoriamento Remoto

O Sensoriamento Remoto (SR) pode ser definido como a detecção da natureza de um determinado objeto sem que haja contato direto entre este e o sistema sensor (GARCIA, 1982). E que os sensores remotos utilizam as regiões do visível, infravermelho próximo e infravermelho de comprimento de onda curta, para formarem imagens da superfície da terra por meio da detecção da radiação eletromagnética solar refletida pelos alvos na superfície terrestre.

O SR tem se destacado como uma eficaz ferramenta para o mapeamento e monitoramento da cobertura terrestre em larga escala. Na literatura existe uma série de trabalhos que abordam o uso de sensoriamento remoto para o mapeamento do uso e cobertura terrestre.

Com o advento de novas tecnologias e melhorias no campo do sensoriamento remoto, cita-se a necessidade de explorar novos meios de obter informações e aprimorar conhecimentos. Dentre a estes avanços tecnológicos de sensoriamento remoto, figuram os sensores remotos.

O sensor Sentinel-2 (S-2) faz parte da missão European Space Agency (ESA) e foi lançado em órbita no dia 23 de junho de 2015, estando em operação até a presente data (FERNANDES GOMES, 2017). O S-2 conta com câmera multiespectral e possui um sensor com 13 bandas espectrais, de alta e média resoluções espaciais (10, 20 e 60 metros), com resolução radiométrica de 12 bits e inclui ainda três bandas *red edge*, proporcionando informações sobre o estado da vegetação.

Rex et al. (2018) realizando um estudo comparativo entre imagens obtidas do sensor Landsat 8 e Sentinel-2, para a classificação não supervisionada do uso e cobertura da terra, concluíram que ambos os sensores distinguiram bem as classes de uso do solo propostos, com resultados excelentes, conforme índice de Kappa. No entanto, os autores relatam que as imagens obtidas com S-2 apresentaram melhor refinamento da imagem em determinada resolução espacial e o maior número de bandas.

Por sua vez, Hedley et al. (2012) relatam um aumento de desempenho do sensor S-2 quando comparado com o Landsat ETM+ para mapear recifes de corais tropicais. Richter et al. (2011) utilizaram imagens do S-2 para estimativa

do Índice de Área Foliar (IAF) de três culturas agrícolas, concluindo que os produtos do S-2 fornecem resultados satisfatórios de parâmetros biofísicos.

3.3.1. Sensoriamento remoto no monitoramento da vegetação

A partir do sensoriamento remoto é possível realizar observações e conclusões mais precisas por parâmetros estatísticos das imagens.

Para Fernandes Gomes (2017), o estudo das variações espectrais dos diferentes alvos encontrados na superfície terrestre, utilizando técnicas de sensoriamento remoto, requer um conhecimento dos padrões espectrais de cada um destes alvos.

Segundo Benvenuti (2005) todos os materiais da superfície terrestre com temperatura superior a zero absoluto (0°K) podem emitir, refletir, transmitir ou absorver seletivamente Radiação Eletromagnética. Bannari et al. (1995), citando Slater (1980), afirmou que a radiação incidente nos alvos pode interagir de diferentes formas e é seletiva em relação ao comprimento de onda específica para cada tipo de material, em função de sua estrutura atômica e molecular.

O resultado deste processo foi discutido por Bannari et al. (1995), onde a composição espectral do fluxo radiante que emana da superfície terrestre, fornece informações sobre as propriedades físicas do solo, água e vegetação do ambiente.

No caso da cobertura vegetal, Ponzoni e Shimabukuro (2009), afirmaram ser possível extrair informações sobre a distribuição dos diferentes tipos de vegetação, estrutura do dossel, estado fenológico, condições de estresse, carência de nutrientes, dentre outras aplicações.

Na maioria das vezes, o uso do SR em estudos da vegetação inclui a reflectância como fenômeno físico mais amplamente analisado (PONZONI, 2001). Isso porque, como observado por Fernandes Gomes (2017), a interação característica da vegetação é distinta para as diferentes faixas do espectro eletromagnético, fazendo com que a reflectância tenha grande variação para diferentes comprimentos de ondas e, assim, permitindo que diferentes informações sobre as propriedades da vegetação possam ser detectadas.

Os comportamentos espectrais da vegetação são originados principalmente das diferentes concentrações de pigmentos fotossintéticos (faixa

espectral do visível) como a clorofila, xantofila e carotenos, tendo um máximo relativo na porção verde do espectro (a 550 nm) (FERNANDES GOMES, 2017). Por sua vez, no infravermelho próximo apresenta uma elevada reflectância devido a estrutura interna da folha. Mas a maior parte da radiação incidente se difunde e dispersa a medida que se aproxima do infravermelho de ondas curtas, devido a concentração de água nas folhas (GAIDA et al., 2016) (Figura 1).

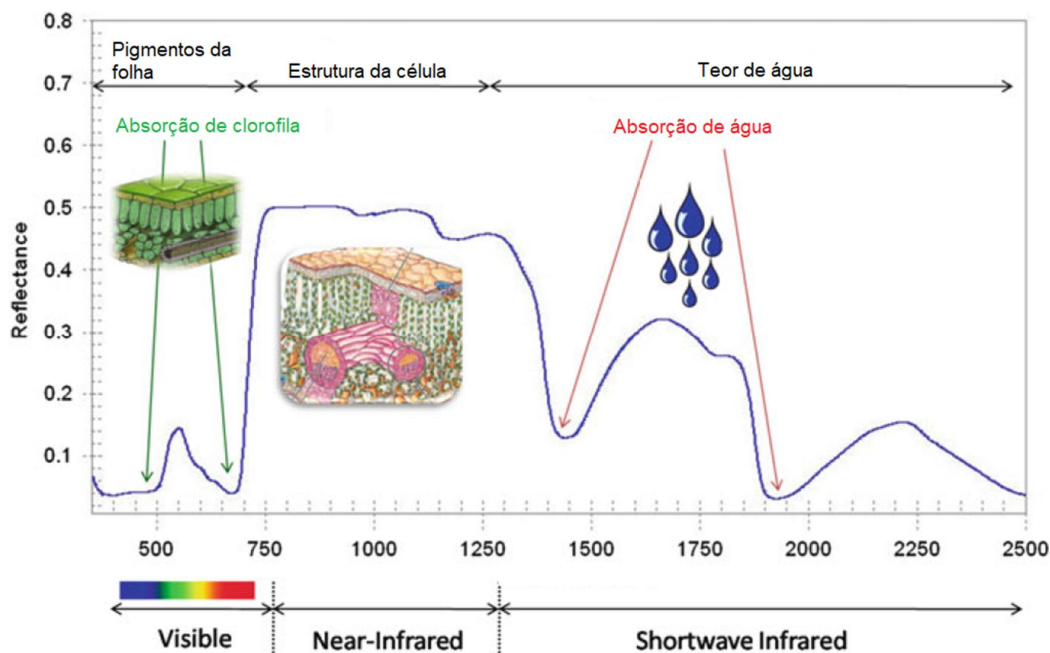


Figura 1: Curva espectral de uma folha verde.
Fonte: Adaptado de Prabhakar et al. (2012).

Fernandes Gomes (2017) relata que as curvas de reflectância podem variar em função da morfologia da folha. Segundo Epiphanyo e Huete (1995) outras condições externas, como atmosfera, condições de sombreamento, geometria de iluminação e topografia podem afetar a resposta da vegetação detectada pelos sensores remotos.

3.3.2. Índice de vegetação

Índices espectrais de vegetação, ou simplesmente, Índices de Vegetação (IVs) têm sido amplamente utilizado com o objetivo de explorar a assinatura espectral da vegetação (SHIMABUKURO et al., 1998).

Rahman et al. (2004) afirmam que os IVs são algoritmos destinados a simplificar dados de múltiplas bandas de reflectância para um único valor que se correlaciona com parâmetros da vegetação física. No mesmo sentido, Zanzarini et al. (2013) relata que os IVs são combinações de dados espectrais de duas ou mais bandas, selecionadas com o objetivo de sintetizar e melhorar a relação desses dados com os parâmetros biofísicos da vegetação.

Desta forma os índices são apontados como indicadores de crescimento e vigor da vegetação e podem ser utilizados para diagnosticar os parâmetros biofísicos com os quais apresentam altas correlações (MARCUSI et al., 2010). Lira et al. (2009), Epiphanyo e Huete (1995), Benvenuti (2005) relatam que dentre as aplicações possíveis dos IVs, estão o monitoramento de áreas vegetadas, determinação e estimativa do índice de área foliar, biomassa e quantidade de clorofila por unidade de área e radiação fotossintética ativa.

De acordo com Santos e Oliveira (2015), os índices de vegetação permitem avaliar as transformações ocorridas no decorrer do tempo. Rossendo (2013) afirma que o monitoramento ou a detecção qualitativa da vegetação verde é uma das principais aplicações do SR e na tomada de decisões, bem como no gerenciamento do “alvo vegetação”.

Dentre os índices de vegetação encontrados na literatura, os mais amplamente utilizados em pesquisas sobre produtividade agrícola são: Índice de Razão Simples (SR) e o Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (IVDN) ou *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI) (LIRA et al., 2009; GALVANIN et al., 2014).

3.3.3. Índice de Vegetação pela Diferença Normalizada - NDVI

O Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (no inglês *Normalized Difference Vegetation Index* – NDVI) foi proposto inicialmente por Rouse et al. (1973), em que o cálculo do NDVI envolve a reflectância nas frequências eletromagnéticas do vermelho (600 nm a 700 nm) e infravermelho próximo (700 nm a 1.300 nm) do espectro eletromagnético.

O cálculo do NDVI é expresso pela razão entre a diferença da medida da reflectância nos canais do infravermelho próximo e vermelho e a soma desses canais, conforme a [Equação 1].

$$NVDI = \frac{(\rho_{NIR} - \rho_R)}{(\rho_{NIR} + \rho_R)} \quad \text{[Equação 1]}$$

em que:

ρ_{NIR} - valor de reflectância na região do infravermelho próximo;

ρ_R - valor de reflectância na região do visível vermelho.

Rosendo (2013) relata que Deering (1978) foi quem normalizou esta razão dentro do intervalo de -1 a +1, por intermédio da razão da diferença dividida pela soma das bandas do vermelho e do infravermelho próximo e, que tal normalização tem o efeito de aumentar valores baixos e comprimir valores altos.

Junges et al. (2007) relata que embora os valores numéricos do NVDI possam variar entre -1 e +1, a reflectância da vegetação está associada aos valores positivos, enquanto que materiais que refletem mais intensamente na porção do vermelho apresentam NVDI negativo ou próximo de zero, caracterizando-se como um corpo d'água, asfalto ou solo exposto.

Rahman, Islam e Rahman (2004) afirmam que, em teoria, os valores do NVDI estão compreendidos no intervalo de -1 e +1, o que, no entanto, não ocorre na prática. De acordo com os autores, em medições do NVDI da reflectância da vegetação variam entre -1 e +0,7 e que solos expostos e outros materiais e fundo produzem valores de NVDI entre -0,1 e +0,1.

Silva (2016) acrescenta que NVDI com menores valores pode caracterizar também uma vegetação sem folhas, em adaptação ao clima durante períodos de inverno nas regiões de clima temperado ou em períodos de estiagem em regiões de clima semiárido, e a estes baixos valores de NVDI ocorre pela baixa ou nenhuma atividade fotossintética.

Segundo Rosendo (2013) e Zanzarini et al. (2013), uma peculiaridade atribuída ao NVDI deve-se a sua rápida saturação que o torna insensível ao aumento da biomassa vegetal a partir de determinado estágio de desenvolvimento, isto é, o índice estabiliza em um patamar apresentando mesmo valor, embora com o aumento da densidade do dossel.

Elmore et al. (2000) afirmam que o NVDI é influenciado pelo brilho e pelo efeito espectral do solo, o que prejudica as avaliações sobre a vegetação, e, portanto, não é sempre comparável em uma cena heterogênea.

Contudo Rosendo (2013) relata que o ponto forte do NVDI é o conceito de razão que reduz várias formas de ruídos multiplicativos como diferenças de iluminação, sombras de nuvens, atenuação atmosféricas e algumas variações topográficas.

Dentre as aplicações do NVDI tem-se na agricultura de precisão, estudos da fenologia da vegetação, classificações espectrais e avaliações primárias de produtividade.

Tucker (1979) relata que o uso do NVDI para caracterizar e quantificar determinado parâmetro biofísico de cultura agrícolas tem duas vantagens: permite reduzir a dimensão das informações multiespectrais, através de um simples número, bem como fornece um dado altamente correlacionado com parâmetros agronômicos.

Matias et al. (2015) estudando a produtividade do milho no Piauí compararam dados obtidos a campo e estimados com NDVI por meio de análise de regressão linear e obtiveram alta correlação entre as variáveis analisadas.

Por sua vez, Romani et al. (2011) realizaram o acompanhamento de safra de cana-de-açúcar por meio de séries temporárias de NDVI no estado de São Paulo, concluíram ser possível acompanhar a evolução da cultura ao longo da safra, indicando em quais períodos a cultura atingia seus valores máximos e mínimos, subsidiando a colheita ao longo de todo o ano.

Machado (2003) determinou a biomassa de cana-de-açúcar nos estágios iniciais com dados espectrais do satélite Landsat 7 e Green NDVI, obtendo erro médio de 4,04 t ha⁻¹ e desvio padrão de 2,47t ha⁻¹, em que o autor relata eficiência da utilização da resposta espectral no processo de estimativa de cana-de-açúcar.

4. MATERIAL E MÉTODOS

4.1. Localização e Características Edafoclimáticas

O trabalho foi conduzido em talhões comerciais de cultivo de cana-de-açúcar da Cooperativa dos Produtores Rurais do Pontal do Triângulo Mineiro – COPERAMA, nos Municípios de Iturama (Sede da Cooperativa) e União de Minas, no Triângulo Mineiro, localizados entre as latitudes $19^{\circ}34'00,36''$ e $19^{\circ}43'57,95''$ Sul e as longitudes $50^{\circ}11'20,84''$ e $50^{\circ}17'45,00''$ Oeste (Figura 2).

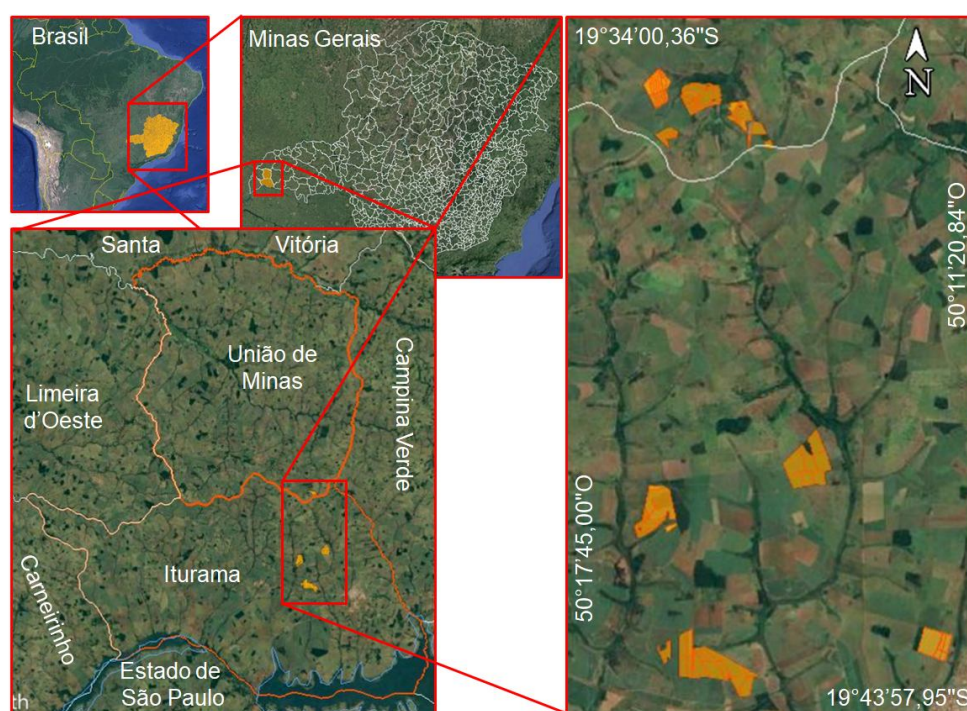


Figura 2: Localização da área de estudo, nos municípios de União de Minas e Iturama, no Triângulo Mineiro.

De acordo com a classificação de Köppen-Geiger, o clima na região de estudo é o tropical de savana com estação seca no inverno (Aw), com precipitação média anual de 1.233 mm e temperatura média anual de $22,9^{\circ}\text{C}$ (SÁ JUNIOR, 2009) (Figura 3).

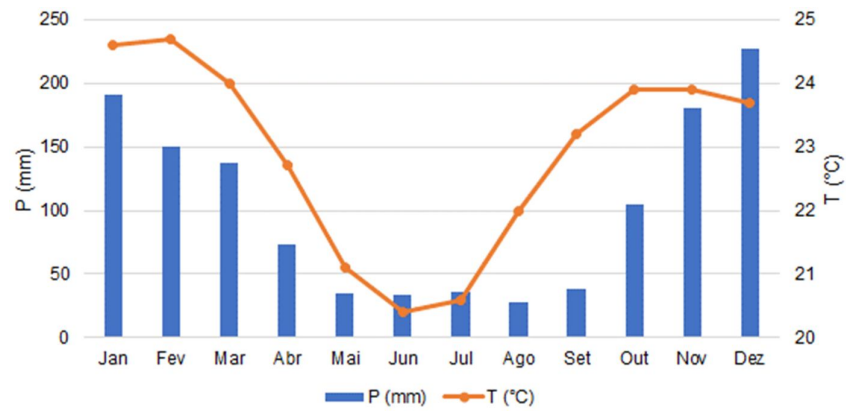


Figura 3: Precipitação média mensal (P) e temperatura média mensal (T) na região estudada.
Fonte: Adaptado de Sá Junior (2004).

De acordo com a Amaral et al. (2004), os solos sob os talhões estudados, em sua maioria, são classificados como LATOSSOLO Vermelho-Escuro, com uma pequena porção de ARGISSOLO Vermelho-Amarelo (Figura 4).



Figura 4: Mapa pedológico da região de estudo.
Fonte: Adaptado de Amaral et al. (2004).

4.2. Metodologia

A avaliação do uso de imagens NDVI na estimativa de biomassa de cana foi realizada por modelagem estatística, sendo a variável independente o somatório dos valores de NDVI dos pixels dentro do talhão (NDVIs) e a variável dependente a produção de biomassa do respectivo talhão (Figura 5).

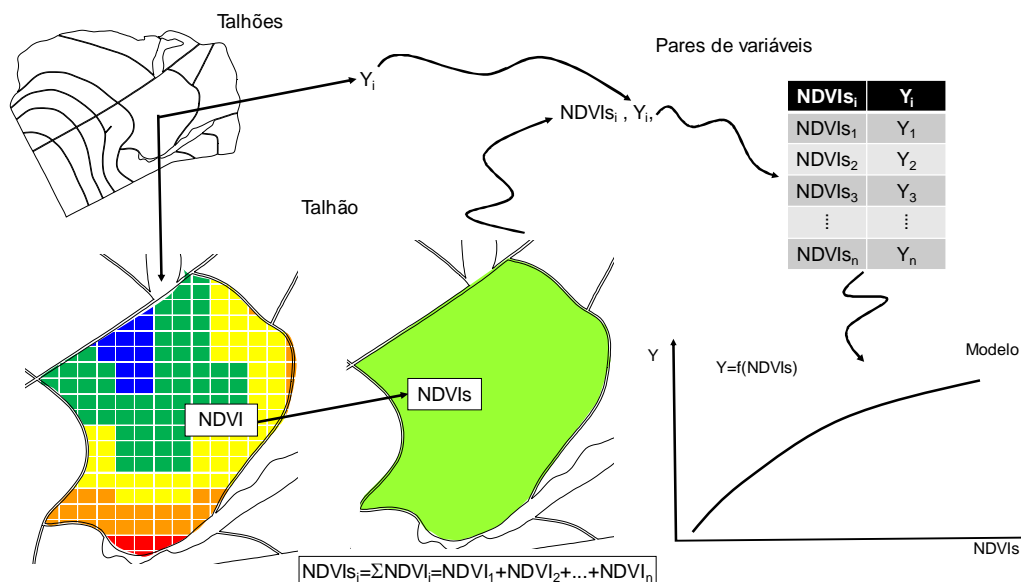


Figura 5: Metodologia da modelagem da produção de biomassa de cana-de-açúcar do talhão “i” (Y_i) em função do somatório dos pixels de NDVI do talhão “i” ($NDVIs_i$), em que $NDVI_j$ é o valor individual do pixel da imagem de índice de vegetação por diferença normalizada dentro de cada talhão, cujo valor varia de -1 a +1.

Ao todo foram realizadas modelagens distintas para as 5 cultivares de cana (CTC4, CTC15, RB835486, RB92579, RB867515) e uma geral, independente de cultivar. E ainda, em cada uma das situações anteriores foram realizadas modelagens com imagens NDVI da cana aos 7, 8, 9 e 10 meses após o plantio ou colheita da safra anterior (plantio/colheita). Estes períodos foram selecionados visando abranger o ápice do desenvolvimento vegetativo em todas as cultivares, que varia entre 7 a 10 meses dependendo das condições ambientais e da genética das plantas.

4.3. Aquisição de dados de Produção de Biomassa

Os dados de produção de biomassa foram cedidos pela Cooperativa dos Produtores Rurais do Pontal do Triângulo Mineiro (COOPERAMA, 2019). Os dados originais são constituídos de planilha com as seguintes informações: codificação do imóvel rural/talhão, área do talhão, cultivar plantada, data do plantio/colheita em 2016/2017, data da colheita da safra 2017/2018, produtividade e produção.

Também foi cedido o mapa georreferenciado dos talhões (formato DWG), com as respectivas codificações nas camadas, o que permitiu associar cada talhão do mapa as informações da planilha.

Os polígonos dos talhões foram convertidos em formato Shapefile¹ e importados ao software ArcGIS 10 versão Educacional, de forma que a tabela de dados da camada apresentasse a codificação dos talhões. Na camada foram inseridas novas colunas para a atribuição do nome das cultivares e dos valores de produção da safra 2017/2018, resultando no mapa da produção de biomassa de cana.

4.4. Aquisição de dados NDVIs

As imagens NDVI foram geradas a partir de imagens do satélite Sentinel-2A (ESA, 2020), com sensor multiespectral de resolução radiométrica de 12 bits, que inclui ainda três bandas *red edge*, proporcionando informações sobre o estado da vegetação.

O processamento dos dados para NDVIs iniciou com a definição da área de abrangência e datas para a aquisição das imagens de satélite. A área de abrangência das imagens foi de acordo com o mapa georreferenciado dos talhões selecionados para a pesquisa (Figura 6).

¹ Formato simples e não-topológico para armazenar a localização geométrica e informações de atributos de dados geográficos. Os dados geográficos em um Shapefile podem ser representados por pontos, linhas ou polígonos (áreas). Também podem conter tabelas do dBASE, que podem armazenar atributos adicionais associados aos dados geográficos (ESRI Inc., 2015).



Figura 6: Área de abrangência para a aquisição das imagens de satélite.

Ao todo a área de abrangência cobriu um total de 68 talhões (total de 471,78 ha), sendo: 5 talhões da cultivar CTC4 (total de 53,83 ha), 7 talhões da cultivar CTC15 (total de 30,66 ha), 28 talhões da cultivar RB835486 (total de 128,47 ha), 20 talhões da cultivar RB92579 (total de 240,08 ha) e 8 talhões da cultivar RB867515 (total 18,75 ha) (Tabela 1).

Tabela 1. Talhões de cada cultivar dentro da área de abrangência da pesquisa.

Cultivar	Talhões	Qtde	Área (ha)
CTC4	6001, 6002, 6003, 6004 e 6005	5	53,83
CTC15	9001, 9004, 9005, 9008, 9009, 9012 e 9013	7	30,66
RB835486	5001, 5002, 5003, 5005, 5006, 5008, 9014, 9015, 9016, 9018, 9019, 9020, 9021, 9022, 9023, 9024, 9025, 9026, 9027, 9028, 9029, 9030, 1001, 1002, 1003, 2001, 2002 e 2003	28	128,47
RB92579	7004, 7006, 7007, 7008, 7009, 5001, 5002, 5003, 5004, 5005, 5006, 5008, 5009, 8001, 8002, 8003, 8004, 8005, 8013 e 8016	20	240,08
RB867515	9002, 9003, 9006, 9007, 9010, 9011, 8010 e 8011	8	18,75
Todos		68	471,78

As características gerais das imagens do satélite Sentinel-2A estão apresentadas na Tabela 2.

Tabela 2. Característica das imagens do Sentinel 2A para resolução de 10 metros.

Bandas	Re (m)	Nome	λ_c (nm)	$\Delta\lambda$ (nm)	Rr (bits)	Rt (dias)
2	10	Blue	492,4	66	12	5
3		Green	559,8	36		
4		Red	664,6	31		
8		NIR	832,8	106		
5	20	Red Edge 1	704,1	15		
6		Red Edge 2	740,5	15		
7		Red Edge 3	782,8	20		
8a		Red Edge 4	864,7	21		
11		SWIR 1	1613,7	91		
12		SWIR 2	2202,4	175		
1	60	Aerossol	442,7	21		
9		Water Vapor	945,1	20		
10		Cirrus	1373,5	31		

Obs: Re (resolução espacial); λ_c (comprimento de onda central da banda); $\Delta\lambda$ (amplitude da banda); (Rr (resolução radiométrica); Rt (resolução temporal).

As datas de aquisição das imagens de satélite foram definidas de forma a abranger os períodos de 7, 8, 9 e 10 meses após o plantio/colheita da safra 2016/2017, em todas as cultivares avaliadas. Sendo assim, as datas selecionadas para gerar as imagens NDVIs foram 19/11/2016, 08/01/2017, 17/02/2017, 09/03/2017, 18/04/2017, 08/05/2017, 17/06/2017 e 27/07/2017 (Tabela 3).

Após a aquisição das imagens no banco de dados do USGS (2019), o cálculo do NDVIs iniciou com o processamento das imagens de NDVI sobre a área de abrangência dos talhões, utilizando as bandas 4 (vermelho) e 8 (infravermelho próximo) do satélite Sentinel-2A, conforme Equação 01.

$$NDVI = \left(\frac{\rho_{NIR} - \rho_R}{\rho_{NIR} + \rho_R} \right) \dots\dots\dots\text{Equação 01}$$

em que:

NDVI – Índice de vegetação por diferença normalizada;

ρ_{NIR} – Reflectância na banda do infravermelho próximo;

ρ_R - Reflectância na banda do vermelho.

Tabela 3. Configuração das datas das imagens de acordo com os números dos talhões dos períodos avaliados após o plantio/colheita em todas as cultivares estudadas.

Data da imagem	Cultivar	Meses após o plantio/colheita			
		7	8	9	10
19/11/2016	RB92579	5005			
	CTC15	9001, 9004, 9005, 9008, 9009, 9012 e 9013			
08/01/2017	RB835486	5001, 5002, 5003, 5005, 5006, 5008, 9014, 9015, 9016, 9018, 9019, 9020, 9021, 9022, 9023, 9024, 9025, 9026, 9027, 9028, 9029, 9030, 1001, 1002, 1003, 2001, 2002 e 2003			
	RB92579			5005	
	RB867515	9002, 9003, 9006, 9007, 9010, 9011			
	CTC4	6001, 6002, 6003, 6004 e 6005			
	CTC15		9001, 9004, 9005, 9008, 9009, 9012 e 9013		
17/02/2017	RB835486		5001, 5002, 5003, 5005, 5006, 5008, 9014, 9015, 9016, 9018, 9019, 9020, 9021, 9022, 9023, 9024, 9025, 9026, 9027, 9028, 9029, 9030, 1001, 1002, 1003, 2001, 2002 e 2003		
	RB92579	8003 e 8013			5005
	RB867515		9002, 9003, 9006, 9007, 9010, 9011		
	CTC4		6001, 6002, 6003, 6004 e 6005		
	CTC15			9001, 9004, 9005, 9008, 9009, 9012 e 9013	
09/03/2017	RB835486			5001, 5002, 5003, 5005, 5006, 5008, 9014, 9015, 9016, 9018, 9019, 9020, 9021, 9022, 9023, 9024, 9025, 9026, 9027, 9028, 9029, 9030, 1001, 1002, 1003, 2001, 2002 e 2003	
	RB92579	8001 e 8002, 8004, 8005 e 8016	8003 e 8013		
	RB867515			9002, 9003, 9006, 9007, 9010, 9011	
	CTC4			6001, 6002, 6003, 6004 e 6005	
	CTC15				9001, 9004, 9005, 9008, 9009, 9012 e 9013
18/04/2017	RB835486				5001, 5002, 5003, 5005, 5006, 5008, 9014, 9015, 9016, 9018, 9019, 9020, 9021, 9022, 9023, 9024, 9025, 9026, 9027, 9028, 9029, 9030, 1001, 1002, 1003, 2001, 2002 e 2003
	RB92579	7004, 7006, 7007, 7008, 7009, 5001, 5002, 5003, 5004, 5006, 5008, 5009	8001 e 8002, 8004, 8005 e 8016	8003 e 8013	
	RB867515	8010 e 8011			9002, 9003, 9006, 9007, 9010, 9011
	CTC4				6001, 6002, 6003, 6004 e 6005
08/05/2017	RB92579		7004, 7006, 7007, 7008, 7009, 5001, 5002, 5003, 5004, 5006, 5008, 5009	8001 e 8002, 8004, 8005 e 8016	8003 e 8013
	RB867515		8010 e 8011		
17/06/2017	RB92579			7004, 7006, 7007, 7008, 7009, 5001, 5002, 5003, 5004, 5006, 5008, 5009	8001 e 8002, 8004, 8005 e 8016
	RB867515			8010 e 8011	
27/07/2017	RB92579				7004, 7006, 7007, 7008, 7009, 5001, 5002, 5003, 5004, 5006, 5008, 5009
	RB867515				8010 e 8011

Utilizando o polígono dos talhões do mapa da produção de biomassa de cana como máscara, executou-se a estatística dos pixels de NDVI, sendo possível determinar as médias (NDVIm) e as somas (NDVIs) dos valores dos pixels para cada talhão, conforme equações 02 e 03.

$$NDVIs = \sum_{j=1}^n NDVI_j \quad \dots\dots\dots\text{Equação 02}$$

$$NDVIm = \frac{NDVIs}{n} \quad \dots\dots\dots\text{Equação 03}$$

, em que:

NDVIs – somatório dos valores dos pixels dentro do talhão;

NDVIm – média dos valores dos pixels dentro do talhão;

NDVI_j – valor de NDVI do pixel “j” dentro do talhão;

n – número total de pixels dentro do talhão.

A operação foi executada a partir da ferramenta de sumário estatístico do software ArcGIS 10 versão educacional. Dessa forma foi possível obter a planilha com os pares de dados de produção de biomassa de cana e os respectivos valores de NDVIs aos 7, 8, 9 e 10 meses do plantio/colheita, separado por cultivar estudada.

4.5. Análise Estatística

A análise estatística consistiu em análise de variância da regressão dos valores de produção de biomassa (variável dependente) em função dos valores de NDVIs (variável independente). Foram testados os modelos linear, quadrático, exponencial, potência e logarítmico.

A seleção dos melhores modelos foi fundamentada na maior significância estatística (menor valor de p) e nos maiores valores de coeficientes de correlação (r) e de determinação (r²).

Todas as análises estatísticas foram executadas com o auxílio do software IBM SPSS versão Educacional (IBM Corp., 2012).

4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

Para a cultivar CTC4, as melhores correlações (r) e significâncias ($p < 0,05$) entre a produção de biomassa de cana-de-açúcar e o NDVIs foram quadráticas, sendo a maior correlação aos 10 meses após o plantio/colheita ($r = 0,998$ e $p < 0,01$) (Figura 7).

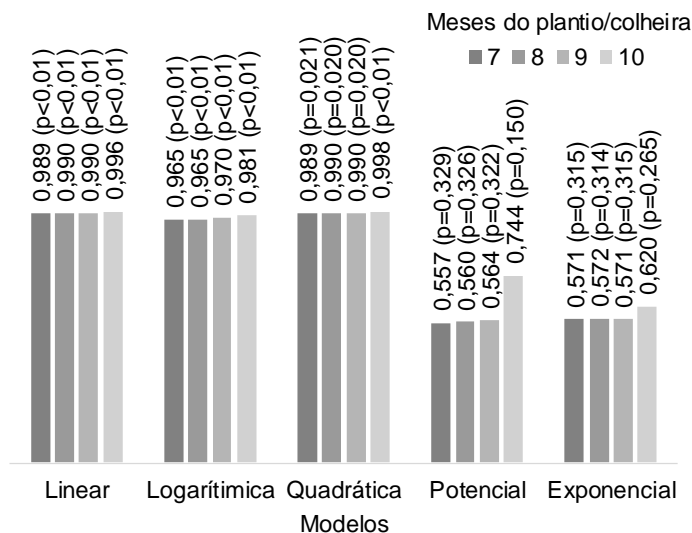


Figura 7: Análise de correlação entre produção de biomassa e NDVIs para a cultivar de cana-de-açúcar CTC4, para diferentes modelos e períodos após o plantio/colheita.

Mas em função das altas significâncias e correlações, os modelos lineares e logarítmicos também podem ser utilizados para a estimativa precisa da produção de biomassa em função do NDVIs. Os melhores modelos, para a estimativa da produção em todos os períodos após o plantio/colheita, estão apresentados na Figura 8.

Para a cultivar CTC4 aos 10 meses do plantio/colheita é possível observar que houve semelhança de valores de NDVI nos talhões 6001, 6004 e 6005, com valores de NDVI de talhões variando de 0,70 a 0,73 (Figura 9).

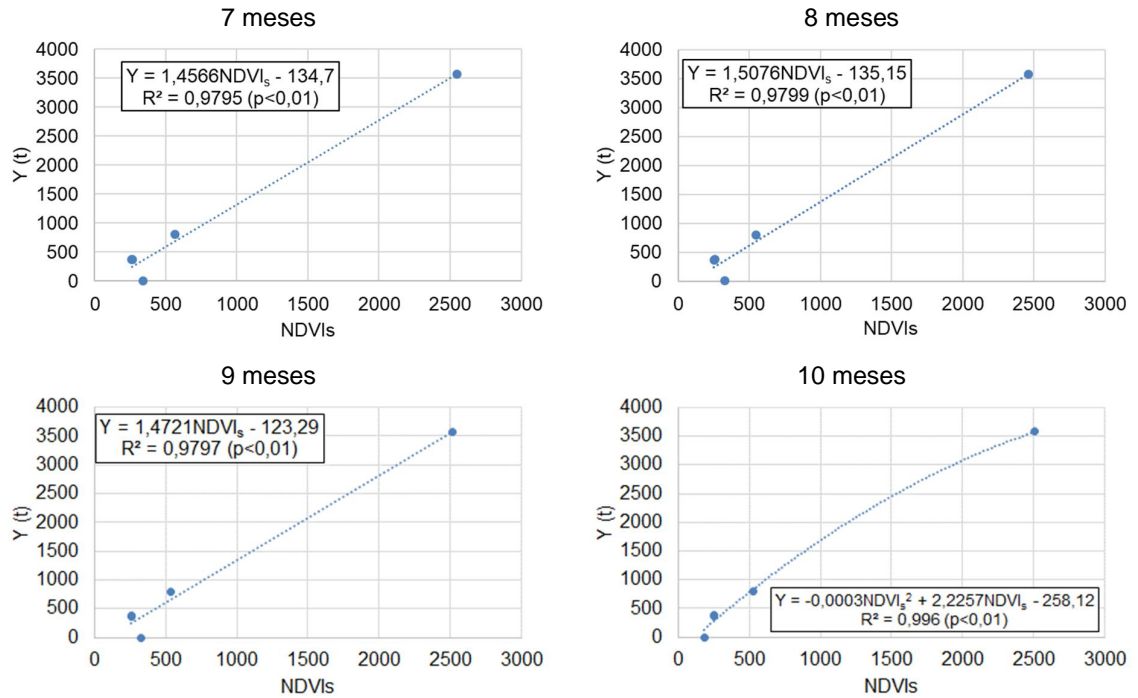


Figura 8: Modelos com melhores ajustes da produção de biomassa (Y) em função do NDVIs em cana-de-açúcar cultivar CTC4, para diferentes modelos e períodos após o plantio/colheita.

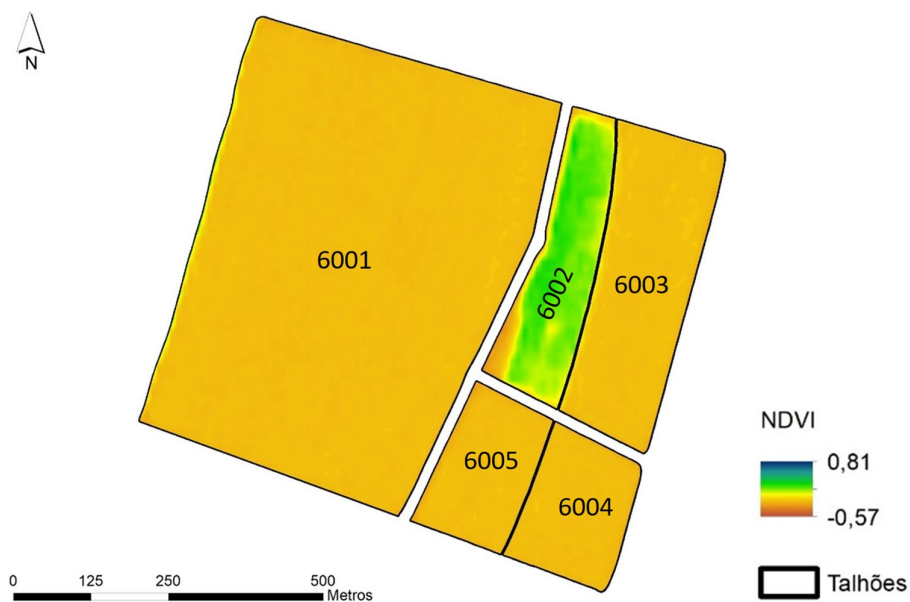


Figura 9: Imagem NDVI dos talhões de CTC4 aos 10 meses após o plantio/colheita.

Quando somados os valores dos pixels, para os mesmos talhões, o resultado do NDVIs foi 2508,82, 252,05 e 253,49, que após a conversão pelo modelo quadrático, obteve-se produção de 3437,50, 283,81 e 286,79 toneladas (Figura 10).

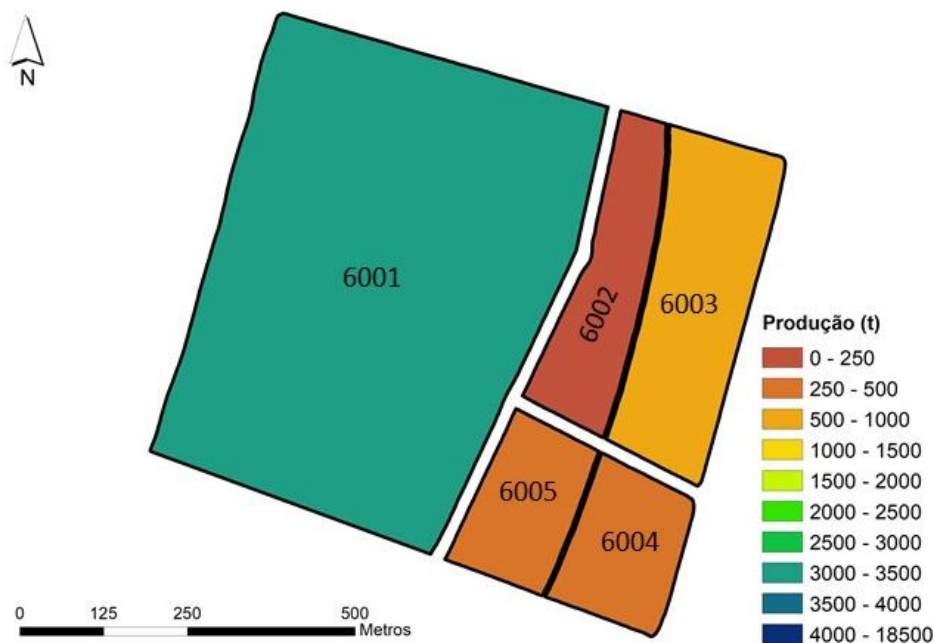


Figura 10: Simulação da produção de biomassa prevista dos talhões da cultivar de cana-de-açúcar CTC4 em função do NDVIs aos 10 meses do plantio/colheita.

Corroborando com os resultados obtidos no presente estudo, Alface et al. (2019) monitoraram por imagens Sentinel 2A/MSI a variação espaço-temporal da cana-de-açúcar e obtiveram resultados máximos de NDVI próximos a 0,8, ajustados ao modelo linear com coeficiente de correlação $r = 0,86$ e $p < 0,01$. Já Bégué et al. (2010), em estudo da relação entre o NDVI e a produção de cana, encontraram valores de NDVI máximo de 0,7 a 0,8 de 4 a 6 meses pós colheita e uma produção de 13,2 t ha^{-1} .

Para a cultivar CTC15 não houve significâncias estatísticas ($p \leq 0,05$). Porém a maior significância foi obtida no modelo linear aos 7 meses após o plantio/colheita ($p = 0,266$), resultando em coeficiente de correlação de $r = 0,489$ (Figura 11).

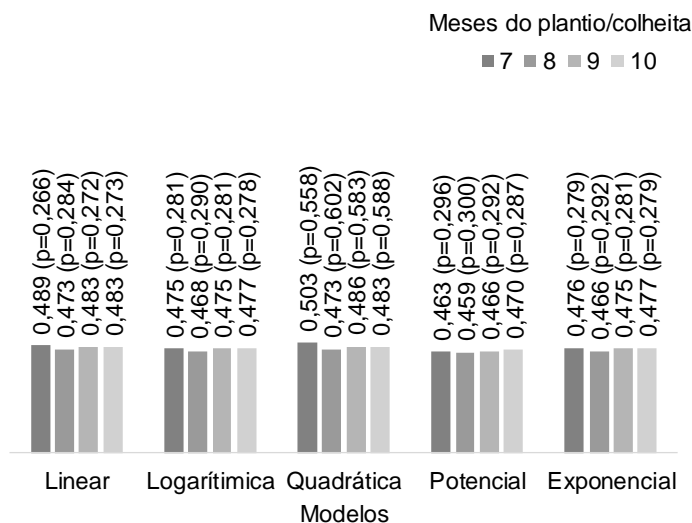


Figura 11: Análise de correlação entre produção de biomassa e NDVIs para a cultivar de cana-de-açúcar CTC15, para diferentes modelos e períodos após o plantio/colheita.

Os melhores ajustes da produção de biomassa em função do NDVIs para CTC15, nos meses após o plantio/colheita avaliados, estão apresentados na Figura 12.

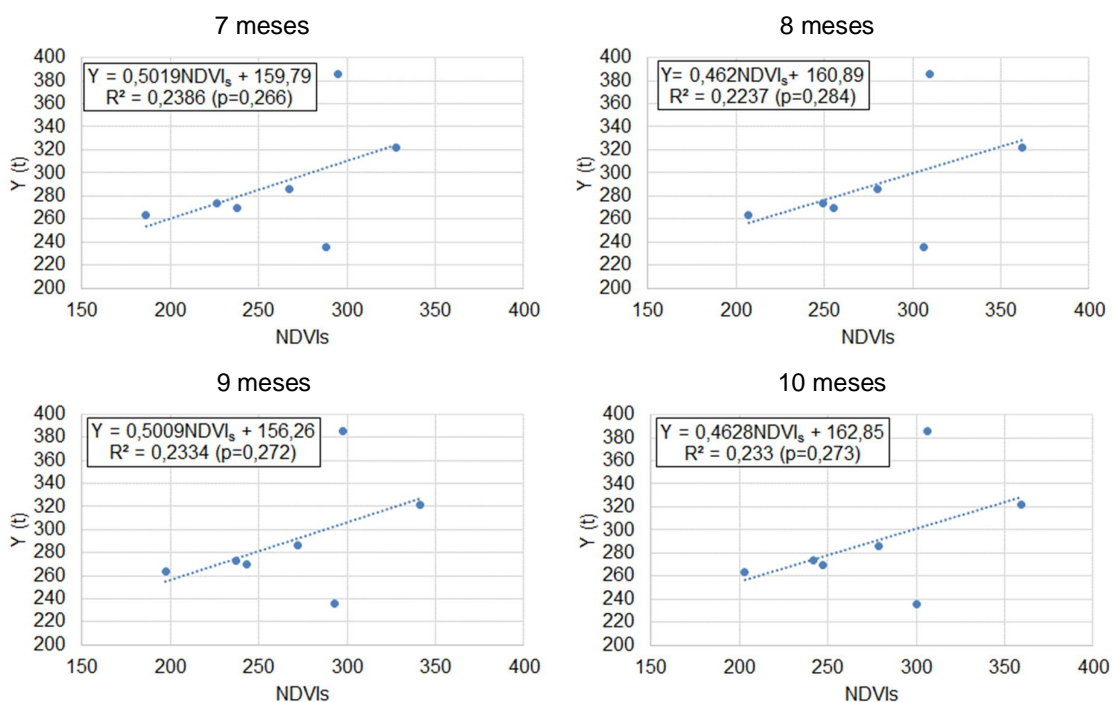


Figura 12: Modelos com melhores ajustes da produção de biomassa (Y) em função do NDVIs em cana-de-açúcar cultivar CTC15, para diferentes modelos e períodos após o plantio/colheita

Com a imagem de NDVI aos 7 meses após o plantio/colheita nessa cultivar (Figura 13) obteve-se valores de NDVI_m variando de 0,55 a 0,64 e de NDVIs variando de 186,52 a 328,06 nos talhões. Após a aplicação do modelo linear, as produções previstas nos talhões foram entre 250 a 500 t (Figura 14).

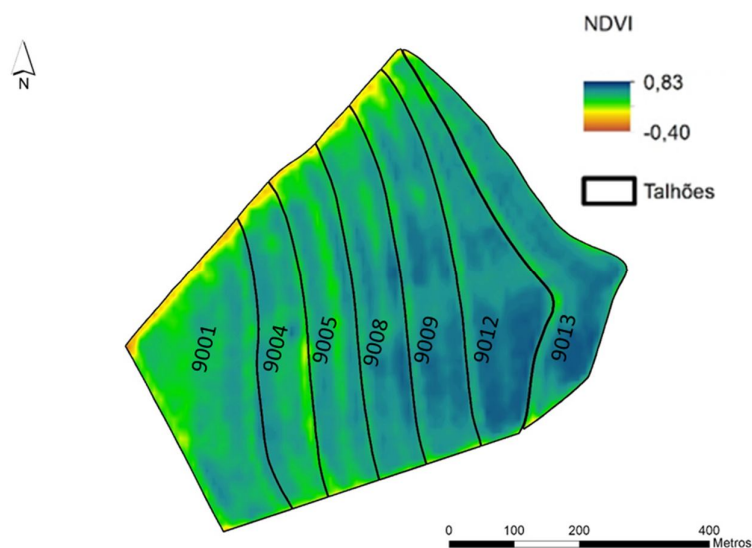


Figura 13: Imagem do NDVI dos talhões de CTC15 aos 7 meses após o plantio/colheita.

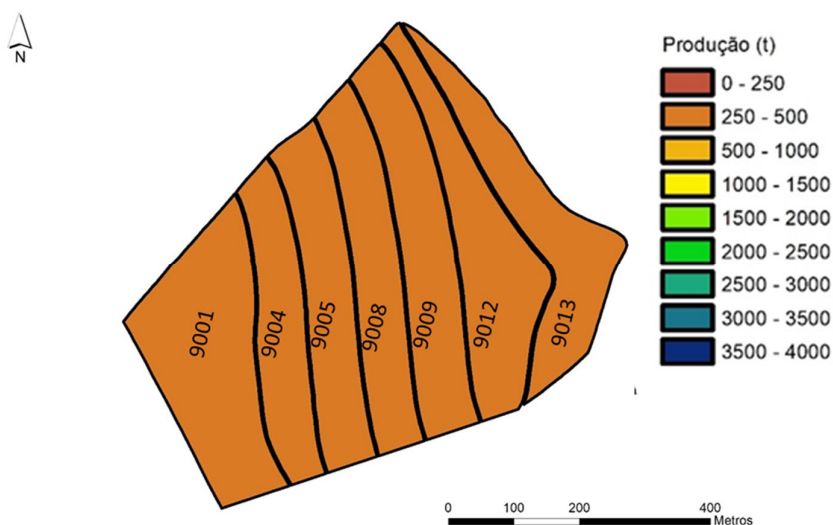


Figura 14: Simulação da produção de biomassa prevista dos talhões da cultivar de cana-de-açúcar CTC15 em função do NDVIs aos 7 meses do plantio/colheita.

Na cultivar RB835486 foram observadas altas significâncias ($p < 0,05$) e correlações em todos os períodos avaliados e para todos os modelos testados. Mas a maior correlação ($r = 0,859$) foi verificada aos 7 meses do plantio/colheita no modelo quadrático (Figura 15).

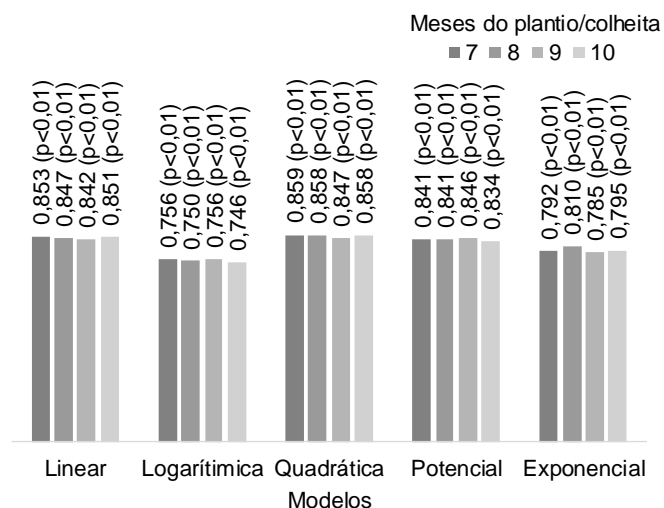


Figura 15: Análise de correlação entre produção de biomassa e NDVIs para a cultivar de cana-de-açúcar RB835486, para diferentes modelos e períodos após o plantio/colheita.

Esses resultados demonstram que todos os modelos, em todos os períodos avaliados, para esta cultivar, podem ser utilizados com ótima precisão. Mas os melhores modelos foram os quadráticos ($r^2 = 0,7384$ aos 7 meses, $r^2 = 0,7355$ aos 8 meses, $r^2 = 0,7178$ aos 9 meses e $r^2 = 0,7356$ aos 10 meses) que estão apresentados na Figura 16.

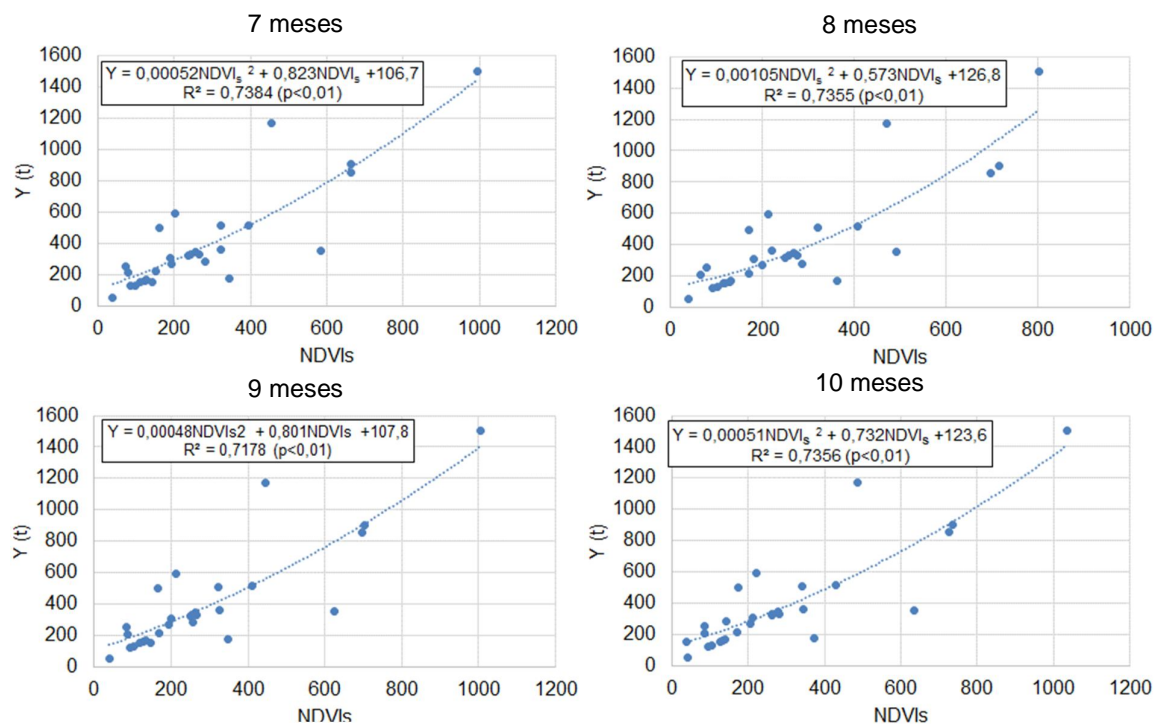


Figura 16: Modelos com melhores ajustes da produção de biomassa (Y) em função do NDVIs em cana-de-açúcar cultivar RB835486, para diferentes modelos e períodos após o plantio/colheita.

Aos 7 meses do plantio/colheita, a partir da imagem NDVI (Figura 17) obteve-se valores de NDVI_m variando de 0,43 a 0,66, resultando em NDVIs variando de 38,20 (talhão 9014) a 994,8 (talhão 1002).

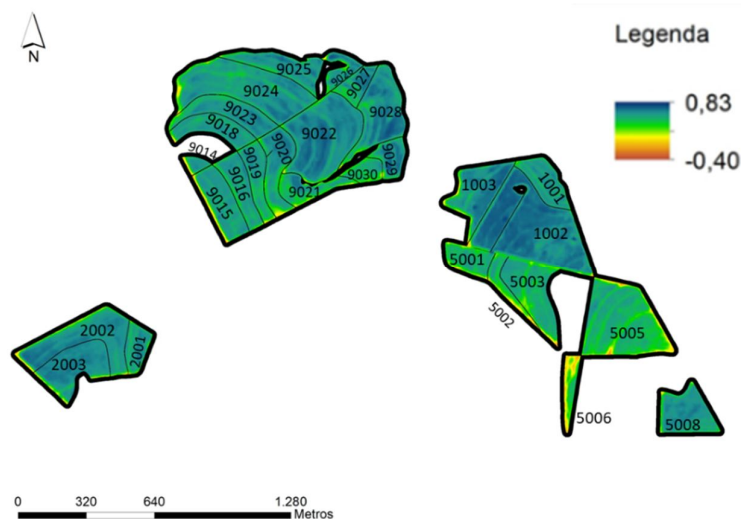


Figura 17: Imagem do NDVI dos talhões de RB835486 aos 7 meses após o plantio/colheita.

Aplicando-se o modelo, as produções obtidas para os mesmos talhões variaram de 139,01 t a 1450,96 t (Figura 18).



Figura 18: Simulação da produção de biomassa prevista dos talhões da cultivar de cana-de-açúcar RB835486 em função do NDVIs aos 7 meses do plantio/colheita.

A cultivar RB92579 também apresentou alta significância ($p > 0,05$) em todos os períodos avaliados e modelos testados, sendo a melhor correlação ($r = 0,994$) observada aos 9 meses no modelo linear (Figura 19).

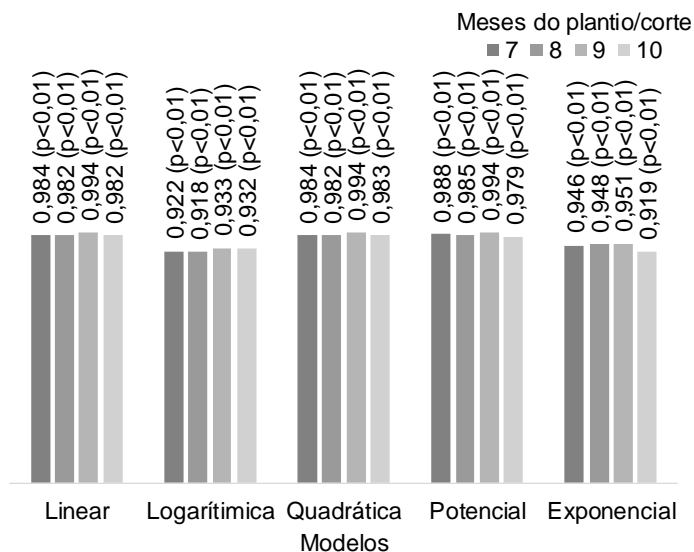


Figura 19: Análise de correlação entre produção de biomassa e NDVIs para a cultivar de cana-de-açúcar RB92579, para diferentes modelos e períodos após o plantio/colheita.

Diante dos resultados para essa cultivar, qualquer um dos modelos pode ser utilizado. Mas o modelo de melhor precisão foi o linear ($r^2 = 0,9877$) aos 9 meses após o plantio/colheita. Para os demais períodos avaliados, observou-se que o melhor modelo para os 7 e 8 meses foi o potencial (r^2 de 0,9758 e 0,9706 respectivamente) e aos 10 meses foi o quadrático ($r^2 = 0,9671$) (Figura 20).

A partir da imagem NDVI aos 9 meses do plantio/colheita para a cultivar RB92579 (Figura 21) obteve-se valores de NDVI variando de 0,62 a 0,73, resultando em NDVIs variando de 215,26 (talhão 5009) a 1194,14 (talhão 5006).

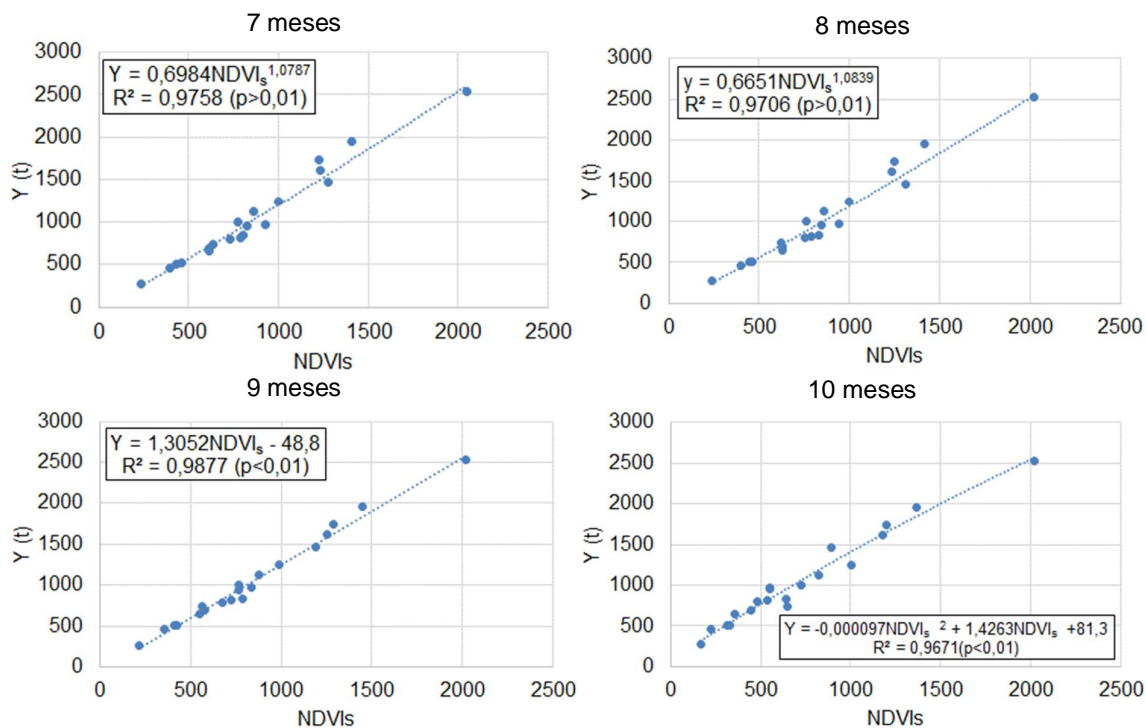


Figura 20: Modelos com melhores ajustes da produção de biomassa (Y) em função do NDVIs em cana-de-açúcar cultivar RB92579, para diferentes modelos e períodos após o plantio/colheita.

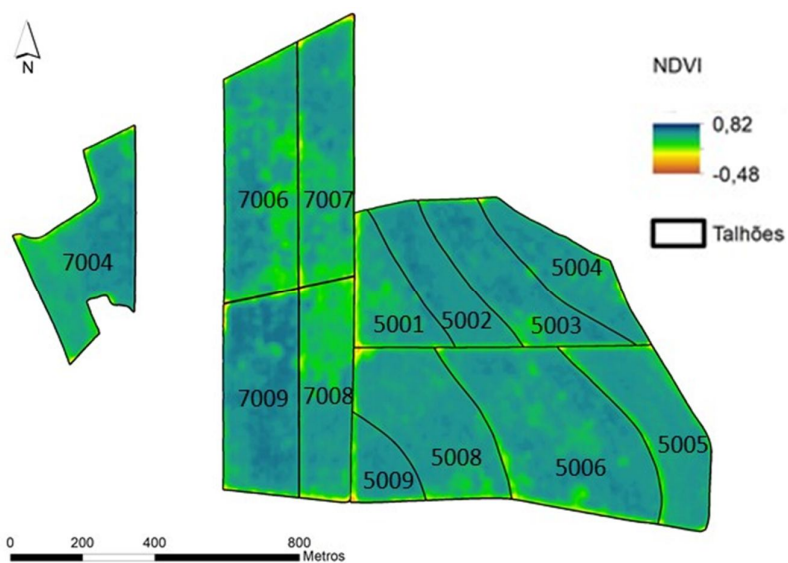


Figura 21: Imagem NDVI dos talhões de RB92579 aos 9 meses após o plantio/colheita.

Ao aplicar o modelo linear no NDVIs aos 9 meses, as produções esperadas variaram de 232,15 (talhão 5009) a 1509,79 t (talhão 5006) (Figura 21).

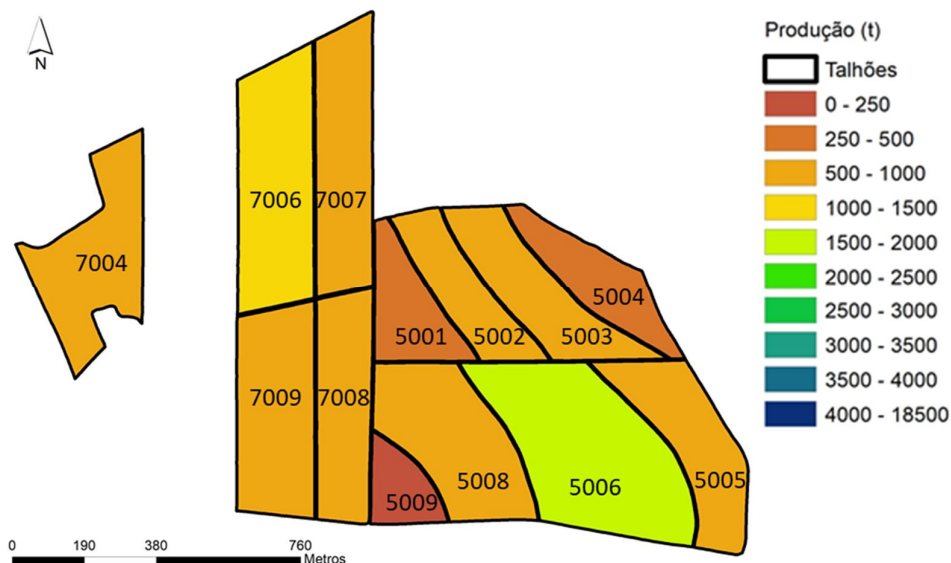


Figura 22: Simulação da produção de biomassa prevista dos talhões da cultivar de cana-de-açúcar RB92579 em função do NDVIs aos 9 meses do plantio/colheita.

Para a cultivar RB867515, assim como na CTC 15, não houve significância estatística ($p \leq 0,05$) da correlação entre biomassa de cana e NDVIs em nenhum dos modelos testados. A maior significância ($p=0,236$) foi proporcionada pelo modelo quadrático aos 10 meses após o plantio/colheita ($r=0,627$) (Figura 23).

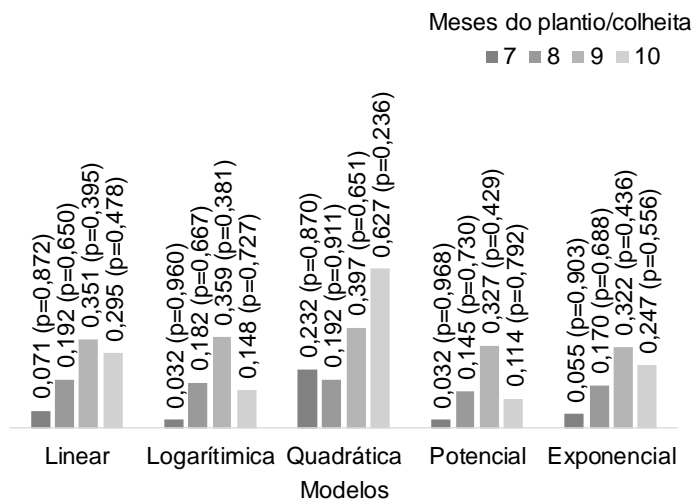


Figura 23: Análise de correlação entre produção de biomassa e NDVIs para a cultivar de cana-de-açúcar RB867515, para diferentes modelos e períodos após o plantio/colheita.

Os melhores modelos de produção de biomassa em função do NDVIs, nos períodos avaliados na cultivar RB867515, estão aprestados na Figura 24.

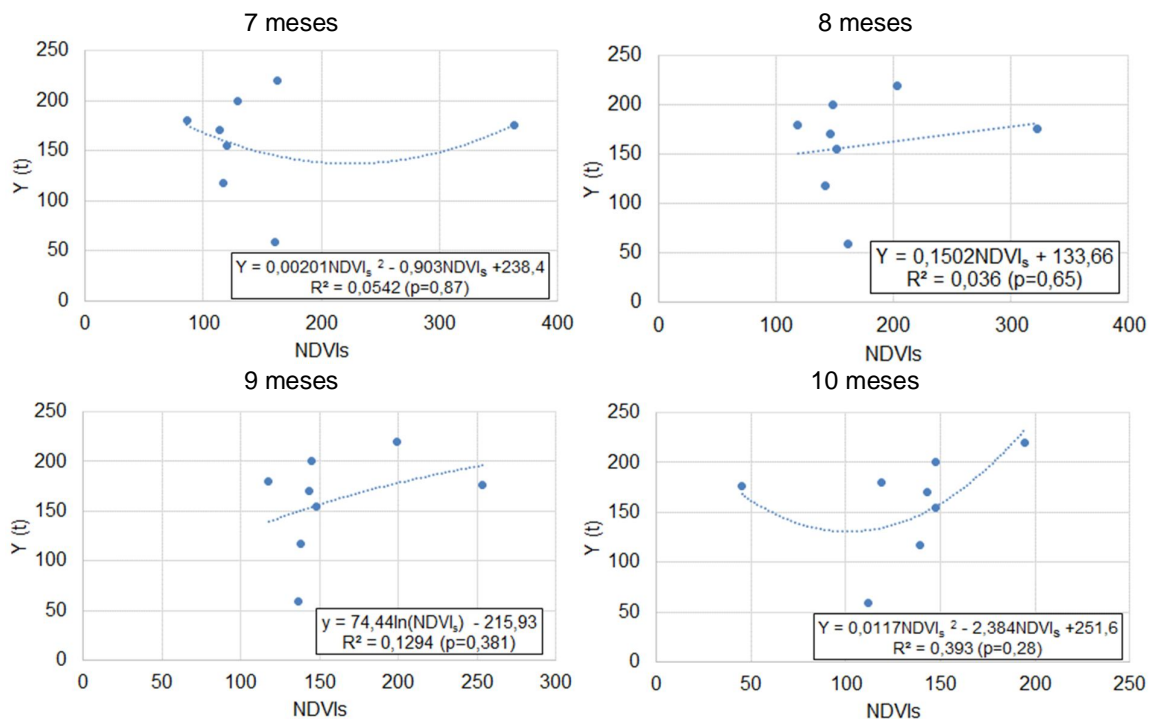


Figura 24: Modelos com melhores ajustes da produção de biomassa (Y) em função do NDVIs em cana-de-açúcar cultivar RB867515, para diferentes modelos e períodos após o plantio/colheita.

Para o melhor modelo obtido na cultivar RB867515, que foi o quadrático aos 10 meses do plantio/colheita ($r^2=0,393$), pela imagem NDVI (Figura 25) determinaram-se NDVI_m variando de 0,37 a 0,63 e NDVIs de 45,15 a 675,45. Aplicando-se os valores de NDVIs ao modelo obteve-se produções esperadas na classe de 250 a 500 t para todos os talhões dessa cultivar (Figura 26).

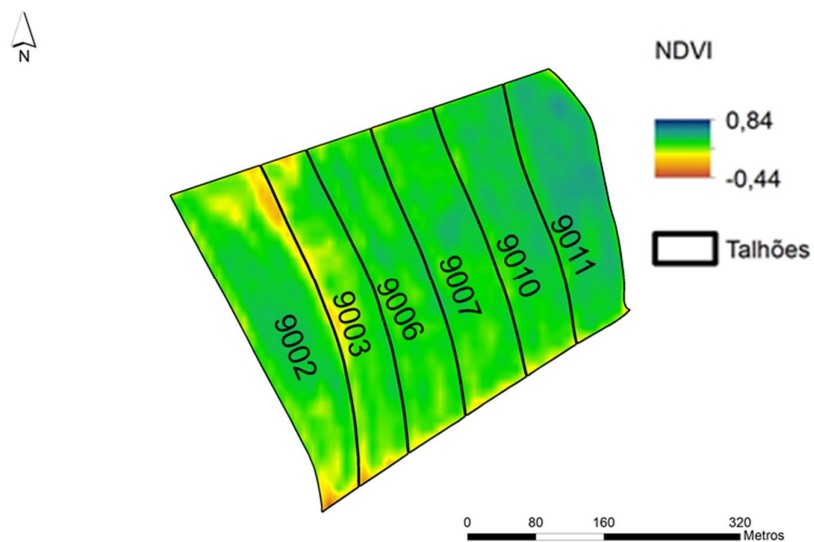


Figura 25: Imagem NDVI dos talhões de RB867515 aos 10 meses após o plantio/colheita.

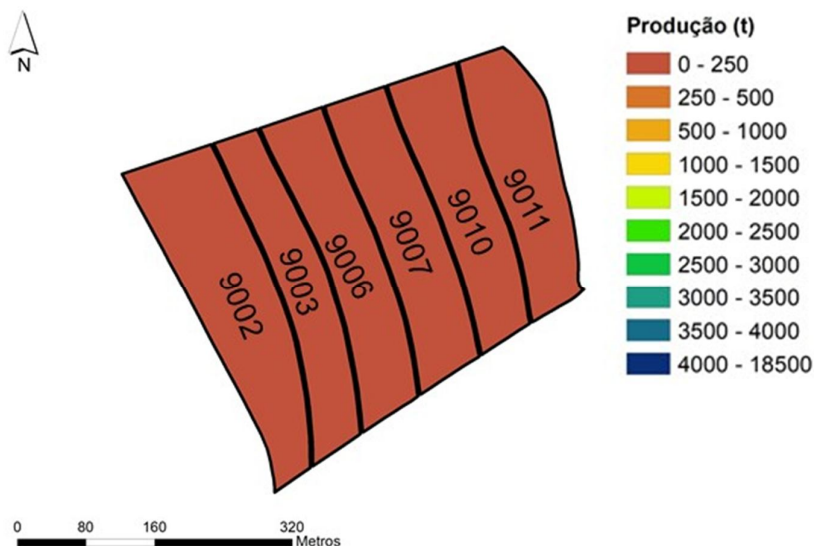


Figura 26: Simulação da produção de biomassa prevista dos talhões da cultivar de cana-de-açúcar RB867515 em função do NDVIs aos 10 meses do plantio/colheita.

Sem distinção entre cultivares, observaram-se altas significâncias ($p < 0,05$) para as correlações em todos os períodos avaliados e modelos testados. Entretanto, a maior correlação foi no modelo quadrático aos 9 meses do plantio/colheita ($r = 0,975$) (Figura 27).

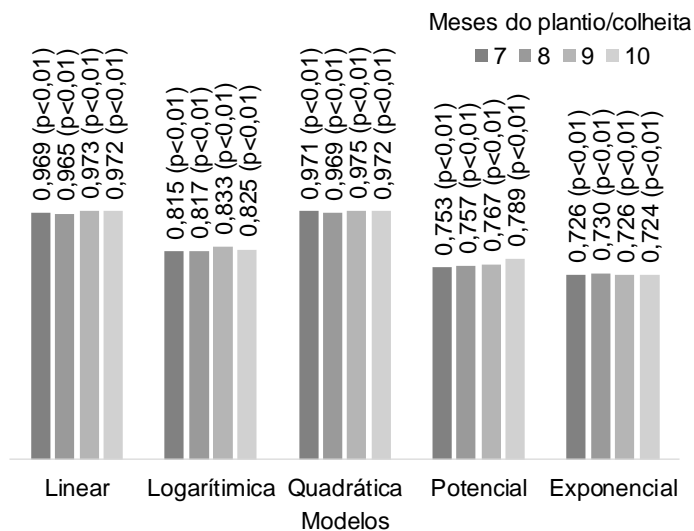


Figura 27: Análise de correlação entre produção de biomassa e NDVIs para cana-de-açúcar, sem distinção de cultivares, em diferentes modelos e períodos após o plantio/colheita.

Entretanto, independente da cultivar, os modelos obtidos permitem prever a produção com bons ajustes ($r^2 > 0,90$) em todos os períodos após o plantio/colheita avaliados (Figura 28).

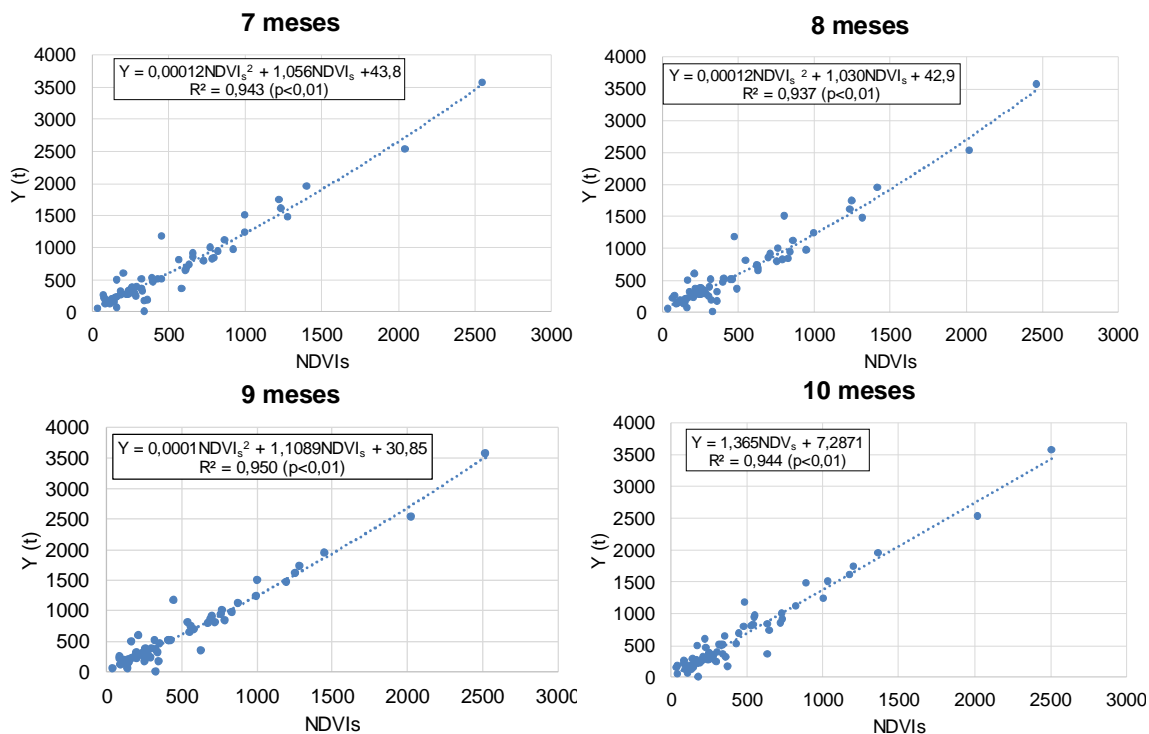


Figura 28: Modelos com melhores ajustes da produção de biomassa (Y) em função do NDVIs em cana-de-açúcar, sem distinção de cultivares, para diferentes modelos e períodos após o plantio/colheita.

Para os períodos de 7 e 8 meses os melhores modelos foram os quadráticos (r^2 de 0,9430 e 0,9370, respectivamente). Para os 10 meses, embora os modelos quadrático e linear apresentaram o mesmo desempenho ($r^2=0,9440$), recomenda-se o linear por ser mais simples de aplicação.

Aos 9 meses do plantio/colheita, os NDVIs obtidos em todos os talhões, independente da cultivar, variaram de 38,87 (talhão 9014) a 2508,82 (talhão 6001) (Figura 29a). Aplicando o NDVIs ao modelo, as produções esperadas variaram de 74,10 a 3442,30 t, para os mesmos talhões (Figura 29b).

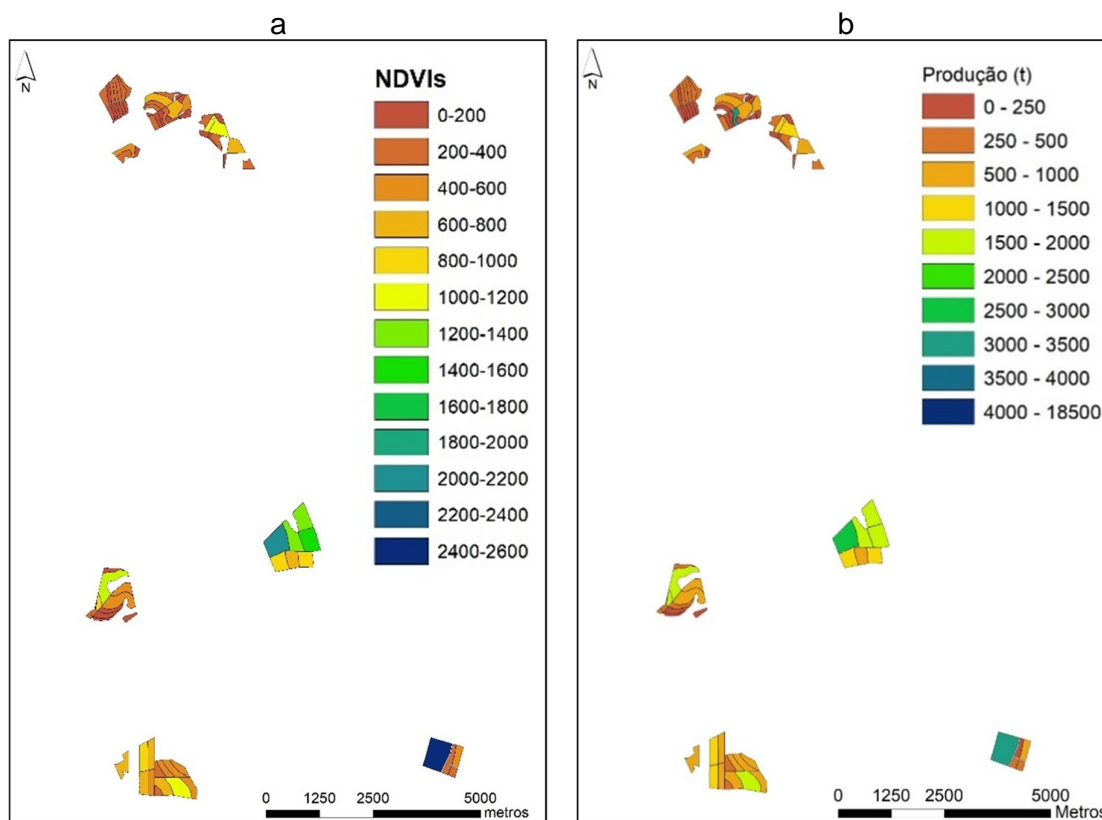


Figura 29: Imagem do NDVIs (a) e simulação da produção de biomassa prevista de cana-de-açúcar (b) em todos talhões, sem distinção de cultivares, aos 10 meses do plantio/colheita.

Vários fatores, relatados por diversos autores, podem interferir na modelagem de NDVI em produção de biomassa vegetal, em dentre os quais, pode-se destacar os intrínsecos a qualidade dos sistemas sensores, aos das plantas e ao clima.

Com relação aos sistemas sensores Rex et al. (2018), que analisaram a aplicação do algoritmo *cluster analysis* disponível no software QGIS para as imagens Sentinel-2/MSI e Landsat-8/OLI, obtiveram maior exatidão pela imagem do Sentinel-2, devido ao maior detalhamento das variações da superfície. Pelos resultados obtidos neste trabalho verificou-se que o uso das imagens Sentinel-2 resolução geométrica suficiente para a obtenção de ótimos ajustes dos modelos ($r^2 > 0,90$).

Com relação as plantas vários são os aspectos que podem alterar a qualidade dos ajustes dos modelos. Diversos fatores explicam essas diferenças, como as que interferem na interação da radiação com a folha, como a arquitetura e área foliar das plantas e o desenvolvimento vegetativo das plantas (altera o conteúdo de clorofila nas folhas). Para Benvenuti (2005) as características botânicas específicas de cada vegetal são responsáveis pelas diferenças no comportamento espectral. O autor relata

que a espessura das folhas, o conteúdo de pigmentos e o metabolismo do carbono (C3 ou C4), são fatores que interferem na interceptação e absorvem da radiação nas folhas. Isso explica os resultados distintos obtidos nas cultivares do tipo CTC avaliadas neste trabalho. De acordo com CTC (2018), na cultivar CTC4 as folhas são eretas e as demais arqueadas, enquanto na CTC15 as folhas são largas e bem distanciadas, ou seja, características morfológicas diferentes que podem ter influenciado nos resultados.

Nas cultivares do tipo RB, com exceção da RB867515, observaram-se resultados satisfatórios nos ajustes dos modelos ($r^2 > 0,90$) e altas significâncias ($p < 0,05$). Na RB835486, o melhor resultado foi aos 7 meses após plantio/colheita no modelo quadrático, enquanto para a RB92579 aos 9 meses do plantio/colheita, foi o linear. Para a cultivar RB867515, valores similares também foram obtidos por Vanzela et al (2015), onde o melhor modelo foi o linear aos 7 meses no modelo linear, com $r^2 = 0,2152$ e $p = 0,1286$.

Os ciclos de crescimento e maturação são características importantes das cultivares que podem interferir na interação da radiação com a folha, uma vez que dependendo da duração de seu ciclo, as características foliares que interferem na reflectância são alteradas. De acordo com Benvenuti (2005) as cultivares de cana são classificadas como precoces (cuja colheita é recomendada para o início de safra em maio/junho), médias (para as colhidas no meio de safra, em julho/agosto/setembro) e tardias (colhidas no fim de safra, em outubro/novembro). Esse aspecto explica o motivo pelo qual alguns modelos, para a mesma cultivar, são melhores para determinados períodos após plantio/colheita da safra anterior do que outros. Isso porque a imagem NDVI de melhor diagnóstico do vigor das plantas deve ser obtida no período de máximo desenvolvimento vegetativo das plantas.

Segundo CTC (2018) ambas cultivares CTC estudadas neste trabalho são médias, sendo que a colheita da CTC4 é indicada entre os meses de junho à setembro e a CTC15 entre os meses de junho à novembro, o que explica os melhores ajustes para a CTC4 ter sido com imagens aos 10 meses do plantio/colheita (mês de maio), enquanto para a CTC15 o melhor ajuste com imagens aos 7 meses do plantio/colheita (mês de janeiro).

Para Bégué et al (2010) os valores máximos de NDVI podem ser obtidos por meio de várias ou uma só imagem se a mesma foi obtida dois meses antes do período de colheita. Rudorff (1985) também afirma que a época mais propícia de aquisição de

dados LANDSAT, para o estabelecimento de um modelo de produtividade para a cana-de-açúcar, encontra-se próxima ao mês de fevereiro, 1 a 2 meses antes do início da colheita. Ambas contatações ocorreram na CTC4, imagem obtida em fevereiro, um mês antes do período definido como propício para início da colheita e para a CTC15 a imagem foi no mês de janeiro, cinco meses antes do período definido pra colheita, ou seja, a escolha do período de passagem do satélite tem influência direta no NDVI, corroborando com baixas qualidades em ajustes de modelos.

Com relação as cultivares da RB, de acordo com a RIDESA (2010), a RB835486 é precoce com indicação de colheita entre os meses de junho/setembro, e as cultivares RB92579 e RB867515 são média-tardias, com indicação de colheita de outubro/janeiro e julho/setembro. Ao analisar a Tabela (3), na metodologia que indica a data das imagens de acordo com o número dos talhões, observa-se que as imagens para as duas cultivares RB835786 e RB92579 com melhores significâncias estatísticas e ajustes dos modelos, não tiveram grandes oscilações de datas das imagens para o mês do melhor modelo estatístico. O mesmo não ocorreu com a cultivar RB867515, onde os talhões foram plantados/colhidos em épocas diferentes, com maior heterogeneidade nas datas de aquisição das imagens de satélite, resultando em baixas significâncias estatísticas e ajustes de modelos insatisfatórios.

O clima interfere principalmente devido ao déficit hídrico, que reduz a atividade fotossintética e, com isso, o desenvolvimento vegetativo das plantas. Por trabalho conduzido por Ferreira et al. (2013), que realizaram a análise espacial da deficiência hídrica da cana-de-açúcar para o município de Fernandópolis – SP, concluíram que o período de maior deficiência hídrica para a cultura de cana-de-açúcar ocorre entre os meses de junho a setembro. Os autores também afirmaram que se houver deficiência hídrica neste período a quebra de rendimento esperada, na fase de desenvolvimento vegetativo, pode chegar a 51,0% em cana planta e 65,6% em cana soca.

Nos resultados foram apresentados todos modelos da produção em função de entre NDVIs, obtidas em diferentes períodos após plantio/colheita da safra anterior (7,8,9 e 10 meses). Obteve-se um modelo com o melhor ajuste a determinada cultivar estudada, porém, não se exclui os outros modelos bem ajustados, permitindo ampliar as possibilidades de previsão de produção de biomassa.

Este método proposto de utilização da soma dos valores dos pixels de NDVI (aqui denominado NDVIs) apresentou resultados promissores. Isso porque ao utilizar o NDVIs na modelagem com a produção a relação é estabelecida entre dois dados

acumulativos, cujos valores aumentam simultaneamente conforme o tamanho da área (talhão), independente das variações ocorridas dentro dessa área. Ao contrário de quando se realiza a modelagem com valores médios por unidade de área (NDVI_m e produtividade), em que variações significativas dentro de determinada área podem alterar sua média para mais ou para menos, reduzindo sua representatividade em relação a condição real.

Outro fator relevante é que em cultivos comerciais há plantios de uma ampla diversidade de cultivares, dificultando a aplicação de uma equação específica para cada cultivar. Assim, a obtenção neste trabalho de um modelo geral de previsão com ótimo ajuste ($r^2 > 0,90$) sem distinção de cultivares, demonstra que pode ser aplicado com boa precisão em estimativas gerais para plantios comerciais, sem a preocupação de personalizar modelos por cultivar. Este resultado é importante na minimização dos trabalhos de modelagens mais específicas.

5. CONCLUSÕES

Conclui-se, neste trabalho, que a modelagem utilizando como variável independente o somatório dos pixels de Índice de Vegetação por Diferença Normalizada - NDVI por talhão (denominado NDVIs), ao invés dos valores médios de NDVI, foram promissores em estimar a produção de biomassa de cana-de-açúcar.

Obteve-se modelos bem ajustados da produção de biomassa em função do NDVIs nas cultivares CTC4, RB835486, RB92579 e para o global (em distinção de cultivares) para todos os períodos após o plantio/colheita da safra anterior estudados.

A partir dos resultados pode-se afirmar que a utilização de índices de vegetação, neste caso o NDVIs, é uma técnica viável para realizar a previsão de safras de cana-de-açúcar, sendo mais uma importante ferramenta na logística de colheita e comercialização de açúcar e etanol.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

AMARAL, F. C. S. do; SANTOS, H. G. dos; ÁGLIO, M. L. D.; DUARTE, M. N.; PEREIRA, N. R.; OLIVEIRA, R. P. de; CARVALHO JUNIOR, W. de. **Mapeamento de Solos e Aptidão Agrícola das Terras do Estado de Minas Gerais**. Rio de Janeiro: Embrapa Solos, 2004. 95 p. (Embrapa Solos. Boletim de Pesquisa e Desenvolvimento; n. 63)

AUDE, M. I. DA S. Estádios de desenvolvimento da cana-de-açúcar e suas relações com a produtividade. **Ciência Rural**, v. 23, n. 2, p. 241–248, 1993.

BANNARI, A.; MORIN, D.; BONN, F.; HUETE, A. R. A review of vegetation indices. **Remote Sensing Reviews**, v. 13, n. 1–2, p. 95–120, 1995.

BÉGUÉ, A.; LEBOURGEOIS, V.; BAPPEL, E.; TODOROFF, P.; PELLEGRINO, A.; BAILLARIN, F.; SIEGMUND, B. Spatio-temporal variability of sugarcane fields and recommendations for yield forecast using NDVI. **International Journal of Remote Sensing**, v. 31, n. 20, 5391–5407, 2010.

BENVENUTI, F. A. **Relação de índices espectrais de vegetação com a produtividade da cana-de-açúcar e atributos edáficos**. 120 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Agrícola) - Faculdade de Engenharia Agrícola, Universidade Estadual de Campinas, Campinas, SP, 2005.

BRANDÃO, D.; GOLTZ, E.; FRIEDRICH, B.; RUDORFF, T.; PONZONI, F. J. Distinção de classes de cana-de-açúcar através do NDVI. Anais XIV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto. **Anais...** . p.105–111, 2009. Natal.

CANABRAVA, A. P. **História econômica: Estudos e pesquisas**. Unesp, 2005.

CENTRO DE TÉCNOLOGIA CANAVIEIRA. **Bula Técnica Variedades**. Ed. Julho 2018.

COOPERAMA, Cooperativa dos Produtores Rurais do Pontal do Triângulo Mineiro, 2019.

ELMORE, A. J.; MUSTARD, J. F.; MANNING, S. J.; LOBELL, D. B.; EDU, A. E. Quantifying Vegetation Change in Semiarid Environments: Precision and Accuracy of Spectral Mixture Analysis and the Normalized Difference Vegetation Index Previous ecological assessments have utilized vegetation Index (NDVI) to measure vegetation from sa. **Remote Sensing of Environment**, v. 73, p. 87–102, 2000.

EPIPHANIO, J. C. N.; HUETE, A. R. Dependence of NDVI and SAVI on sun/sensor geometry and its effect on fAPAR relationships in Alfalfa. **Remote Sensing of Environment**, v. 51, n. 3, p. 351–360, 1995.

FERNANDES, J. L. **Monitoramento da cultura de cana-de-açúcar no estado de São Paulo por meio de imagens Spot vegetation e dados meteorológicos**. 114 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Agrícola) - Faculdade de Engenharia Agrícola, Universidade Estadual de Campinas, Campinas, SP, 2009.

FERREIRA, C. F.; VANZELA, L. S.; OLIVEIRA, G.S. de; SILVA, M. R. R. da; APARECIDO FILHO, A. C.; Análise espacial da deficiência hídrica da cana-de-açúcar no município de Fernandópolis – SP. XXIII Congresso Nacional de Irrigação e Drenagem - CONIRD. **Anais...** .p.73-79, 2013. Luis Eduardo Magalhães, BA.

FORMAGGIO, A. R. Sensoriamento remoto : um olhar espacial sobre os canaviais. **Visão Agrícola**, v. 1, p. 28–31, 2004.

GAIDA, W.; BREUNIG, F. M.; GALVÃO, L. S.; TELES, T. S.; BALBINOT, R. Variações da reflectância e dos índices de vegetação em função dos parâmetros da modelagem topográfica no Parque Estadual do Turvo, Rio Grande do Sul, Brasil. **Investigaciones Geograficas**, v. 2016, n. 91, p. 105–123, 2016.

GALVANIN, E. A. DOS S.; NEVES, S. M. A. DA S.; CRUZ, C. B. M.; JESUS, P. H. H. DE; KREITLOW, J. P. Avaliação dos índices de vegetação NDVI, SR e TVI na discriminação de fitofisionomias dos ambientes do pantanal de Cáceres/MT. **Ciência Florestal**, v. 24, n. 3, p. 707–715, 2014.

GARCIA, G. J. **Sensoriamento remoto: princípios e interpretação de imagens**. Campos de Rio Claro (SP): Editora Nobel, UNESP, 1982.

GOMES, D.F. **Uso de imagens Sentinel-2 na identificação de áreas com Infestação do Capim-Annoni-2 no complexo eólico Cerro Chato, Santana do Livramento, RS**. 76 f. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - Centro Estadual de Pesquisas em Sensoriamento Remoto e Meteorologia, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, RS, 2017.

GUILHERME, A. DE A. **Estudo experimental e modelagem do processo de sacarificação e fermentação simultânea utilizando bagaço de cana-de-açúcar para produção de etanol**. 258 f. Tese (Doutorado em Engenharia Química) - Departamento de Engenharia Química, Universidade Federal do Rio Grande do Norte, Natal, RN, 2014.

HEDLEY, J.; ROELFSEMA, C.; KOETZ, B.; PHINN, S. Capability of the Sentinel 2 mission for tropical coral reef mapping and coral bleaching detection. **Remote Sensing of Environment**, v. 120, p. 145–155, 2012.

IBM Corp. IBM SPSS Statistics for Windows, Education Version 21.0. Armonk, NY: IBM Corp.

JUNGES, A. H.; ALVES, G.; FONTANA, D. C. Estudo indicativo do comportamento do NDVI e EVI em lavouras de cereais de inverno da região norte do Estado do Rio Grande do Sul, através de imagens MODIS. **Anais XIII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto**. **Anais...** . p.241–248, 2007.

LEMES, E. M. **Ernane miranda lemes sensoriamento remoto para detecção de seringais infestados por Meloidogyne exigua**. 68 f. Tese (Doutorado em Agronomia) - Universidade Federal de Uberlândia, Uberlândia, MG, 2017.

LIRA, V. M. DE; SILVA, B. B. DA; NETO, J. D.; et al. Análise espectral de índice de vegetação em área irrigada com Cana-de-Açúcar. **Revista Engenharia Ambiental - Pesquisa e Tecnologia**, v. 6, n. 1, p. 113–120, 2009.

LUCAS, A. DE A.; SCHULER, C. A. B. Análise do NDVI/NOAA em cana-de-açúcar e Mata Atlântica no litoral norte de Pernambuco, Brasil. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v. 11, n. 6, p. 607–614, 2007.

MACHADO, H. DE M. **Determinação da biomassa de Cana-de-Açúcar considerando a variação espacial de dados espectrais do satélite Landsat 7 - ETM+**. 74 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Agrícola) - Faculdade de Engenharia Agrícola, Universidade Estadual de Campinas, Campinas, SP, 2003.

MACHADO, H.; LAMPARELLI, R. A. C. Desenvolvimento metodológico para amostragem em Cana-de-Açúcar, considerando a resposta espectral da biomassa em imagens orbitais. **Revista Brasileira de Cartografia**, v. 59, n. 02, p. 115–126, 2007.

MARCUSSI, A. B.; BUENO, C. R. P.; MIQUELONI, D. P.; ARRAES, C. L. Utilização de índices de vegetação para os sistemas de informação geográfica. **Caminhos de Geografia**, v. 11, n. 35, p. 41–53, 2010.

MARIN, F. R. **Eficiência de produção da cana-de-açúcar brasileira: estado atual e cenários futuros baseados em simulações multimodelos**. 262 f. Tese (Livre docência) - Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Universidade de São Paulo, Campinas, SP, 2014.

MATIAS, J. F. G.; STRECK, L.; AGUILAR, D. D. Geração de mapas de produtividade de milho (Zea mays) com índice de vegetação NDVI de imagens Landsat 8. Anais XVII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto - SBSR. **Anais...** . p.157–162, 2015.

MULYONO, K; NADIRAH, L. P. **Identifying Sugarcane Plantation using LANDSAT-8 Images with Support Vector Machines**. Earth and Environmental Science. 47 (2016).

PONZONI, F. J. Comportamento Espectral da Vegetação. In: P. R. MENESES; J. da S. MADEIRA NETTO (Orgs.); **Sensoriamento Remoto – Reflectância dos alvos naturais**. p.157–199, 2001. Brasília, DF: Editora Universidade de Brasília.

PONZONI, F. J.; SHIMABUKURO, Y. E. **Sensoriamento Remoto no Estudo da Vegetação**. São José dos Campos: Parêntese, 2009.

PRABHAKAR, M.; PRASAD, Y. G.; RAO, M. N. Remote Sensing of Biotic Stress in Crop Plants and Its Applications for Pest Management. In: M. M. Venkateswarlu B., Shanker A., Shanker C. (Org.); **Crop Stress and its Management: Perspectives and Strategies**. p.517–545, 2012.

RAHMAN, MR; ISLAM, A.; RAHMAN, MA. NDVI derived sugarcane area identification and crop condition assessment. **Plan Plus**, v. 1, n. 2, p. 1–12, 2004.

REX, F. E.; KÄFER, P. S.; DEBASTIANI, A. B.; KAZAMA, V. S. Potencial de imagens MSI (Sentinel-2) para classificação do uso e cobertura da terra. **Enciclopédia Biosfera**, v. 15, n. 27, p. 1261–1267, 2018.

RICHTER, K.; ATZBERGER, C.; VUOLO, F.; D'URSO, G. Evaluation of Sentinel-2 Spectral Sampling for Radiative Transfer Model Based LAI Estimation of Wheat, Sugar Beet, and Maize. **IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing**, v. 4, n. 2, p. 458–464, 2011.

RIDESA-Rede Interuniversitária para o Desenvolvimento do Setor Sucroalcooleiro. **Catálogo nacional de variedades “RB” de cana-de-açúcar**, Curitiba-PR, 2010. 136 p.

ROMANI, L. A. S.; GONÇALVES, R. R. DO V.; AMARAL, B. F. DO; et al. Acompanhamento de safras de cana-de-açúcar por meio de técnicas de agrupamento em séries temporais de NDVI. XV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto - SBSR, Curitiba, PR, Brasil,. **Anais...** . p.4752–4759, 2011.

ROSSENDO, J. DOS S. **Índices de vegetação e monitoramento do uso do solo e cobertura vegetal na bacia do Rio Araguari - MG - utilizando dados do sensor MODIS**. 130 f. Dissertação (Mestrado em Geografia) - Instituto de Geografia, Universidade Federal de Uberlândia, Uberlândia, MG, 2013.

ROUSE, J. W.; HASS, R. H.; SCHELL, J. A.; DEERING, D. W. **Monitoring the vernal advancement and retrogradation (green wave effect) of natural vegetation**. 1973.

RUDORFF, B. F. T. **Dados Landsat na estimativa da produtividade agrícola da cana-de-açúcar**. 114 f. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, SP, 1985.

SÁ Junior, Arinaldo de. **Aplicação da classificação de Köppen para zoneamento climático do Estado de Minas Gerais**. 101p. Dissertação (Mestrado em Engenharia Agrícola)-Universidade Federal de Lavras-UFLA, Lavras-MG, 2009.

SANTOS, F. DE A. DOS; OLIVEIRA, W. A. S. Aplicação do índice de vegetação por diferença normalizada (NDVI) para avaliação da cobertura vegetal do açude caldeirão, em Piripiri (PI), Brasil. **Revista Equador**, v. 4, n. 2, p. 114–127, 2015.

SHIMABUKURO, Y. E.; NOVO, E. M.; PONZONI, F. J. Índice de vegetação e modelo linear de mistura espectral no monitoramento da região do Pantanal. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v. 33, n. Especial, p. 1729–1737, 1998.

SILVA, M. F. DA. **Uma análise do bioma caatinga no município de Gado Bravo-PB através do Índice de Vegetação por Diferença Normalizada**. 52 f. Dissertação (Mestrado em Ciência e Tecnologia Ambiental) - Centro de Ciências e Tecnologia, Universidade Estadual da Paraíba, Campina Grande, PB, 2016.

TUCKER, C. J. Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation. **Remote Sensing of Environment**, v. 8, n. 2, p. 127–150, 1979.

VANZELA, L. S.; BRAZ, A. R. C.; ARAÚJO, C. A. G. DE; OLIVEIRA, G. S. DE; COSTA, B. DE O. Senroriamento remoto para estimar a produtividade de biomassa de cana-de-açúcar. XLIV Congresso Brasileiro de Engenharia Agrícola - CONBEA. **Anais...** . p.0–3, 2015. São Pedro.

WATZLAWICK, L. F.; KIRCHNER, F. F.; SANQUETTA, C. R. Estimativa de biomassa e carbono em floresta com araucária utilizando imagens do satélite IKONOS II. **Ciência Florestal**, v. 19, n. 2, p. 169–181, 2009.

ZANZARINI, F. V.; PISSARRA, T. C. T.; BRANDÃO, F. J. C.; TEIXEIRA, D. D. B. Correlação espacial do índice de vegetação (NDVI) de imagem Landsat/ETM+ com atributos do solo. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v. 17, n. 6, p. 608–614, 2013.