

Trabalho de Conclusão de Curso

Curso de Graduação em Geografia

**DETECÇÃO E MAPEAMENTO DE VEGETAÇÃO DANINHA EM ÁREAS DE
CULTIVO DE CANA-DE-AÇÚCAR POR MEIO DE MODELAGEM GEOESPACIAL E
TÉCNICAS DE SENSORIAMENTO REMOTO**

João Felipe Gromboni

Prof. Dr. Sergio dos Anjos Ferreira Pinto

Dr. Luiz Henrique Pereira (co-orientador)

Rio Claro (SP)
2018

UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA
Instituto de Geociências e Ciências Exatas
Câmpus de Rio Claro

JOÃO FELIPE GROMBONI

DETECÇÃO E MAPEAMENTO DE VEGETAÇÃO DANINHA EM
ÁREAS DE CULTIVO DE CANA-DE-AÇÚCAR POR MEIO DE
MODELAGEM GEOESPACIAL E TÉCNICAS DE
SENSORIAMENTO REMOTO

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao
Instituto de Geociências e Ciências Exatas -
Câmpus de Rio Claro, da Universidade Estadual
Paulista Júlio de Mesquita Filho, para obtenção do
grau de Bacharel em Geografia.

Rio Claro - SP
2018

JOÃO FELIPE GROMBONI

**DETECÇÃO E MAPEAMENTO DE VEGETAÇÃO DANINHA EM
ÁREAS DE CULTIVO DE CANA-DE-AÇÚCAR POR MEIO DE
MODELAGEM GEOESPACIAL E TÉCNICAS DE
SENSORIAMENTO REMOTO**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao
Instituto de Geociências e Ciências Exatas -
Câmpus de Rio Claro, da Universidade Estadual
Paulista Júlio de Mesquita Filho, para obtenção do
grau de Bacharel em Geografia.

Comissão Examinadora

Sérgio dos Anjos Ferreira Pinto (orientador)
Mateus Vidotti Ferreira
Andreia Medinilha Pancher

Luiz Henrique Pereira (co-orientador)

Rio Claro, 06 de Dezembro de 2018.

João Felipe Gromboni



Sérgio dos Anjos Ferreira Pinto

AGRADECIMENTOS

Gostaria de agradecer primeiramente a Deus, por sempre estar comigo em todos os momentos e ter me guiado sempre para o melhor caminho na minha graduação.

Meus pais João Fernando Gromboni e Regina Helena Eguea Gromboni por serem um dos meus pilares, por sempre me apoiarem, procurando sempre dar o melhor para mim e também por estarem comigo em todas as minhas decisões. Junto com eles, meus irmãos Caio, Murilo e Pedro que são meus exemplos e por me ajudarem tanto sempre que precisei. Minhas cunhadas Juliana, Angelina, Fernanda e Ana Clara por também me ajudarem muito.

Minha namorada, Ana Laura Caseiro dos Santos, por estar comigo nos 5 anos de graduação, passando junto comigo todos os momentos dela, principalmente nos mais difíceis, quando precisava de alguém para conversar. Ela foi uma das razões para eu estar aqui escrevendo esse projeto final e sempre serei eternamente grato pelo companheirismo dela. Um agradecimento em especial para sua família, que também sempre me ajudou quando precisei e são exemplos para mim. Um agradecimento em especial para sua família Lilian Caseiro e Valdevino, que também sempre me ajudou quando precisei e são exemplos para mim.

Meu avô João Antonio Eguea que está realizando o sonho de estar vendo mais um de seus netos se formando. Minha avó Clarice Pascucci Eguea, que está olhando por mim de onde quer que esteja e com certeza sempre me ajudando em todos os momentos. Meus avós Claudio Gromboni e Zenedir Gonçalves que também estão juntos com a minha vó, em meu coração, me ajudando.

Aos meus parceiros de casa, Matheus Polletini e Luis Riquetti pela parceria de 5 anos. Por sempre estarmos juntos e um tentando sempre ajudar o outro. Pelos aprendizados, pela parceria e pelas conversas que tínhamos em casa. Outro agradecimento vai para o Guilherme Prado que está a menos tempo comigo, porém que aguentou nossas brincadeiras e que também foi um parceiro nos tempos que ficamos juntos.

A Geoplan Jr. e todas as pessoas que eu conheci nela, sem dúvidas um aprendizado enorme que levo para minha vida ter participado da Empresa Junior. Durante os três anos que estive nela, sem dúvidas nenhuma aprendi muito com muita gente em momentos de erros e acertos. Um agradecimento especial aqui vai para uma grande pessoa que conheci aqui Vinicius

dos Santos que me deu a oportunidade de conhecer novas áreas e que me ajudou muito em meu primeiro projeto Fapesp da minha graduação.

Para a Empresa IDGeo, pela oportunidade de estágio e por todo o suporte necessário para o desenvolvimento do meu trabalho de conclusão de curso, a todos os membros da empresa, meu muito obrigado pela colaboração, em especial vai para o meu Co-Orientador Luiz Henrique Pereira que me ajudou muito e que me deu um dos maiores conselhos da minha faculdade, com toda a certeza levarei comigo todo aprendizado que tive com ele. Um outro agradecimento vai para o Professor Sérgio dos Anjos Ferreira Pinto que me aceitou a orientar no meu trabalho final e que com certeza passou muito do seu conhecimento que colaborou demais para o desenvolvimento deste trabalho.

RESUMO

A presença de plantas daninhas em áreas de cultivo de cana-de-açúcar pode condicionar a queda de 85% do potencial produtivo dos talhões, e as atividades envolvidas no controle destas infestações representam 8% do custo total de implementação do canavial. Observa-se que os atuais métodos de mapeamento desta informação carecem de técnicas de coleta de dados compatíveis com a rapidez e escala com que estas infestações se manifestam na lavoura. Neste contexto, a presente proposta de pesquisa apresenta como objetivo estabelecer procedimento metodológico para detectar e mapear a presença de vegetação daninha em talhões canavieiros por meio de imagens orbitais de média resolução espacial. Com isso, a estratégia adotada para condução do trabalho foi caracterizar as variações do índice de vegetação (NDVI) dos alvos em campo, com especial ênfase às fases de desenvolvimento fenológico da cana-de-açúcar sadia. A série temporal dos valores de NDVI foram simuladas a partir de imagens orbitais (Landsat, Sentinel, CBERS e IRS), buscando detectar as anomalias no comportamento esperado do perfil temporal da vegetação. Os resultados demonstraram que as melhores fases para detecção de vegetação daninha estão entre o período de brotação da cana e o início da fase crescimento, quando o terreno apresenta uma relação de apenas 18% de folha verde correspondente à cana-de-açúcar, e com baixos valores de NDVI. O Período de maturação também apresentou-se ser adequado, uma vez que a porcentagem de folha seca no solo recobre 63% da área. Portanto, nestas condições, observou-se que as áreas de infestação de vegetação daninha podem ser detectadas devido ao elevado vigor de fitomassa, se contrapondo às condições da cana-de-açúcar.

Palavras-Chave: Agricultura de Precisão; Análise Multitemporal; Monitoramento Agrícola; Geoprocessamento; Modelagem Biométrica.

ABSTRACT

The presence of weeds in sugar cane cultivation areas can trigger off the 85% drop in the productive potential of the fields, and the activities involved in the control of these infestations represent 8% of the total cost of implementing canebrake. It is observed that current methods of mapping of this information lack compatible techniques to data collection with the speed and scale with which these infestations are manifested in the crop. In this context, the present research proposal aims to establish a methodological procedure to detect and map the presence of weed vegetation in sugarcane fields by means of orbital images of medium spatial resolution. Thus, the strategy adopted to lead the work was to characterize the vegetation index variations (NDVI) of the field targets, with special emphasis on the phenological development phases of healthy sugarcane. The temporal series of the NDVI values were simulated from orbital images (Landsat, Sentinel, CBERS e IRS), seeking to detect the anomalies in the expected behavior of the temporal profile of the vegetation. The outputs showed that the best phases for weed detection are between the cane sprouting period and the beginning of the growth phase, when the soil presents a relation of only 18% of corresponding green leaf to the sugar cane, and with low NDVI values. The maturation period also appeared to be adequate, since the percentage of dry leaf in the soil covers 63% of the area. Therefore in these conditions, it was observed that areas of weed infestation can be detected due to the high vigor of phytomass, contrasting with the conditions of sugar cane.

Keywords: Precision Agriculture; Multitemporal Analysis; Agricultural Monitoring; Geoprocessing; Biometric Modeling.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1: Localização da Área.....	13
Figura 2: Caracterização Geológica da Região	15
Figura 3: Caracterização Pedológica da Região	18
Figura 4: Precipitação Mensal - Pradópolis (SP).....	19
Figura 5: Cenas utilizadas por satélite.....	21
Figura 6: Plataformas orbitais e respectivos sistemas sensores.....	22
Figura 7: Total de Imagens por Quinzenas e Plataforma Orbital	24
Figura 8: Sensor Ótico Ativo GreenSeeker Hand Held/Trimble	25
Figura 9: Amostras para teste do sensor.....	26
Figura 10: Método e Coleta de Dados	27
Figura 11: VANT utilizado para imageamento. DJI Mavic Pro	28
Figura 12: Imagens a partir do VANT.	29
Figura 13: Classes Utilizadas	30
Figura 14: Quadrantes das Amostras.....	31
Figura 15: Classificação da Imagem de VANT.....	32
Figura 16: Síntese do processo de detecção de vegetação daninha em imagens orbitais. Classificação orientada pela consulta de dados multitemporais obtidos em campo.	33
Figura 17: Média dos Valores de NDVI por hora	34
Figura 18: Variação diária do NDVI. Destaque para o padrão no comportamento entre as amostras de pastagem com mato e pastagem com vigor, em períodos específicos do dia, que permitem a distinção entre os alvos.....	35
Figura 19: Talhões de Amostra	36
Figura 20: Valor de NDVI por Amostras	39
Figura 21: Foto de VANT, amostra N12.....	40
Figura 22: Foto VANT, amostra N13.....	40
Figura 23: Classificação Amostra 1.....	41
Figura 24: Classificação Amostra 2.....	42
Figura 25: Classificação Amostra 3.....	42
Figura 26: Classificação Amostra 4.....	43
Figura 27: Classificação Amostra 5.....	43

Figura 28: Classificação Amostra 6.....	44
Figura 29: Classificação Amostra 7.....	44
Figura 30: Classificação Amostra 8.....	45
Figura 31: Classificação Amostra 9.....	45
Figura 32: Classificação Amostra 10.....	46
Figura 33: Classificação Amostra 11.....	46
Figura 34: Classificação Amostra 12.....	47
Figura 35: Classificação Amostra 13.....	47
Figura 36: Classificação Amostra 14.....	48
Figura 37: Classificação Amostra 15.....	48
Figura 38: Classificação Amostra 15b.....	49
Figura 39: Classificação Amostra 16.....	49
Figura 40: Classificação Amostra 17.....	50
Figura 41: Classificação Amostra 18.....	50
Figura 42: Classificação Amostra 19.....	51
Figura 43: Classificação Amostra 20.....	51
Figura 44: Dados de referência considerando a curva de crescimento da vegetação obtidos por meio dos valores de NDVI obtidos em campo.	54

LISTA DE TABELAS

Tabela 1: Características das plataformas orbitais e sensores óticos.....	21
Tabela 2: Registro de Imagens Disponíveis e Porcentagem de Nuvens.....	23
Tabela 3: Tabela para Coleta de Dados de Campo.....	27
Tabela 4: Características Talhões de Amostras.....	37
Tabela 5: Fases das Cana.....	38
Tabela 6: Resultados obtidos através do MAXVER nas imagens de VANT.....	52
Tabela 7: Caracterização final das fases da cana.....	53

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO.....	1
1.1 Apresentação	1
1.2 Hipótese de trabalho e Objetivos da Pesquisa	3
2. FUNDAMENTAÇÃO TEORICA	4
2.1 Variabilidade espacial e a Agricultura de Precisão: Aplicação da ciência geográfica no pragmatismo da produção agrícola	4
2.2 Plantas Daninhas nos sistemas de produção canavieira	7
2.3 Técnicas de levantamento e mapeamento de vegetação daninha	8
2.4 Índice de Vegetação (NDVI)	9
2.5 O uso do sensor ótico ativo na agricultura	10
3. CARACTERIZAÇÃO DA ÁREA DE ESTUDO	12
3.1 Localização da Área	12
3.2 Caracterização física.....	13
3.3 Caracterização geológica.....	14
3.4 Caracterização geomorfológica	16
3.5 Caracterização pedológica.....	17
3.6 Aspectos climáticos	18
4. ABORDAGEM METODOLÓGICA	20
4.1 Organização do banco de dados geográficos	20
4.1.1 Dados Vetoriais	20
4.1.2 Séries temporais de Imagens orbitais.....	20
4.2 Levantamento de dados de Campo.....	24
4.2.2 Aplicação do Sensor ativo de Biomassa (NDVI) em cana-de-aúcar.....	26
4.2.3 Aquisição de imagens aéreas – VANT.....	28
4.3 Análise de dados.....	29
4.3.1 Análise das imagens VANT.....	29
4.4 Detecção de vegetação daninha em imagens Orbitais de Média resolução	32
5. RESULTADOS E DISCUSSÕES.....	34
5.2 Caracterização da cana	36
5.2.1 Caracterização da cana por fase de desenvolvimento	37
5.2.4 Caracterização das fases da cana.	52
5.3 Detecção de vegetação daninha em imagens Orbitais de Média resolução	54
6. CONSIDERAÇÕES FINAIS	57

1. INTRODUÇÃO

Este trabalho foi desenvolvido em parceria com a empresa IDGeo, no âmbito do programa Pesquisa Inovativa em Pequenas Empresas – PIPE/FAPESP, e configura-se em segmento temático do projeto intitulado “Aplicação de técnicas multisensor orbital para detecção e caracterização das alterações espaço-temporal do vigor relativo de fitomassa em talhões canavieiros” Processo Fapesp Nº 2017/08449-8. Os dados particulares dos produtores de cana-de-açúcar utilizados nesta pesquisa serão mantidos em sigilo para preservar o acordo de confidencialidade firmado entre as instituições envolvidas. Desta forma, não foram detalhadas informações de localização da área de estudo.

1.1 Apresentação

Devido ao aumento da demanda e maior competitividade da produção de cana-de-açúcar no Brasil, melhorias nos processos de produção agrícola com vistas à sustentabilidade econômica e ambiental configuram-se em temáticas estratégicas a serem abordadas, tendo em vista que o Brasil é responsável por mais de 40% da produção mundial de cana-de-açúcar (CAMPOS, 2008; EMBRAPA, 2012; FAO, 2014, FAO, 2016; MOLIN, 2017).

No cenário nacional, a cadeia de produção canavieira movimenta mais de R\$ 52 bilhões por ano, e promove aproximadamente 600 mil empregos diretos (UDOP, 2016). Só o estado de São Paulo é responsável por 56,28% da produção nacional (MAPA/CGAE/DCAA, 2017), e a biomassa de cana-de-açúcar já representa 42% da energia renovável proveniente da agricultura (MME/EPE, 2013).

Neste contexto, o aumento da produtividade no campo é uma preocupação premente entre os produtores rurais, que têm investido de modo significativo em novas técnicas e tecnologias que contribuam para a redução dos custos de produção, e que atuem diretamente na intervenção dos condicionantes da baixa produtividade no canavial (MOLIN, 2017).

Entre os condicionantes¹, destacam-se as infestações de pragas, doenças e plantas daninhas nas áreas produtivas, que interferem diretamente no desenvolvimento das plantas, afetam a qualidade da matéria prima, e comprometem a longevidade do canavial, além de elevar significativamente os custos de manutenção da lavoura devido às operações para controle e erradicação.

Neste contexto, especial atenção deve ser dada à presença das plantas daninhas, pois acarretam diversos prejuízos quando não são manejadas de forma adequada, pois competem com a cultura por água, nutrientes e luz, além de introduzirem no ambiente numerosos compostos químicos por exudação radicular, lixiviação, volatilização ou decomposição de resíduos no solo (BAIO et. al. 1999).

Estima-se que o controle tardio destas infestações promove decréscimos na ordem de 85% do potencial produtivo dos talhões (podendo chegar a 100% dependendo do grau que se manifestam). Levantamentos realizados nas usinas indicam que, em média, as operações envolvidas na atividade de controle das áreas infestadas representam 8% do custo total de produção do canavial.

A redução destes custos está diretamente relacionada à eficiência e capacidade de mapear e monitorar a distribuição espacial das plantas daninhas no território produtivo, bem como na disponibilização de insumos cartográficos que viabilizem a gestão localizada da lavoura. Assim, essas informações são pré-requisitos para a escolha dos melhores procedimentos para seu controle, como, por exemplo, a aplicação de insumos à taxa variável.

A metodologia para o mapeamento de plantas daninhas deve ser ágil devido o dinamismo das suas populações, no entanto, quando se considera o monitoramento de extensas áreas agrícolas (25.000 a 50.000ha aproximadamente), observa-se uma carência de tecnologias e/ou procedimentos de baixo custo operacional e de fácil implementação na rotina dos processos agrícolas capaz de disponibilizar mapeamentos precisos e atualizados.

¹ Entre os principais condicionantes da baixa produtividade no campo, pode-se elencar os fatores climáticos (anomalias positivas e negativas de chuvas e mudanças no padrão de distribuição) e os problemas decorrentes das mudanças no modo de produção, como a adoção generalizada da mecanização no campo, que promoveu dificuldades operacionais nos processos de plantio e colheita principalmente.

Esta dificuldade é um dos principais motivos para a adoção generalizada de manejos químicos baseado na aplicação uniforme de insumos em doses fixas, desconsiderando a variabilidade espacial e a necessidade específica de cada parcela agrícola, aumentando os custos de produção com desperdícios de recursos, e contribuindo com a degradação dos recursos naturais, como solo e água.

Evidencia-se assim que os atuais métodos de monitoramento e mapeamento carecem de técnicas de coleta de dados e acompanhamento sistemático da lavoura compatíveis com a rapidez e escala com que as plantas daninhas se manifestam nas áreas produtivas.

Nesse sentido, o sensoriamento remoto em nível orbital apresenta-se como tecnologia estratégica para contribuir com o aprimoramento do processo de mapeamento e controle agrícola, visto que dispõem de importantes ferramentas para o levantamento, identificação e monitoramento de elementos da superfície terrestre com baixo custo, possibilitando detectar e avaliar as alterações espaço-temporais que nela se processam.

1.2 Hipótese de trabalho e Objetivos da Pesquisa

Considerando a problemática inicialmente exposta, em que se evidencia a necessidade de aprimorar os atuais métodos de monitoramento agrícola para auxiliar o controle e gestão de áreas infestadas, a presente proposta assume como hipótese de pesquisa que é possível discriminar vegetação daninha em áreas de cana-de-açúcar por meio de produtos de sensoriamento remoto, utilizando atributos da dinâmica temporal dos alvos vegetais como critério de classificação entre as classes temáticas.

Abordando a hipótese pelo viés da ciência da geoinformação, apresentam-se a seguir os seguintes objetivos.

- a) Estabelecer critérios para discriminação de vegetação daninha em áreas de cana-de-açúcar, considerando a dinâmica temporal do comportamento dos alvos vegetais e variações dos valores de NDVI;
- b) Detectar e mapear a presença de vegetação daninha em talhões canavieiros a partir de imagens orbitais de média resolução espacial.

Neste contexto, a estratégia adotada para condução do trabalho foi caracterizar as variações do índice de vegetação (NDVI) dos alvos em campo, com especial ênfase às fases de desenvolvimento fenológico da cana-de-açúcar sadia. A série temporal dos valores de NDVI foram simuladas a partir de imagens orbitais (Landsat, Sentinel, CBERS), buscando detectar as anomalias no comportamento esperado do perfil temporal da vegetação.

Espera-se que os resultados obtidos contribuam diretamente para a proposição de uma metodologia consistente e simplificada para mapeamento de infestações, capaz de ser internalizada ao processo de gestão operacional e controle agrícola, promovendo melhorias efetivas de baixo custo baseado em inteligência geográfica e geoprocessamento.

2. FUNDAMENTAÇÃO TEORICA

2.1 Variabilidade espacial e a Agricultura de Precisão: Aplicação da ciência geográfica no pragmatismo da produção agrícola

Agricultura de Precisão é um termo adotado no Brasil para o sistema de produção empregado por produtores de outros países com tecnologias mais avançadas, sendo nomeado como Precision Agriculture, Precision Farming, Site-specific Crop Management (MANZATTO et al., 1999).

O Ministério da Agricultura define Agricultura de Precisão no Brasil como “um sistema de gerenciamento agrícola baseada na variação espacial e temporal da unidade produtiva e visa ao aumento de retorno econômico, à sustentabilidade e à minimização do efeito ao ambiente.” (BRASIL, 2012, p.6). Já outros autores clássicos da área também se baseiam na variação espacial como um termo central para essa área definindo da seguinte maneira: “A agricultura de precisão é um método de administração cuidadosa e detalhada do solo e da cultura pra adequar as diferentes condições encontradas em cada pedaço de lavoura, tendo em vista desuniformidade intrínseca dos solos” (SCHUELLER, 1992; WEIDA e BORGELT, 1993). “As propriedades do solo e as infestações variam de local para local dentro dessa mesma lavoura” (SCHUELLER, 1992; WIEDA & BORGELT, 1993).

No entanto esse não é um termo que vem sendo trabalhado recentemente, uma vez que o histórico da Agricultura de Precisão nos mostra que ela vem sendo trabalhada desde 1929 quando Illinois, Linsley e Bauer recomendavam ao produtor desenhar um mapa com testes de acidez em solos amostrados em grade par aplicação de calcário. Registro mais antigo de que a variabilidade era conhecida e que já se recomendava ao agricultor levá-la em conta.

Foi em 1978 que surgiu o primeiro sistema global de navegação por satélite. A disponibilização de sinal de satélites GPS viabilizou a instalação de receptores em colhedoras, possibilitando armazenar dados de produção instantânea associada à coordenada geográfica. Agricultura de precisão é um modo de produção que vem sendo adotada por agricultores em várias regiões do mundo, sendo que o GPS é apenas uma ferramenta de trabalho disponível e de grande utilidade para atingir os objetivos dessa nova filosofia. A vigorosa expansão da agricultura de precisão só está sendo possível graças ao surgimento do GPS e do GPS diferencial que permite hoje a administração e o tratamento das áreas dentro de uma propriedade com a individualidade de alguns metros quadrados.

Segundo INAMASU e BERNARDI (2014), na agricultura há dois tipos de erros, o antrópico e o natural. O primeiro pode ser corrigido na grande maioria das situações por meio de uso e escolha correta das máquinas sendo que o retorno econômico nesse caso é obtido somente se a operação de forma manual apresentar um erro significativo. Já com relação aos erros naturais seria a intensidade das diferenças entre as mesmas áreas. Se uma propriedade apresenta diferença de produção de duas a dez toneladas por hectare e a aplicação de insumo foi uniforme, isso nos faz entender que a aplicação de insumo em uma parte está sendo muito alta, gerando desperdícios, e em outra região a aplicação está sendo muito baixa, perdendo a oportunidade de ter uma produção maior.

Na agricultura de precisão no Brasil a forma mais comum de identificar a variabilidade espacial é a amostragem em grade, onde a área da lavoura é dividida em um SIG (sistema de informações geográficas) em formato de grade, permitindo assim coletas pontuais a uma distância predeterminada e sua posterior análise, gerando um mapa desta variabilidade para cada elemento e possibilitando na sua ciência, visibilidade e compreensão.(INAMASU e BERNARDI 2014).

A partir daí podem ser aplicadas diversas outras funcionalidades para a aplicação da gestão possibilitada pela agricultura de precisão, como mapas de produtividade e condutividade elétrica, imagens áreas (sensoriamento remoto) e técnicas de topografia aliadas a pedologia, estas permitindo então a geração de um bom controle geoestatístico e consequente produção de mapas de aplicação de insumos para que a variabilidade espacial encontrada se aproxime o máximo possível de uma uniformidade. O que difere a agricultura de precisão dos outros ciclos de controle convencional é a localização da atuação e dos dados, ou seja, a análise e planejamento são realizados sobre mapas.

O processo de análise e interpretação tem sido apoiado por ferramentas de Sistemas de Informações Geográficas (SIG) e de geoestatística (Vesper [<http://Sydney.edu.au/agriculture/pal/software?vesper.shtml>])). A geoestatística é a análise que fornece a base matemática para conferir consistência dos dados coletados no campo (VIEIRA, 2000; OLIVER, 2009). A análise fornece parâmetros que assegura a dependência espacial dos dados, ou seja, se a interpolação entre os dados é válida.

Com todas essas observações acerca da Agricultura de Precisão, devemos ressaltar que ela é uma técnica que atualmente é utilizada por produtores para melhor gerenciar sua propriedade, levando em conta a variabilidade espacial. Vimos também que essa variabilidade vem sendo considerada na agricultura desde a década de 20 e que atingiu um nível máximo quando o GPS em 1978 entrou em cena.

Como podemos notar, a agricultura de precisão se desenvolveu em volta de um conceito geográfico, o espaço (a variabilidade dentro dele). Na geografia clássica, quando o estudo e a confecção de mapas eram um dos fundamentos da Geografia, o lugar era utilizado para defini-la como: “a geografia é a ciência dos lugares e não dos homens” LA BLACHE, 1913 apud. RELPH, 1976), tal definição foi alterada por HARTSHORNE em 1959 quando ele dizia “As integrações que a geografia deve analisar são aquelas que variam de lugar para lugar”

Conforme afirma ROSA “a profissão de geógrafo tem grande importância desde a antiguidade, pois influencia nas estratégias políticas e nos planos e ações governamentais, sendo os mapas seu principal instrumento de trabalho. Em qualquer que

seja a área de atuação, devemos estar conscientes de que nosso trabalho na sociedade é o de saber pensar o espaço para que ali se possa agir, tornando este espaço melhor.” Ele ainda afirma que “só conhecendo o espaço e percebendo as relações existentes entre os vários fenômenos no nível espacial se torna possível agir sobre esse espaço. Pensar em termos espaciais pode ser uma ferramenta para cada cidadão não apenas como um meio de compreender melhor o mundo e seus conflitos, mas também a situação local em que nos encontramos. Logo, a análise espacial está, obrigatoriamente associada à geografia, uma vez que corresponde ao estudo da distribuição espacial de qualquer fenômeno, à procura de padrões espaciais”.

Diante de tais considerações podemos entender que a Agricultura de Precisão não é um conceito muito distante do geógrafo. Com o tempo o agrônomo foi tomando o espaço desse termo e acabou sendo vinculado muito mais a essa ciência, porém ao realizar um breve estudo histórico e após entender tais conceitos, percebe-se claramente que a Geografia é uma das ciências mais importantes dentro da Agricultura de Precisão, pois foi através do aprimoramento de algumas áreas dentro da Geografia que acabou alavancando ainda mais essa nova filosofia de trabalho dentro da agricultura.

2.2 Plantas Daninhas nos sistemas de produção canavieira

Plantas daninhas são definidas por diversos autores, Shaw (1956, apud. Fischer 1973) afirma que planta daninha é qualquer planta que ocorre onde não é desejada. Já Cruz (1979) enfatiza que é uma planta sem valor econômico e que compete, com o homem, pelo solo. Fischer (1973) também cita que essas plantas interferem nos objetivos do homem em determinada situação. Em síntese, toda definição considera que uma espécie só deve ser considerada daninha se estiver direta ou indiretamente prejudicando determinada atividade humana.

Lorenzi (1982) afirma que as perdas por causa da competição entre ervas daninhas e culturas agrícolas, ao redor do mundo, gira em torno de 30 a 40%, já no Brasil, esses números são levemente superiores. Segundo Blanco & Oliveira (1976) a diminuição da produtividade pode atingir altos níveis, de acordo com o período crítico de ocorrência e o grau de infestação, como 94%. Bleasdale (1960) afirma que o grau de interferência das

plantas daninhas depende das características da cultura, da comunidade infestante, do ambiente e também da época e duração.

O controle de ervas daninha é uma parte crucial de todos os sistemas agrícolas, uma vez que a competição com ervas daninha pode reduzir o rendimento (Silva *et al.*, 2009). O Manejo adequado de plantas daninhas em uma lavoura qualquer se inicia por meio da identificação das espécies presentes na área, com destaque para as espécies de plantas daninhas que têm maior importância, levando-se em consideração os parâmetros de frequência, densidade e dominância. Posteriormente, é realizada a escolha do melhor manejo a ser adotado, seja ele cultural, mecânico, físico, biológico, químico ou integrado. Durante o manejo de plantas daninhas em uma lavoura, o levantamento fitossociológico é peça fundamental, pois a partir dele é que se pode definir o que será feito, como e quando no que se refere ao manejo das plantas daninhas, pois as condições de infestação são variadas e as possibilidades de manejo, diversas (Oliveira & Freitas, 2008).

O principal método de controle das plantas daninhas é o químico, por meio da aplicação de herbicidas, tanto na condição de pré como de pós-emergência destas plantas (Hernandez *et al.*, 2001). De acordo com Freitas *et al.* (2004), o controle químico de plantas daninhas em áreas de cana-de-açúcar é uma prática bastante difundida em todo o país. Em áreas com necessidade de controle por longos períodos, há a utilização de herbicidas com ação residual prolongada.

Segundo Marchall *et. Al* (1988), as plantas daninhas não se distribuem uniformemente em uma área e sim em manchas ou reboleiras. Para Hausler & Nordmeyer (1995), as mudanças na topografia, no tipo de solo, na fertilidade, na umidade, na drenagem, na compactação dentre outros são os principais determinantes da variabilidade espacial das plantas daninhas em um campo agrícola, e são parâmetros que influenciam muito na densidade e composição de suas populações.

2.3 Técnicas de levantamento e mapeamento de vegetação daninha

Existem várias metodologias de mapeamento das plantas daninhas, porém todas estão agrupadas em 2 grandes grupos, segundo Lutman & Perry (1999): o primeiro é a detecção

manual, com a presença do homem na avaliação, como na divisão da área em grades ou detecção visual com qualquer unidade móvel equipadas com GPS. O segundo é a detecção automatizada, em mapeamento normalmente feito por imagens aéreas de baixa altitude de voo, por satélites e outras formas de sensoriamento remoto.

A aplicação de métodos computacionais, tais como processamento digital de imagens, vem sendo utilizada na agricultura para diversos fins, como detecção de estágio de emergência de plantas (YU *et al.*, 2013), mapeamento de crescimento de cultura e variabilidade de produtividade (YANG *et al.*, 2013) e detecção de linhas de cultura no campo (GUERRERO *et al.*, 2013). Para se realizar um mapeamento dessas plantas invasoras, Baio & Balastreire (1999) afirmam que alguns fatores devem ser observados no momento do mapeamento, como densidade das plantas daninhas, espécies presentes e estágio de desenvolvimento.

Nordmeyer *et al.* (1997) cita que os dados requeridos para a geração dos mapas de plantas daninhas e posterior criação dos mapas de prescrição, podem ser derivados do caminhar pelo contorno das reboleiras, fotografia aérea, dados de anos anteriores, sensoriamento remoto, amostragem sistemática, registro das plantas daninhas durante a colheita ou durante os tratos culturais, propriedades do solo e da experiência do agricultor.

Balastreire & Balaio (2001) propõe que a metodologia para o mapeamento de plantas daninhas deve proporcionar um mapeamento rápido, devido ao dinamismo de suas populações, deve ser simples, facilitando a execução do mapeamento, há um momento ideal para a realização do mapeamento considerando-se o momento de realização do controle das plantas daninhas. Devido ao fator de escala econômica, deve se utilizar uma metodologia que possa ser aplicada em áreas extensas.

2.4 Índice de Vegetação (NDVI)

Imagens obtidas para indicação do índice de vegetação tem sido utilizadas na caracterização da cobertura vegetal e seu vigor de fitomassa. Segundo Moreira e Shimabukuro (2004), os índices de vegetação começaram a ser pesquisados no final da década de 60 por Jordan (1969) e estão todos apoiados na diferença de resposta da vegetação existente entre a faixa espectral de 0,4 a 0,7 μm , (B, G e R) e a faixa de 0,7 a 0,9 μm (IR).

O Índice de Vegetação por Diferença Normalizada, ou NDVI, foi proposto por Rouse *et al.* (1974), a partir da normalização do Índice de Vegetação da Razão Simples para o intervalo de -1 a +1. Consiste numa relação entre as medidas espectrais (reflectância – ρ) de duas bandas, a do infravermelho próximo (ρ_{IVP}) e a do vermelho (ρ_V). No entanto a vegetação está associada aos valores positivos. Ponzoni e Shimabukuro (2007) nos traz que valores superiores a 0,80, de acordo com Silva *et al.* (2007), está associado a vegetação vigorosa. Objetos que refletem mais intensamente a banda do vermelho em comparação com o infravermelho próximo, como por exemplo nuvens e água, apresentam índice negativo. Solos descobertos e rochas refletem os dois comprimentos de onda em intensidade semelhante, logo, o NDVI aproxima-se de zero (RIZZI, 2004).

Existem vários trabalhos utilizando dados de NDVI na agricultura para monitoramento de áreas de cana-de-açúcar, estimativa de previsão de safras de café, estimativa de produtividade de soja, estimativa de área plantada com arroz (Rosa, 2007; D'Arco *et al.*, 2007; Rafaelli e Moreira, 2007; Aguiar, 2008).

A partir desse índice muitos outros foram criados, com objetivos diversos. O mais utilizado é o NDVI (Normalized Difference Vegetation Index), que tem como objetivo amenizar a interferência do solo, a influência atmosférica e as variações zenitais do sol, sendo definido por:

Equação 1: Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI)

$$NDVI = (\rho_{IVP} - \rho_V) / (\rho_{IVP} + \rho_V)$$

Em que:

ρ_{IVP} é a reflectância no infravermelho próximo;

ρ_V é a reflectância no vermelho.

2.5 O uso do sensor ótico ativo na agricultura

Freire e Bastos (1998) afirmam que, para o sensoriamento remoto, a reflexão da radiação eletromagnética é um fenômeno importante, uma vez que, normalmente, a base das informações é a radiação refletida pelos alvos na superfície terrestre. A reflectância espectral é o parâmetro utilizado para distinguir os diferentes alvos numa imagem e está associado às características intrínsecas de composição físico-química do alvo, o que possibilita discriminar e/ou identificar os alvos das cenas.

No sensoriamento remoto, os sensores utilizados são equipamentos que captam dados de radiação eletromagnética refletida pelo alvo, em uma determinada faixa do espectro eletromagnético, e geram informações que podem ser transformadas num produto passível de interpretação, quer seja na forma de imagem, na forma gráfica ou de tabelas. Os sistemas sensores são basicamente formados por uma parte óptica (coletor), constituída por lentes e espelhos, que tem o objetivo de captar e direcionar a energia proveniente dos alvos para os detectores. Esses dispositivos podem ser passivos ou ativos. Quando ativos, possuem uma fonte de luz própria que quando emitida, interage com o alvo e a parte refletida é captada pelo sensor. Esses sensores podem ser operados durante o dia ou à noite (Moreira, 2005).

O “GreenSeeker®” é um sensor desenvolvido pela Universidade de Oklahoma (EUA), na década de 1990. Este aparelho utiliza diodos de emissão de radiação nas faixas do vermelho (650 nm) e infravermelho próximo (770 nm). A leitura de reflectância é calculada por microprocessador interno, fornecendo o Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI), que é transmitido a um computador portátil adaptado ao sensor (NTECH INDUSTRIES, 2008).

Inamasu *et al.* (2006), testou um sensor ativo de refletância em cana-de-açúcar com o objetivo de mensurar os teores de nitrogênio e potássio. O sensor não foi capaz de detectar diferença de potássio, entretanto os índices da leitura de refletância foram crescentes de acordo com o tratamento de nitrogênio, sugerindo que há possibilidade do sensor ser aplicado na identificação de deficiência de nitrogênio. Atualmente, esse sensor vem sendo amplamente utilizado para aplicações de nitrogênio em taxa variável em diversos países, sendo ainda pouco divulgado no Brasil. Já para cultura de cana-de-açúcar são poucos os trabalhos encontrados que demonstram uma metodologia para o seu uso nessas culturas.

Wright *et al.*, (2004) analisando fotografias aéreas e imagens de satélite encontraram menor correlação com as variáveis da cultura do trigo do que sensores terrestres, além de não ser possível obter sempre as imagens de satélite com a qualidade desejada devido a condições climáticas, como a presença de nuvens. Stone *et al.* (1996) utilizaram um trator com os componentes de um sensor montados na sua frente para

adquirir dados espectrais. No trabalho de Wright *et al.* (2004) a maior correlação entre NDVI que foi encontrada foi com o sensor GreenSeeker.

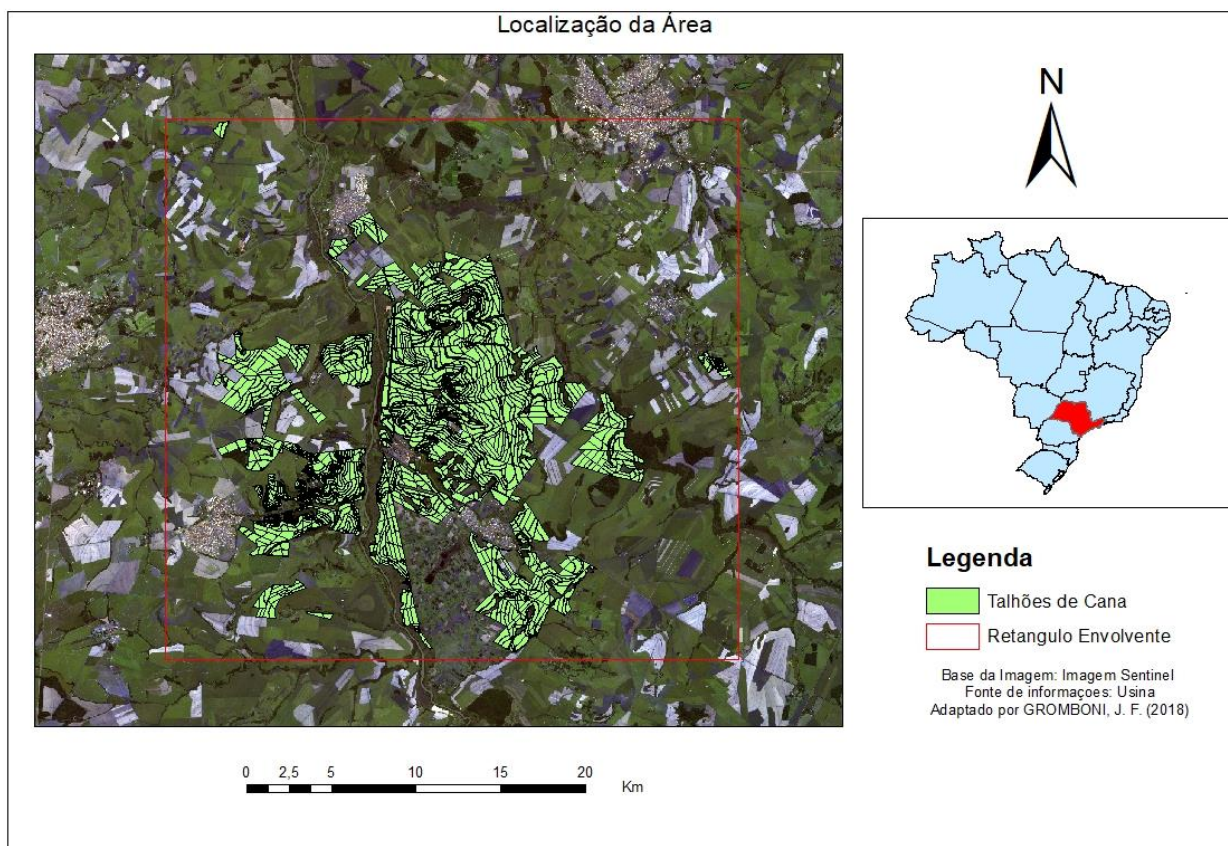
Já no trabalho de Frasson *et al.* (2007) foi indicado que as mudanças estruturais de vegetação no decorrer da estação de crescimento resultam em uma diferenciação de sua reflectância, o que permite empregar o NDVI para o monitoramento da vegetação, bem como distinguir diferentes tipos de vegetação e detectar possíveis problemas de crescimento, e concluíram que o NDVI gerado pelo sensor ótico ativo é uma ferramenta que mostrou resultados bastante satisfatórios, apresentando altas correlações com a porcentagem de falhas de plantio encontradas nas áreas comerciais de cana-de-açúcar avaliadas, fazendo-se necessária uma calibração prévia para adequar o sensor às condições da cultura.

No entanto entre várias bibliografias pesquisadas, poucos são os trabalhos que falam sobre o uso e de metodologias do sensor ótico ativo na cultura da cana-de-açúcar, sendo assim mostrando necessário desenvolver pesquisas que mostrem novas metodologias e que aprimorem o uso do sensor que vem mostrando ser uma ferramenta muito importante para entender o desenvolvimento da cultura.

3. CARACTERIZAÇÃO DA ÁREA DE ESTUDO

3.1 Localização da Área

Figura 1: Localização da Área



A área de estudo, conforme observado na Figura 1 se localiza na porção norte do Estado de São Paulo, próxima as cidades de Ribeirão Preto, sendo uma região em que se encontra diversas usinas e que é altamente dependente do setor canavieiro. Devido a contratos de sigilos, assinado juntamente com a Usina onde se realizou a pesquisa, não pode se passar a região exata da área onde estão localizados os talhões de cana analisados.

3.2 Caracterização física

As atividades agrícolas são altamente dependentes dos elementos naturais da terra, isto é, elas sentem o efeito de alguns elementos como clima, relevo e solo. O resultado dessa interação se dá uma boa ou uma má produção da agrícola. Essa ideia nos faz lembrar da relação sociedade-natureza, visto que a boa produção, condicionada pela situação favorável dos elementos naturais, contempla o homem em suas relações sociais e econômicas.

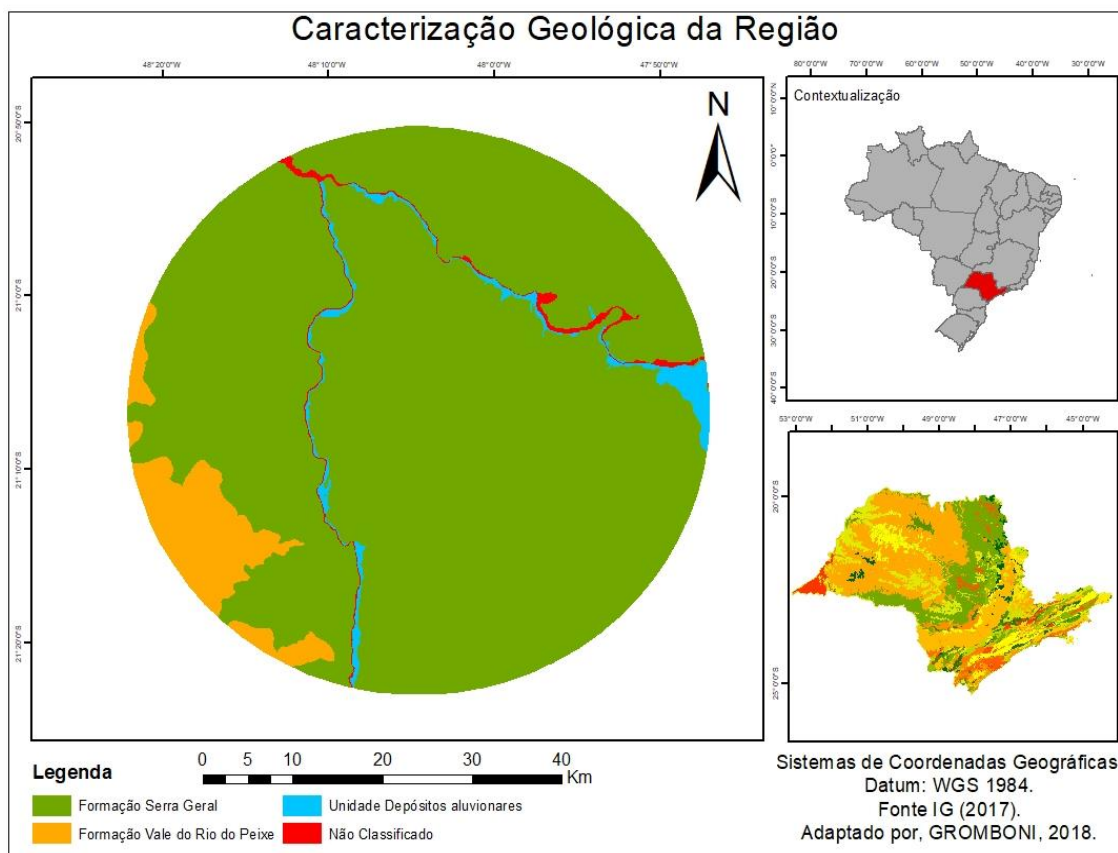
Para que se consiga entender bem claro essa relação sociedade-natureza, é importante considerar uma visão sistêmica. “A abordagem sistêmica oferece poderoso instrumento para dar conta das situações ambientais de sempre crescente magnitude temporal e espacial e para reduzir as áreas de incerteza em nossa cada vez mais complexas situações de tomada de decisão” (GREGORY, 1985, p. 227). O autor nos diz que essa forma sistêmica de pensamento foi incorporada pela biogeografia, climatologia, geomorfologia e pedologia, para que a união de elementos da natureza, juntamente com aspectos da sociedade, melhorasse o resultado e a abrangência dos estudos.

Com base nessas afirmações, os próximos itens serão de caracterização da área de estudo para que sejam compreendidas as relações entre os elementos da natureza com a cultura de cana-de-açúcar.

3.3 Caracterização geológica

Como podemos observar na Figura 2, as propriedades da usina se encontra nas formações geológicas Serra Geral e Vale do Rio do Peixe, ou Adamantina como é conhecida em outras literaturas. A formação da Serra Geral pertence a bacia do Paraná, segundo Zalán et. al. (1990) a origem da Bacia do Paraná provavelmente esteja relacionada com a subsidência causada pelo esfriamento da crosta recém agrupada no fim do Ciclo Brasileiro (700 – 450 Ma). Bally & Smelson (1980), caracteriza como uma bacia intraplataformal desenvolvida sobre uma crosta continental rígida (Plataforma SulAmericana), correspondendo a uma bacia cratônica afetada pelos eventos magmáticos e metamórficos do Ciclo Brasileiro.

Figura 2: Caracterização Geológica da Região



A formação Vale do Rio do Peixe se encontra na bacia do Grupo Bauru, é uma bacia continental interior (Cretáceo Superior), com uma sequência sedimentar essencialmente arenosa, de espessura máxima de cerca de 300 m e área de 370.000 km² (Fernandes & Coimbra, 2000).

Os nomes da Bacia Bauru já passou por diversas modificações, desde o início do seu estudo por Gonzaga de Campos (1905 apud Soares *et al.*, 1980) até o atual momento. Uma das mais aceitas subdivisões de suas formações, foi proposta por Soares *et al.* (1980). Estes autores sugeriram que a então Formação Bauru passasse a categoria de Grupo Bauru, sendo constituído pelas formações Caiuá, Santo Anastácio, Adamantina e Marília no Estado de São Paulo.

Quintas *et. al.* (1997) nos diz que a formação Serra Geral da Bacia do Paraná é uma das maiores manifestações vulcânicas continentais observadas no planeta e parece estar

relacionada ao terceiro evento distensivo da bacia Recobre uma área aproximada de 1.200.000 km² na região sudeste da Plataforma Sul-Americana.

A Formação Serra Geral é caracterizada por 97% de rochas de caráter básico-intermediário (basaltos e andesitos) e apenas 3% de rochas ácidas (riodacitos e riolitos), sendo estas últimas distribuídas principalmente nas partes central e sul da bacia, apresentando diferenças geoquímicas e petrográficas que permitem sua identificação (Bellieni *et al.*, 1986b; Nardy *et al.* 2002).

De acordo com Batezelli (2010), a Formação Adamantina (ou Vale do Rio do Peixe segundo Fernandes & Coimbra, 2000) encontra-se sobreposta de forma gradacional sobre a Formação Araçatuba e abrupta sob a Formação Serra Geral. É composta por arenitos avermelhados e lamíticos, com seleção moderada e grãos arredondados a sub-arredondados de quartzo e hematita. Subordinadamente ocorrem conglomerados e intercalações lamíticas. Como estruturas principais pode-se citar a presença de estratificações cruzadas acanaladas nos depósitos arenosos, os quais tem formas lenticulares e tabulares. É comum também o aspecto maçico, cimentação por carbonato de cálcio e bioturbações. A Formação Adamantina é a de mais ampla distribuição, em área, dentre as formações do Grupo Bauru (PAULA E SILVA *et al.* 2009).

3.4 Caracterização geomorfológica

O Estado de São Paulo, de acordo com o Mapa Geomorfológico (IPT, 1981), está dividido em 5 províncias geomorfológicas: 1) Planalto Atlântico; 2) Província Costeira; 3) Depressão Periférica; 4) Cuestas Basálticas e 5) Planalto Ocidental Paulista.

A área de estudo está localizada no interflúvio dos rios Mogi-Guaçu e Pardo, região conhecida como os Patamares Estruturais de Ribeirão Preto, no Planalto Ocidental Paulista. Tal província ocupa praticamente cerca de 50% da área total do Estado de São Paulo (ROSS & MOROZ, 1997). Ab'Saber (1969), caracteriza essa região como “uma vasta extensão de chapadões areníticos de vertentes convexas suaves, constitui uma das áreas de relevos tabuliformes de centro-de-bacia, das mais típicas do país”. O relevo dessa área é majoritariamente com uma leve ondulação com predomínio de colinas amplas e baixas com topos aplanado (ROSS & MOROZ, 1997).

3.5 Caracterização pedológica

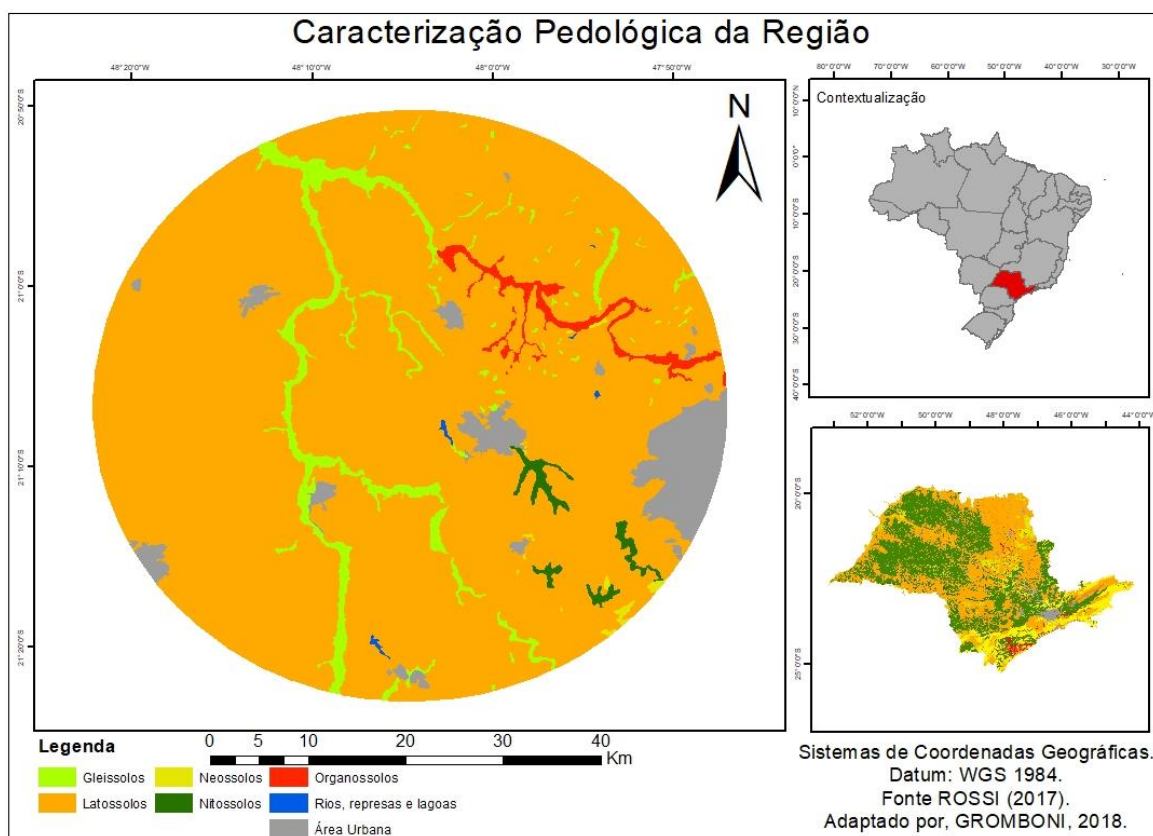
De acordo com a Figura 3, podemos observar que a área da usina se encontra em uma área com solos do tipo Latossolos, Gleissolos, Neossolos, Nitossolos e Organossolos. Com uma predominância para os Latossolos Roxos, que são encontradas nas regiões próximas da área da Usina.

Os Latossolos são “[...] solos constituídos por material mineral, apresentando horizonte B latossólico precedido de qualquer tipo de horizonte A dentro de 200 cm da superfície do solo ou dentro de 300 cm se o horizonte A apresenta mais que 150 cm de espessura” (EMBRAPA, 2013, p. 197).

Eles são solos com boas propriedades físicas, inclusive os Latossolos bastante argilosos apontam excepcional porosidade total, sendo comum valores entre 50 a 60%. Com exceção da região serrana, o relevo é pouco declivoso (menos de 5%), sendo esta condição favorável ao uso intensivo de máquinas agrícolas. Perante estes atributos, são solos com baixa taxa de erosão, inclusive, os Latossolos de textura franco arenosa (OLIVEIRA, 1999).

O latossolo roxo que são encontrados em grande maioria na área da usina está associado à presença de rochas efusivas basálticas. Ele em sua maioria tem uma textura muito argilosa, segundo EMBRAPA/EPAMIG, (1982) porém a proporção de argila pode variar de local para local, depende do nível de intemperismo da região. O Latossolo Roxo pode ser considerado um dos solos mais férteis de todos os tipos de Latossolo.

Figura 3: Caracterização Pedológica da Região

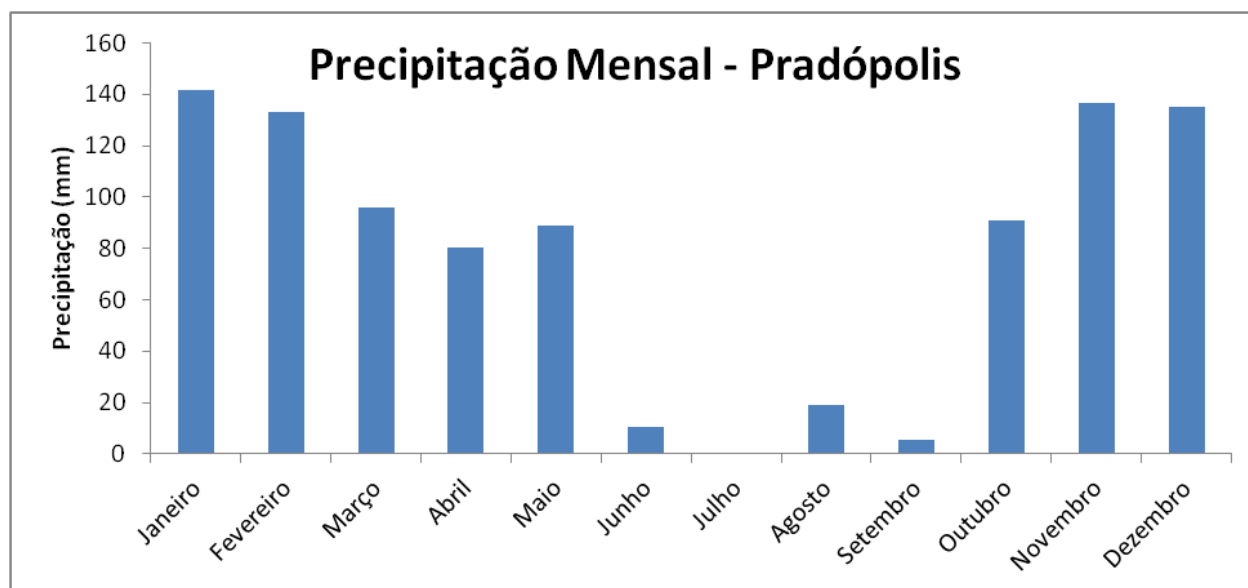


3.6 Aspectos climáticos

De acordo com dados coletados no Centro de Previsão de Tempo e Estudos Climáticos (CPTEC, 2013), essa área de estudo corresponde a região 107 da rede de divisão do INPE. As medias históricas de precipitação nos traz que o início da estação chuvosa e o fim para essa região é na segunda quinzena de Outubro e primeira quinzena de Abril, respectivamente.

Para o ano de 2017 temos a Figura 4 seguir que nos mostra como foi a precipitação mensal para a cidade de Pradópolis, cidade onde fica a sede da Usina.

Figura 4: Precipitação Mensal - Pradópolis (SP).



No ano de 2017, a cidade de Pradópolis teve uma precipitação total de 937,5 mm, chegando a atingir 141,6 mm em Janeiro, que foi o mês mais chuvoso e 0 mm de chuva em Julho, mês em que menos choveu. O clima do município é considerado tropical, de acordo com a classificação de Koppen e Geiger (1928) Aw. Com uma temperatura média em torno dos 21,9°C e precipitação média anual de 1371 mm.

4. ABORDAGEM METODOLÓGICA

4.1 Organização do banco de dados geográficos

4.1.1 Dados Vetoriais

A base cartográfica utilizada foi disponibilizada pela Usina parceira do projeto, sendo uma área com cerca de 20 mil ha com todos os talhões a ser utilizado no projeto. Na base de dados disponibilizada temos atributos necessários e que são relevantes para posterior análise das informações tais como a variedade da cana que se encontra no talhão, qual o seu ambiente de produção, a tipo de solo, a quem pertence aquele talhão e qual foi a data de plantio da cana que está naquela área e qual seu estágio de corte. Todos os dados foram tratados pelo software ArcGIS 10.3.

4.1.2 Séries temporais de Imagens orbitais

Para a aquisição das imagens, foram utilizados 4 satélites de media resolução (Figura 5) e cuja disponibilidade seja gratuita através de downloads acervos digitais, os sites utilizados para fazer o download das imagens foram o catalogo de imagens da Divisão de Geração de Imagens e o “earthexplorer” da USGS. As características dos sensores utilizados para a área do projeto estão descritos de acordo com a Tabela 1 e posteriormente na Figura 6.

Figura 5: Cenas utilizadas por satélite

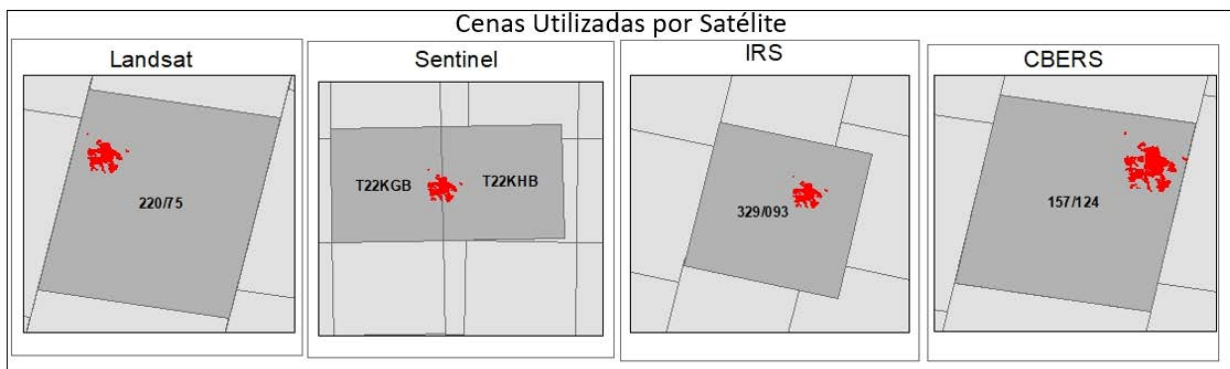
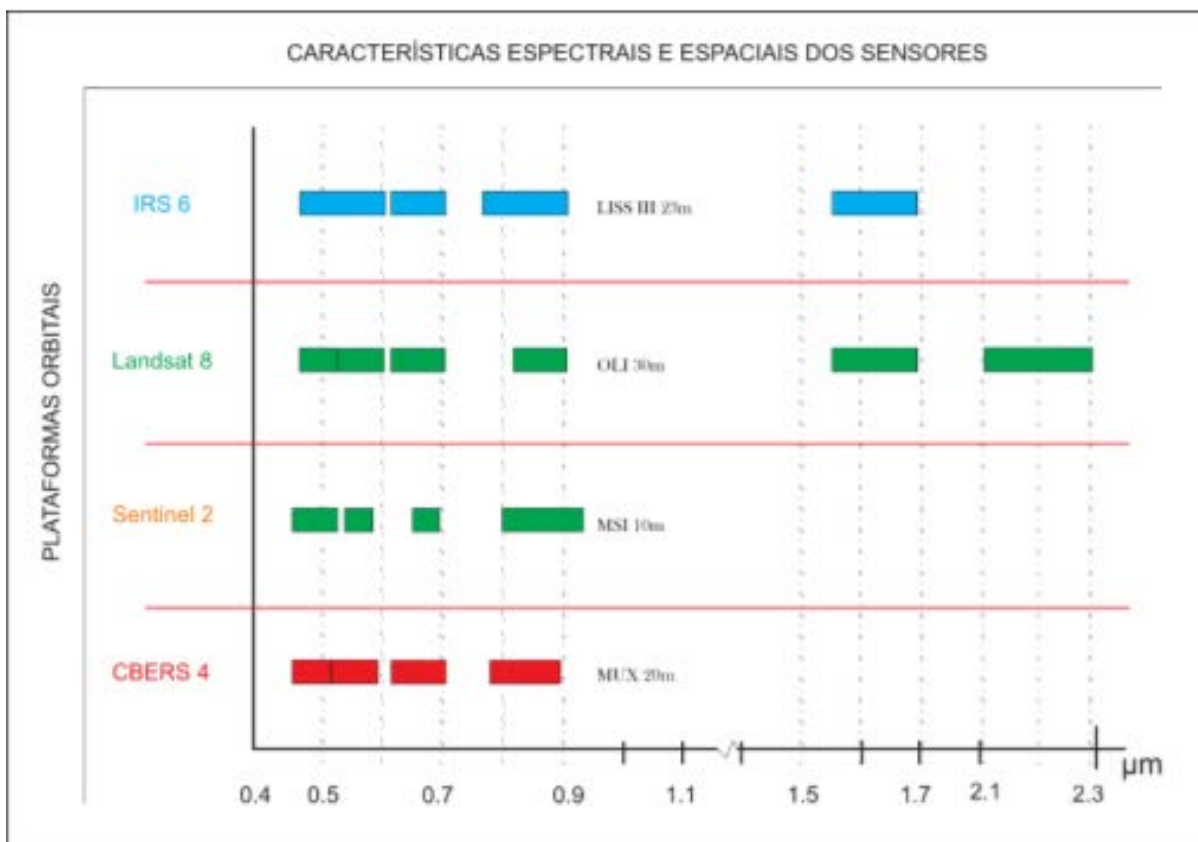


Tabela 1: Características das plataformas orbitais e sensores óticos

Satélite/Sensor	Resolução espacial (m)	Resolução temporal (dias)	Número de Bandas ⁴	Resolução radiométrica (bits)	Nível de Processamento ¹	Cenas
Landsat 8/ OLI	30	16	7	12	Level 1T ²	220/75
Sentinel/ MSI	10	(07, 10, 20)	4	12	Level 1T ²	T22KHB/ 22KGB
IRS-P6/ LISS III	23	24	4	7	Standard ³	329/093
CBERS 4/ MUX	20	26	4	8	Não definida	157/124
¹ Nível de Processamento das imagens fornecidas; ² Correção radiométrica sistemática e acurácia geométrica por meio de pontos de controle em solo e um modelo digital de elevação; ³ Imagem georreferenciada acompanhada de RPC (Rational Polynomial Coefficient) para realização de correção geométrica; ⁴ Informadas apenas as bandas utilizadas na pesquisa.						

De acordo com a Figura 6, podemos notar que há uma semelhança na distribuição e largura das bandas espectrais dos sensores sugeridos para análise, principalmente nas características das bandas referentes ao comprimento do Infravermelho próximo (0,7 a 0,9um) e Vermelho (0,6 a 0,7um), que contém as principais informações espectrais para os estudos de vegetação e solo.

Figura 6: Plataformas orbitais e respectivos sistemas sensores



Ao todo foram selecionadas 74 imagens de todos os satélites selecionados para o andamento da pesquisa, sendo que dessas 30 são imagens Sentinel, 19 Landsat, 14 CBERS e 11 IRS. A Tabela 2 nos mostra as datas das imagens disponíveis junto com a porcentagem de nuvens² contida nela.

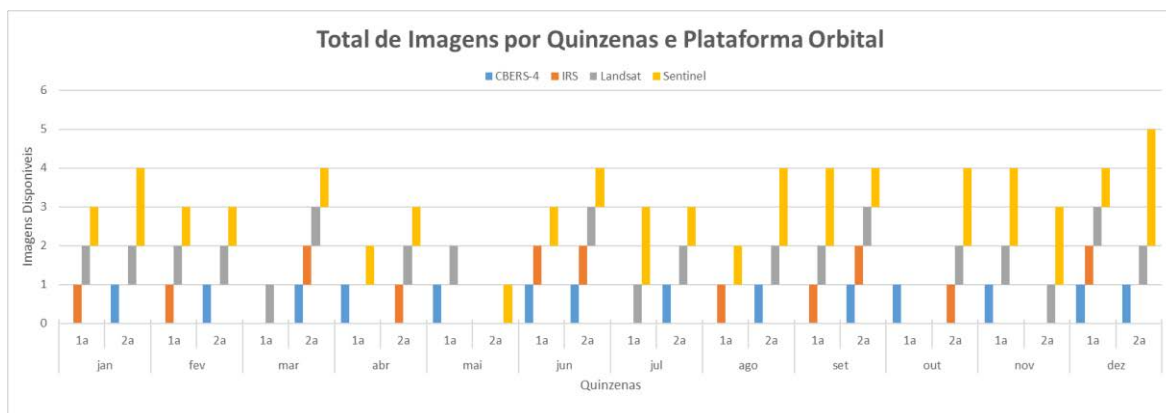
² Porcentagem de nuvens foi tirada através de dados disponíveis em ambos os sites de aquisição das imagens. As imagens que era necessárias duas cenas, foi tirado uma média para definir tal porcentagem.

Tabela 2: Registro de Imagens Disponíveis e Porcentagem de Nuvens

Data	Satélite	% de Nuvem	Data	Satélite	% de Nuvem
05/01/2017	Sentinel	92,00%	26/07/2017	CBERS	0,00%
06/01/2017	Landsat	34,80%	29/07/2017	Sentinel	0,00%
09/01/2017	IRS	37,00%	03/08/2017	Sentinel	37,00%
15/01/2017	Sentinel	46,00%	13/08/2017	IRS	30,00%
22/01/2017	Landsat	81,50%	18/08/2017	Sentinel	99,00%
25/01/2017	Sentinel	98,00%	18/08/2017	Landsat	53,00%
25/01/2017	CBERS	85,00%	21/08/2017	CBERS	93,00%
02/02/2017	IRS	40,00%	23/08/2017	Sentinel	63,00%
07/02/2017	Landsat	58,30%	03/09/2017	Landsat	3,00%
14/02/2017	Sentinel	70,00%	06/09/2017	IRS	0,00%
20/02/2017	CBERS	0,00%	07/09/2017	Sentinel	0,00%
23/02/2017	Landsat	8,00%	12/09/2017	Sentinel	0,00%
24/02/2017	Sentinel	87,00%	16/09/2017	CBERS	0,00%
11/03/2017	Landsat	80,70%	19/09/2017	Landsat	45,00%
16/03/2017	Sentinel	0,00%	27/09/2017	Sentinel	0,00%
17/03/2017	CBERS	60,00%	30/09/2017	IRS	97,00%
22/03/2017	IRS	0,00%	12/10/2017	CBERS	0,00%
27/03/2017	Landsat	80,80%	17/10/2017	Sentinel	0,00%
05/04/2017	Sentinel	8,00%	21/10/2017	Landsat	93,00%
13/04/2017	CBERS	0,00%	22/10/2017	Sentinel	100,00%
15/04/2017	IRS	0,00%	24/10/2017	IRS	20,00%
25/04/2017	Sentinel	0,00%	06/11/2017	Sentinel	67,00%
28/04/2017	Landsat	67,40%	06/11/2017	Landsat	63,70%
09/05/2017	CBERS	0,00%	07/11/2017	CBERS	12,00%
14/05/2017	Landsat	83,70%	11/11/2017	Sentinel	66,00%
15/05/2017	Sentinel	45,00%	16/11/2017	Sentinel	0,00%
02/06/2017	IRS	50,00%	22/11/2017	Landsat	77,80%
04/06/2017	Sentinel	0,00%	26/11/2017	Sentinel	100,00%
04/06/2017	CBERS	0,00%	03/12/2017	CBERS	80,00%
15/06/2017	Landsat	37,90%	06/12/2017	Sentinel	92,00%
24/06/2017	Sentinel	0,00%	08/12/2017	Landsat	72,40%
26/06/2017	IRS	0,00%	11/12/2017	IRS	23,00%
30/06/2017	CBERS	15,00%	16/12/2017	Sentinel	21,00%
01/07/2017	Landsat	4,00%	21/12/2017	Sentinel	100,00%
09/07/2017	Sentinel	3,70%	24/12/2017	Landsat	14,30%
14/07/2017	Sentinel	0,00%	26/12/2017	Sentinel	73,00%
17/07/2017	Landsat	95,00%	29/12/2017	CBERS	85,00%

Para a seleção das imagens adequadas foram escolhidas as que tinham abaixo de 60% de nuvens. No entanto, algumas imagens que continham mais de 60% também foram selecionadas, pois em alguns dos casos as nuvens não interferem ou não sobrepõem a área correspondente aos talhões de cana observados.

Figura 7: Total de Imagens por Quinzenas e Plataforma Orbital



Na Figura 7 destaca-se que a cada 15 dias pode-se obter uma imagem de pelo menos um satélite para a região de estudo. Sendo assim, destaca-se a importância de uma abordagem multisensor para aumentar a disponibilidade de imagens.

4.2 Levantamento de dados de Campo

4.2.1 Definição dos Procedimentos baseado em Sensor Ativo de Biomassa (NDVI)

Para a medição do NDVI foi utilizado o Sensor Ótico Ativo GreenSeeker Hand Helt/Trimble (Figura 8). Este sensor emite uma faixa de ondas eletromagnéticas em dois comprimentos, o vermelho (660nm) e no infravermelho próximo (770nm), que ao atingirem o alvo de interesse, são refletidas e captadas pelo aparelho. A refletância é convertida para valores de NDVI. O sensor foi desenvolvido para coletar dados a uma altura variável entre 0,80 e 1,20 m de distância do alvo, com uma área projetada em solo de largura constante de 61 cm. De acordo com o fabricante, neste intervalo o sensor é insensível à variação na altura, não alterando o valor do NDVI.

Figura 8: Sensor Ótico Ativo GreenSeeker Hand Held/Trimble



Em função da escassez de bibliografias que orientassem a aplicação deste sensor em cana-de-açúcar, bem como descrição de variações de seu comportamento em função de mudanças de alvos e condições de geometria de cena, antes de se realizar as medições em campo foi feito um trabalho para monitorar os valores de NDVI em diferentes alvos vegetais ao longo do dia, a fim de caracterizar o comportamento temporal do índice de vegetação sob diferentes condições de iluminação.

Para a realização deste trabalho, foram escolhidos três alvos diferentes em uma área de pastagem (Figura 9). As amostras foram selecionadas conforme variações de suas condições de dossel e composição: pastagem com vigor (9A), pastagem com falhas (9B) e pastagem com mato (9C). Estas classes foram selecionadas por simular o comportamento de vegetação Daninha (folhas largas, dicotiledóneas) em folhas aciculifoliadas, como as da cana-de-açúcar.

Figura 9: Amostras para teste do sensor



As leituras do NDVI foram realizadas com o intervalo de uma hora, tendo seu início às 8h:00 e seu término às 18h:00 ao longo de 15 dias. Os testes foram realizados no Município de Rio Claro – SP, no mês de julho com início do nascer do sol próximo às 6:40 e pôr do sol às 17:30 (CPTEC, 2018). Para cada leitura foram obtidos 5 valores, adotando a média como valor representativo. Junto com os valores de NDVI, para cada leitura também foi registrado as situações de contexto do alvo, como sombreamento, umidade superficial e vento. Posterior as leituras, todos os dados foram tabulados para análise.

Esses procedimentos foram de suma importância visto a falta de bibliografia que indica quais os métodos a ser abordados em Cana-de-açúcar. A partir dele foram obtidos resultados que nos indicam o melhor horário para que folhas de diversos dosséis fossem diferenciados no período do dia, como por exemplo nos ajudariam a separar o mato e a cana.

4.2.2 Aplicação do Sensor ativo de Biomassa (NDVI) em cana-de-açúcar

Para cada ponto de coleta foi adotado um método de leitura de modo com que se obtivesse um quadrado que iria representar aquele ponto (Figura 10). Para cada vértice do quadrado eram feitos 5 leituras de NDVI, sendo o resultado final a media das leituras de cada vértice.

Figura 10: Método e Coleta de Dados



Além da coleta do NDVI dos pontos amostrais, foi elaborado uma planilha com dados que caracterizavam a atmosfera e as condições do alvo no horário da medição (Tabela 3).

Tabela 3: Tabela para Coleta de Dados de Campo.

Característica da Amostra						Biomassa			Condições de Atmosfera				
Alvo	Sigla	Método de Leitura	Data	N_Amostra	Pto_GPS	Leitura	Horário	NDVI	Tempo	Atm.	Vento	Ilum_Solo	Alvo

Na Tabela 3 observa-se os dados que foram anotados em campo e depois foram tabulados para que sejam analisados em conjunto. Os dados de característica da amostra servem para qualificar cada amostra com os seus atributos, nesses dados foram anotados quais eram os alvos medidos, e definindo uma sigla para eles, por exemplo Cana Verde, “CV”, após isso indica qual foi o procedimento da leitura, se foi em circular ou por

vértices, indicando a data e o número da amostra. Para a coleta dos pontos foi utilizado também um GPS Garmin Express 10, para que pudessem ter com uma certa precisão os pontos que foram coletados e posteriormente os mesmos serem trabalhados em ambientes SIG. Na parte da biomassa da tabela, as colunas indicam os valores lidos no sensor, como já dito anteriormente, para as amostras em vértices, cada ponto eram feitos 5 leituras, sendo elas escritas como L1, L2, L3, L4 e L5. Na próxima seção foram detalhadas as condições da atmosfera no momento da leitura, os valores obedeciam uma escala de 0 considerando o pior cenário a 5 para um ambiente limpo.

4.2.3 Aquisição de imagens aéreas – VANT

As fotografias aéreas foram realizadas a partir de um VANT da DJI, modelo Mavic Pro. (Figura 11)

Figura 11: VANT utilizado para imageamento. DJI Mavic Pro



Para cada ponto de observação foram realizadas 4 fotos da região em alturas diferentes do ponto de observação (Figura 12). Para cana-de-açúcar com menos de um metro de comprimento foram adotadas as alturas de 3, 10, 50 e 100 metros do solo. Para cana-de-açúcar com mais de um metro, a primeira leitura era com 6 metros de altura. Isto foi feito para melhor observação das imagens.

Figura 12: Imagens a partir do VANT.



A primeira imagem de 3 metros foi adotada para se determinar a relação de folha verde, folha seca, sombra e solo, permitindo a caracterização das condições do ponto amostral e esclarecer os valores de NDVI. A sequência seguinte, permite avaliar se é viável extrapolar as condições do ponto amostral para uma área maior, e facilitar a correlação com as imagens orbitais.

4.3 *Análise de dados*

4.3.1 *Análise das imagens VANT*

Com o objetivo de caracterizar as condições dos alvos vegetais, as imagens do VANT foram processadas pelo software ArcGis 10.5, para a classificação das imagens foi utilizado a técnica de Máxima Verossimilhança (MAXVER), onde ele é baseado na estratégia de “Otimização de Bayes” ou “Método Bayesiano”, o qual minimiza o erro de classificação sobre toda entrada de dados classificados. Assumindo que todos os atributos de entrada possuam distribuição normal, e a partir desse ponto, calcula a probabilidade de um dado pixel pertencer a uma classe específica (INPE, 2008).

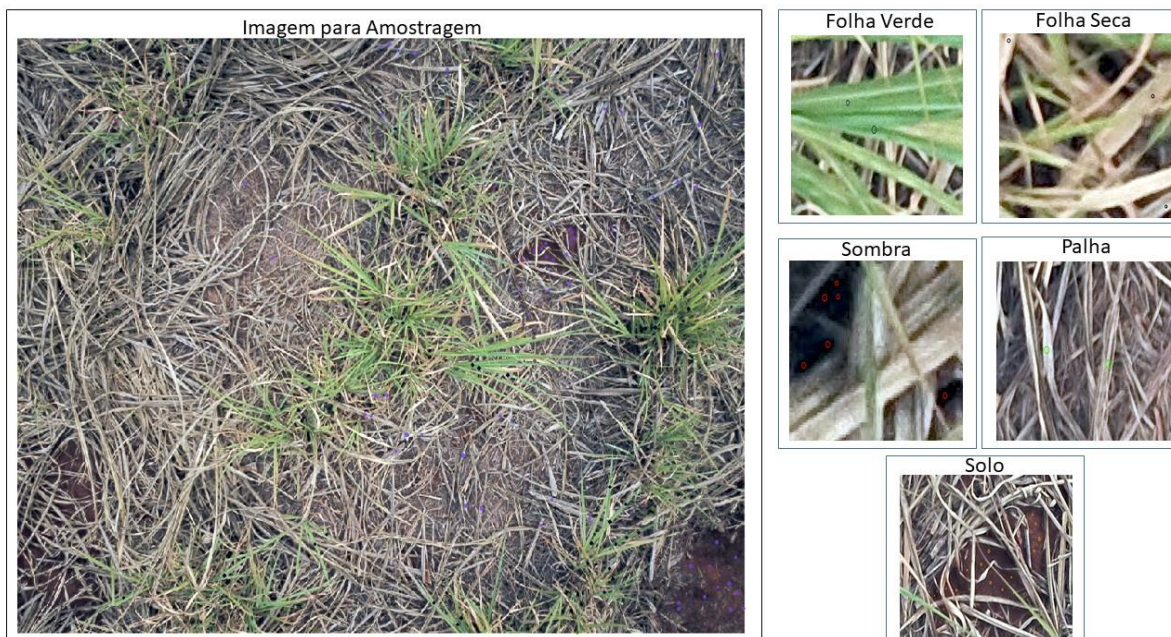
Em um primeiro momento, foram definidas as classes que seriam classificadas na imagem, elas foram nomeadas como Folha Verde, Folha Seca, Sombra, Palha e Solo (Figura 13).

Figura 13: Classes Utilizadas



Após selecionadas, para cada uma delas foram feitas amostras de treinamentos que serve para atribuir valores semelhantes para uma mesma classe (Figura 14), neste trabalho foram utilizadas 50 amostras de treinamento para cada classe atribuída, pois se mostrou um número eficiente para classificar as imagens.

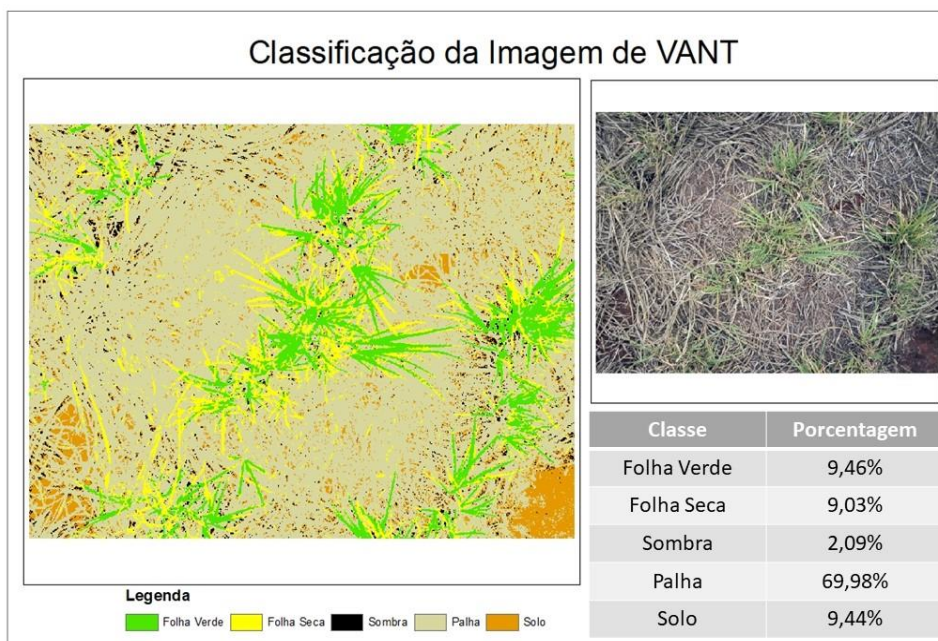
Figura 14: Quadrantes das Amostras



Meneses e Sano (2012), nos fala que o método de Máxima Verossimilhança é um classificador eficiente aonde as amostras de treinamento são utilizadas para determinar a forma da distribuição dos pixels contidos em cada classe no espaço de n bandas, como também a localização do centro de cada classe.

Com essa classificação (Figura 15) foi possível determinar a porcentagem de cada amostra presente em cada imagem e esses valores foram passadas para uma tabela para posterior análise.

Figura 15: Classificação da Imagem de VANT



4.4 Detecção de vegetação daninha em imagens Orbitais de Média resolução

Conforme descrito nas etapas anteriores, os dados de campo foram obtidos com o objetivo de estabelecer um comportamento padrão do crescimento e desenvolvimento da cana-de-açúcar, principalmente, caracterizando-o pelas alterações temporais de NDVI e indicadores de biometria. Desta forma, foi obtido uma curva padrão de crescimento vegetal, e assumiu-se como premissa que perfis temporais que se afastem deste dado de referência, podem ser compreendidos como presença de anomalias no crescimento da cultura. Assim, as séries temporais de imagens orbitais foram organizadas e tratadas a fim de se extrair também a curva de NDVI, conforme lógica utilizado em campo.

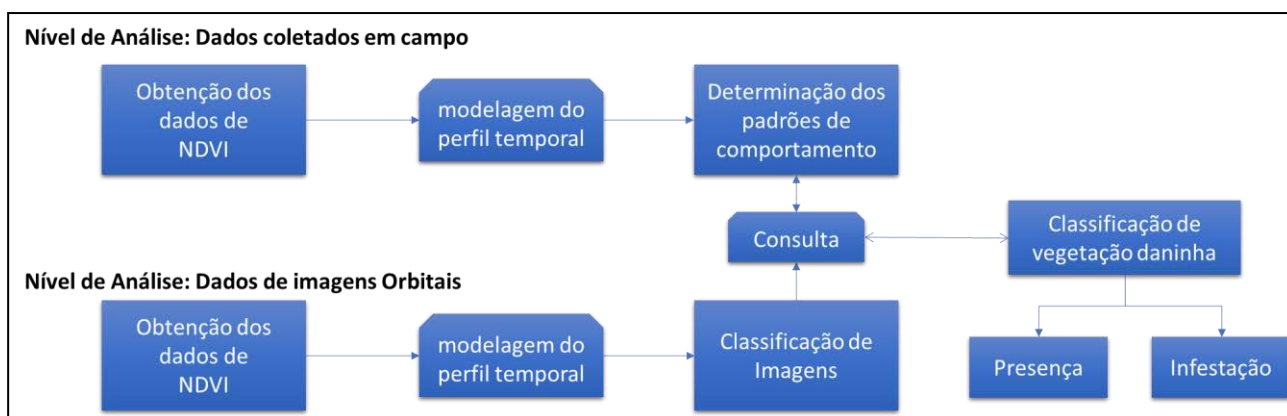
Para isso, foram adotados os procedimentos convencionais de pré-processamento e correção de imagens, conforme descrito em Schowengerdt (1997). Após esta etapa, foram calculadas as imagens de NDVI (Rouse et al., 1974) para cada uma das cenas indicadas na tabela 2. Os valores de NDVI foram extraídos e analisados por talhão, e organizados em uma única tabela para simular a curva de crescimento vegetal obtida pelas imagens.

Após a obtenção das curvas simuladas, realizou-se uma análise para levantar as áreas que apresentavam curvas que se distanciavam da referência de campo, e que apresentavam características similares ao comportamento da vegetação daninha.

Assim, é importante ressaltar que as imagens orbitais não foram classificadas com base em valores absolutos de NDVI, mas sim, classificadas conforme padrão do perfil temporal das curvas. Este procedimento foi adotado por ser o mais compatível com o curto tempo de desenvolvimento desta pesquisa, já que a atividade de estabelecer uma correlação de valores entre campo e dados orbitais exigiria uma pesquisa individual.

O fluxograma indicado na Figura 16, sintetiza o processo para classificação das imagens orientado pelo dado de referência.

Figura 16: Síntese do processo de detecção de vegetação daninha em imagens orbitais. Classificação orientada pela consulta de dados multitemporais obtidos em campo.



Fonte Autor.

Por fim, a detecção de vegetação daninha nas imagens de NDVI foram apresentadas em 2 níveis: “presença de mato” e “infestação de mato”, classificadas de acordo com o nível discrepância entre a curva simulada e o dado de referência.

5. RESULTADOS E DISCUSSÕES

5.1 Teste Sensor de Biomassa

Ao todo, foram realizadas 1950 leituras, distribuídas igualmente entre as amostras pastagem com vigor, pastagem com mato e pastagem com falha. Para a caracterização dos resultados, conforme descrito, foram utilizados os valores médios por horário de leitura. A Figura 17 apresenta o comportamento médio dos valores de NDVI obtidos ao longo do período de análise.

Figura 17: Média dos Valores de NDVI por hora



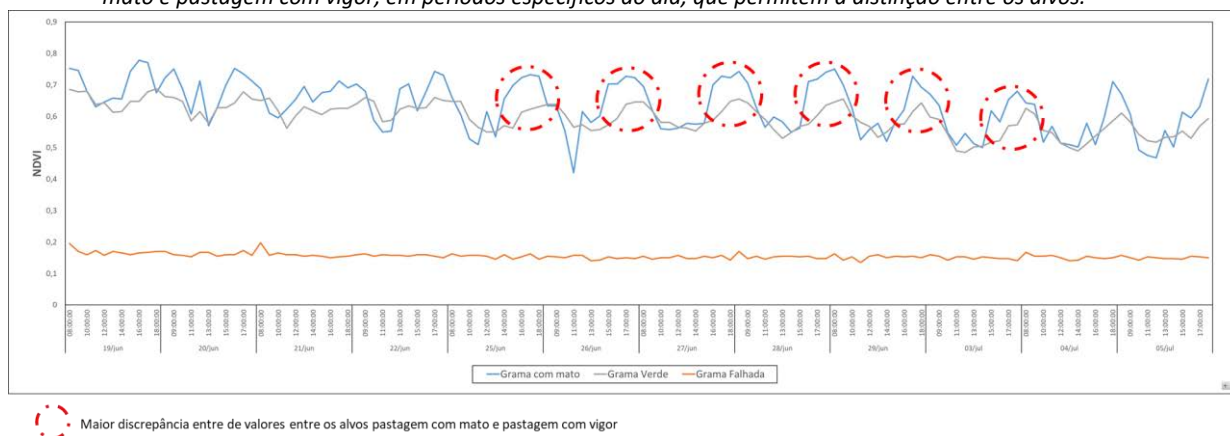
Com base na Figura 17, observa-se que os valores médios para as amostras de pastagem com mato variaram de 0,42 a 0,78. Para a pastagem com vigor os valores variaram de 0,49 a 0,69. Deve-se destacar que as mínimas foram registradas entre 11h e 14h, enquanto os valores máximos ocorreram nos extremos do gráfico. Pode-se observar também que os valores das amostras com presença de mato estão bem próximos dos valores da pastagem com vigor, inclusive coincidindo em alguns horários. Vale destacar a semelhança que se encontra no padrão das curvas, indicando proximidade de respostas entre as classes.

Já para as áreas de pastagem falhada os valores variaram de 0,14 a 0,20, foi a classe que apresentou a melhor separação com base nos valores de NDVI. Estes valores indicam a

predominância da resposta do solo no sensor, mesmo que ainda tenha se observado resíduos vegetais e massa verde nesta amostra.

A Figura 18 apresenta o resultado da variação diária do NDVI ao longo dos dias de registro de dados. O monitoramento indicou um comportamento padrão e cíclico dos valores para cada um dos alvos. Este fato é relevante, pois nota-se que há um período de tempo ao longo do dia em que as amostras de pastagem com vigor e pastagem com mato que são similares, apresentam maior discrepância entre elas.

Figura 18: Variação diária do NDVI. Destaque para o padrão no comportamento entre as amostras de pastagem com mato e pastagem com vigor, em períodos específicos do dia, que permitem a distinção entre os alvos.



Pode-se notar que a variação de iluminação, em termos de ângulo de incidência da radiação solar, não interfere diretamente na resposta do alvo registrado por um sensor ativo. Contudo, há outros fatores ambientais que condicionam as alterações dos valores de NDVI. Observou-se que o teor de umidade superficial e da estrutura da folha, que variam ao longo do dia, podem auxiliar a compreensão do comportamento apresentado pelos alvos. Pastagem com vigor e pastagem com mato. Ressaltamos que a análise dos outros fatores de contexto já está contemplada nas próximas etapas desta pesquisa.

No entanto, os resultados parciais apresentados, sugerem que os melhores horários para se fazer a leitura, buscando a distinção entre os alvos, deve ser realizado nos horários entre 10h a 16h, pois são os períodos específicos em que se observa maior discrepância entre os valores, viabilizando o mapeamento de culturas agrícolas com presença de mato,

por exemplo. Estes resultados são significativos em termos de melhorias das técnicas de sensoriamento remoto para esta finalidade.

5.2 Caracterização da cana

A partir dos trabalhos de campo, foram coletados 21 amostras com diversas variedades e estágios de desenvolvimento da cana-de-açúcar, e diferentes ambientes de produção (Figura 19). A Usina parceira do projeto disponibilizou dados de seus talhões cujos os mesmos foram arquivados em uma tabela para posterior análise e para gerar resultados (Tabela 4).

Figura 19: Talhões de Amostra



Tabela 4: Características Talhões de Amostras

Amostra	Variedade	Ambiente de Produção	Estágio de Corte	Data Plantio	Data Corte
N01	RB855156	Ambiente B	> 9º Corte	19/02/2009	11/04/2018
N02	CTC9005HP	Ambiente A	2º Corte - 18M	21/03/2017	09/04/2018
N03	CTC4	Ambiente A	3º Corte - 12M	30/01/2016	25/04/2018
N04	CTC4	Ambiente A	5º Corte - 12M	07/12/2013	19/08/2017
N05	SP80-3280	Ambiente A	4º Corte - 12M	02/12/2014	23/10/2017
N06	RB935907	Ambiente A	> 9º Corte	20/02/2004	02/07/2018
N07	SP86-42	Ambiente A	> 9º Corte	23/10/1999	29/06/2018
N08	CT02-2994	Ambiente B	1º Corte - 18M	05/03/2018	05/03/2018
N09	CV0470	Ambiente B	2º Corte - 18M	03/01/2017	07/04/2018
N10	CTC9005HP	Ambiente A	1º Corte - 18M	25/01/2018	25/01/2018
N11	IAC91-2195	Ambiente A	> 9º Corte	15/02/2005	28/08/2017
N12	RB855453	Ambiente A	2º Corte - 18M	26/02/2017	31/03/2018
N13	CTC4	Ambiente A	2º Corte - 18M	13/03/2017	25/05/2018
N14	CTC20	Ambiente B	7º Corte	13/12/2011	26/05/2018
N15	RB855156	Ambiente A	> 9º Corte	07/02/2008	15/05/2018
N15b	RB855156	Ambiente A	> 9º Corte	07/02/2008	15/05/2018
N16	CTC11	Ambiente B	4º Corte - 18M	05/02/2015	04/06/2018
N17	CTC14	Ambiente D	4º Corte - 18M	16/03/2014	11/11/2017
N18	IACSP95-5094	Ambiente A	1º Corte - 18M	26/04/2018	26/04/2018
N19	IACSP95-5094	Ambiente A	1º Corte - 18M	26/04/2018	26/04/2018
N20	CTC9005HP	Ambiente D	2º Corte - 18M	20/02/2017	31/03/2018

Ao todo foram encontradas 14 variedades diferentes, sendo que as mais representativas em área são as CTC4, CTC9005HP e RB855156 com três amostras cada. Com relação aos ambientes de produção, foram encontrados três ambientes distintos (A,B e D), vale ressaltar que os ambientes são pré-definidos pela Usina, que caracteriza cada talhão através de atributos físicos do solo entre outras características.

5.2.1 Caracterização da cana por fase de desenvolvimento

Através dos dados obtidos pela Usina e a partir do dia em campo que foram coletadas as amostras, pode-se separar as amostras da Cana de acordo com as suas Fases de Crescimento. O período dias pós corte (DPC) é o resultado da subtração entre o dia que

ocorreu a amostragem e a data do último corte que obteve. Para as canas-plantas³, esse valor entra como DAP, isto é, dias após o plantio. A Tabela 5, a seguir, nos mostra o resultado da separação das amostras através dos dias de vida da cana.

Tabela 5: Fases das Cana

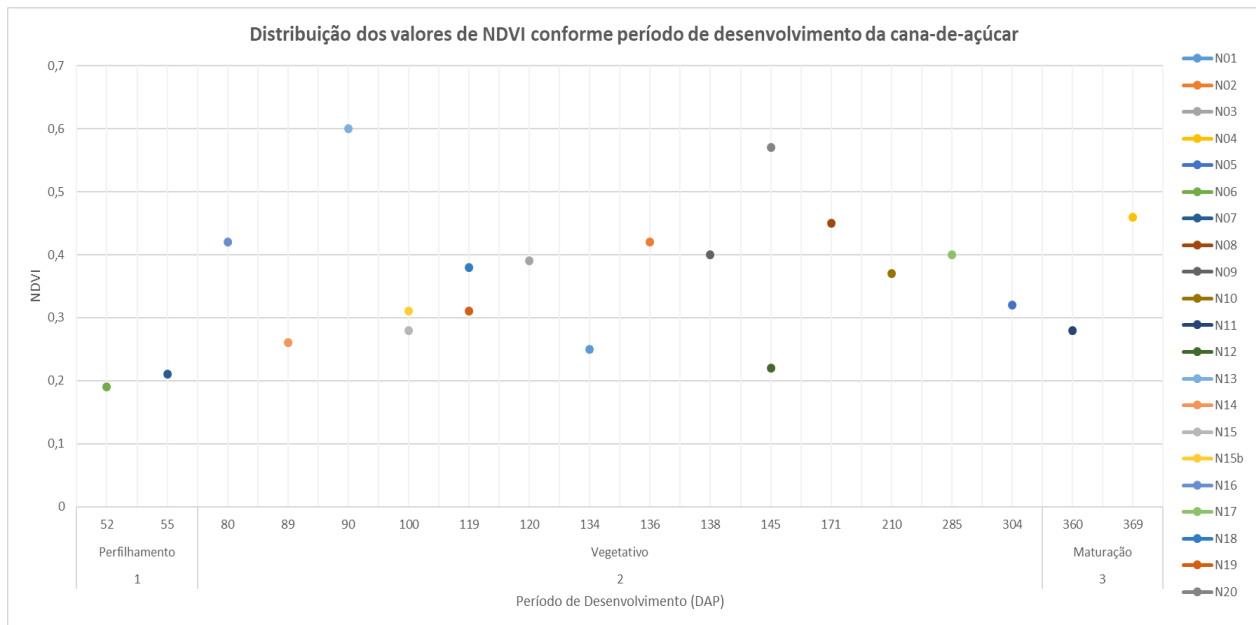
Amostra	Data Plantio	Data Corte	DAP	Fase
N01	19/02/2009	11/04/2018	134	Vegetativo
N02	21/03/2017	09/04/2018	136	Vegetativo
N03	30/01/2016	25/04/2018	120	Vegetativo
N04	07/12/2013	19/08/2017	369	Maturação
N05	02/12/2014	23/10/2017	304	Vegetativo
N06	20/02/2004	02/07/2018	52	Perfilhamento
N07	23/10/1999	29/06/2018	55	Perfilhamento
N08	05/03/2018	05/03/2018	171	Vegetativo
N09	03/01/2017	07/04/2018	138	Vegetativo
N10	25/01/2018	25/01/2018	210	Vegetativo
N11	15/02/2005	28/08/2017	360	Maturação
N12	26/02/2017	31/03/2018	145	Vegetativo
N13	13/03/2017	25/05/2018	90	Perfilhamento
N14	13/12/2011	26/05/2018	89	Perfilhamento
N15	07/02/2008	15/05/2018	100	Perfilhamento
N15b	07/02/2008	15/05/2018	100	Perfilhamento
N16	05/02/2015	04/06/2018	80	Perfilhamento
N17	16/03/2014	11/11/2017	285	Vegetativo
N18	26/04/2018	26/04/2018	119	Perfilhamento
N19	26/04/2018	26/04/2018	119	Perfilhamento
N20	20/02/2017	31/03/2018	145	Vegetativo

5.2.2 Caracterização da cana por sensor

Através do sensor ótico ativo (Figura 8), foi possível obter os valores de NDVI das amostras de cana-de-açúcar, representativas para as condições de um talhão. A Figura 20 apresenta a distribuição dos valores de NDVI em função da fase de desenvolvimento da cana-de-açúcar.

³ Canas em que se encontram em seu primeiro corte.

Figura 20: Valores de NDVI orientado pelo período de desenvolvimento das amostras



De acordo com a figura acima, podemos observar que os valores de NDVI obtidos variaram de 0,19 a 0,60. Os valores mais baixos, correspondem às fases iniciais de desenvolvimento, caracterizada pelos primeiros 60 dias da planta. O período de crescimento vegetativo, que corresponde aproximadamente ao intervalo de 60 a 300 dias de desenvolvimento, apresenta a maior dispersão de valores de NDVI, mas com um comportamento médio de 0,4. Já a fase de maturação, apresenta maior regularidade de distribuição, com valores de NDVI intermediários, de aproximadamente 0,37.

É importante ressaltar que a variação dos valores de NDVI correspondente ao período de crescimento vegetativo, pode ser em função de fatores como diferenças de variedade de cana, e como estas respondem a diferentes condições ambientais. Vale destacar o baixo valor da amostra N12 (Figura 21). A região onde pertence os talhões passou por um período de seca, isso resulta em um atraso no desenvolvimento da cana-de-açúcar. Já para a amostra N13 (Figura 22) ocorre o inverso, com um período mais curto, o valor obtido de NDVI foi o mais alto de todas as amostras, isso nos indica que ela está sofrendo uma anomalia, esses valores altos podem ser indícios de que essa variedade tem um alto nível de biomassa nessa fase, outra coisa que vale destacar é que este talhão é uma cana mais nova com um plantio em 2017 e estar somente no segundo corte.

Figura 21: Foto de VANT, amostra N12



Figura 22: Foto VANT, amostra N13



5.2.3 Caracterização da cana por VANT

Também em campo, através do VANT (Figura 11), foram retiradas fotos dos talhões de interesse e posteriormente classificadas no software ArcGIS por meio do método da MAXVER. As imagens classificadas seguem da Figura 23 até a Figura 43.

Figura 23: Classificação Amostra 1

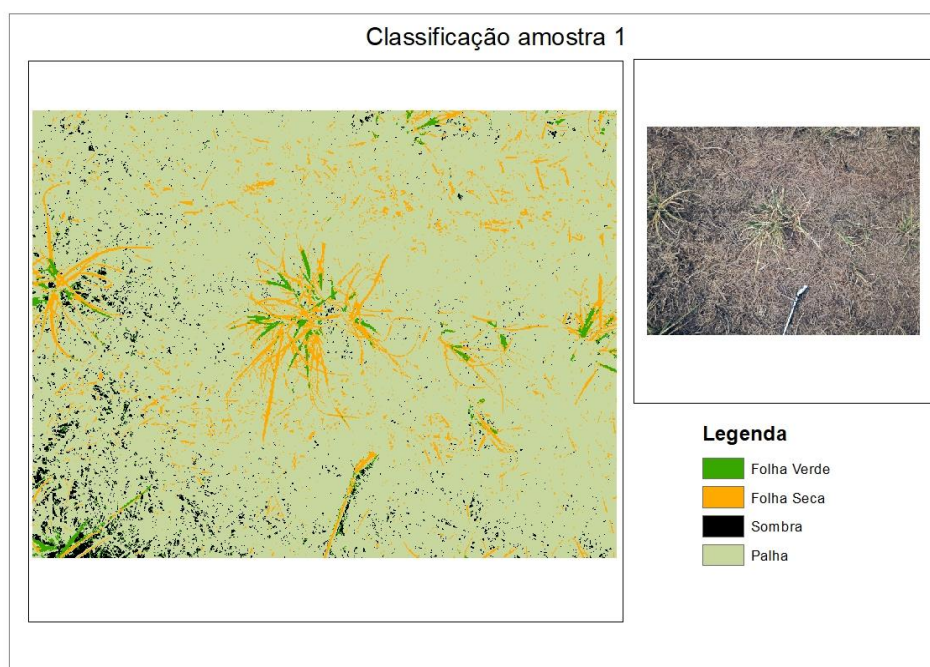


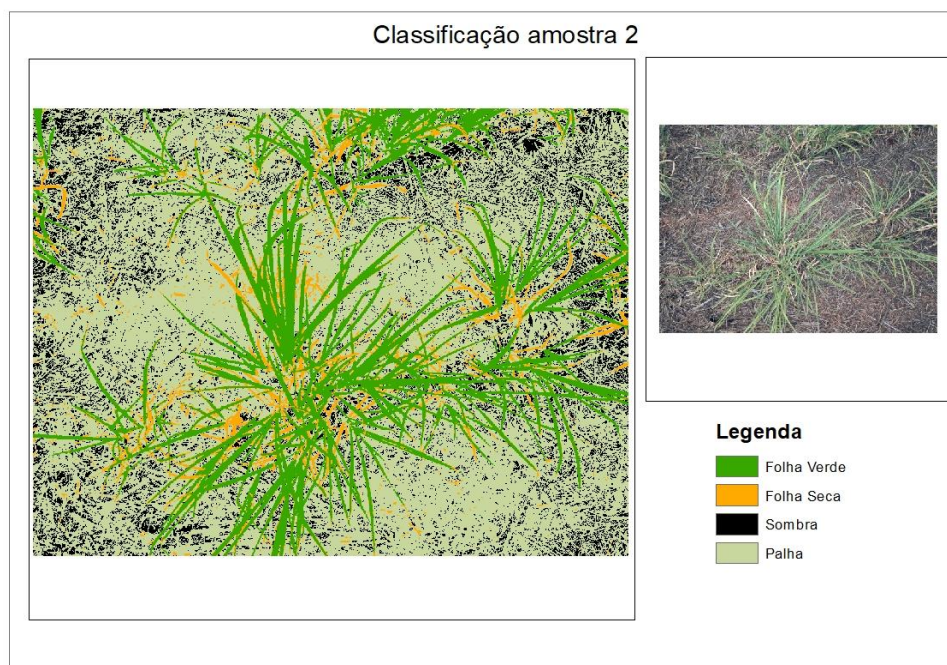
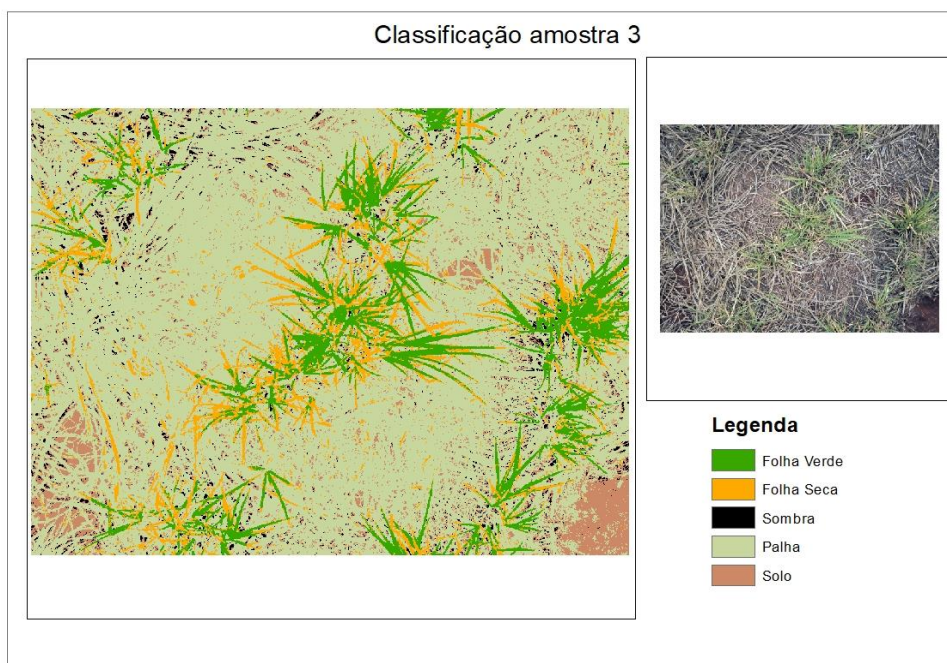
Figura 24: Classificação Amostra 2*Figura 25: Classificação Amostra 3*

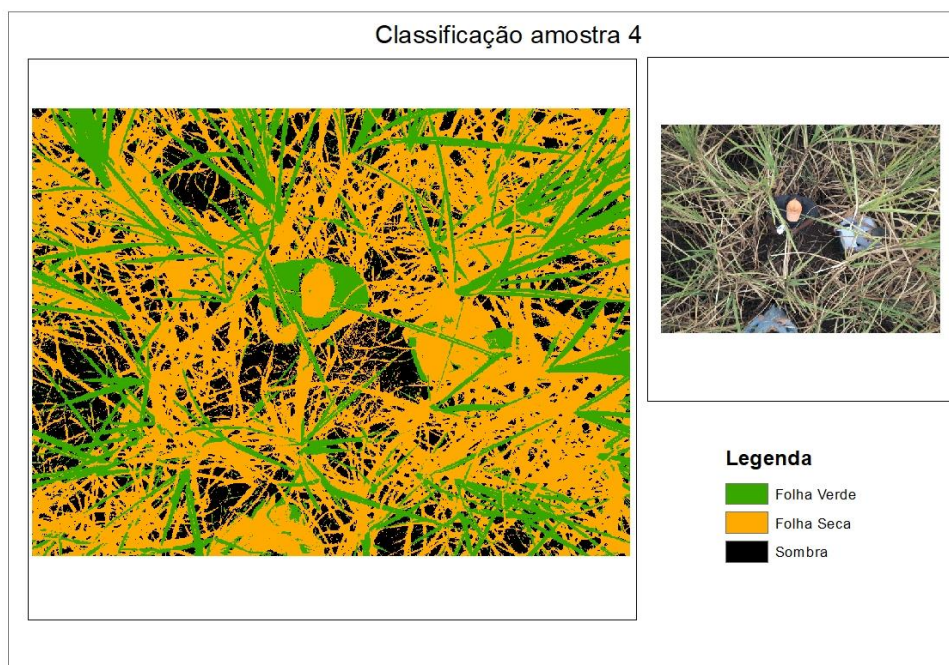
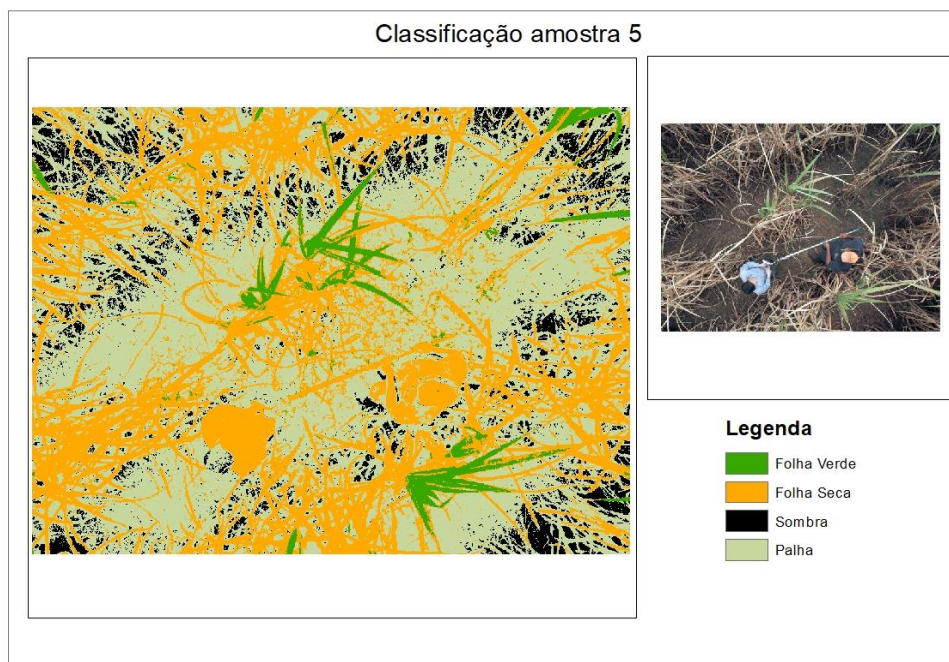
Figura 26: Classificação Amostra 4*Figura 27: Classificação Amostra 5*

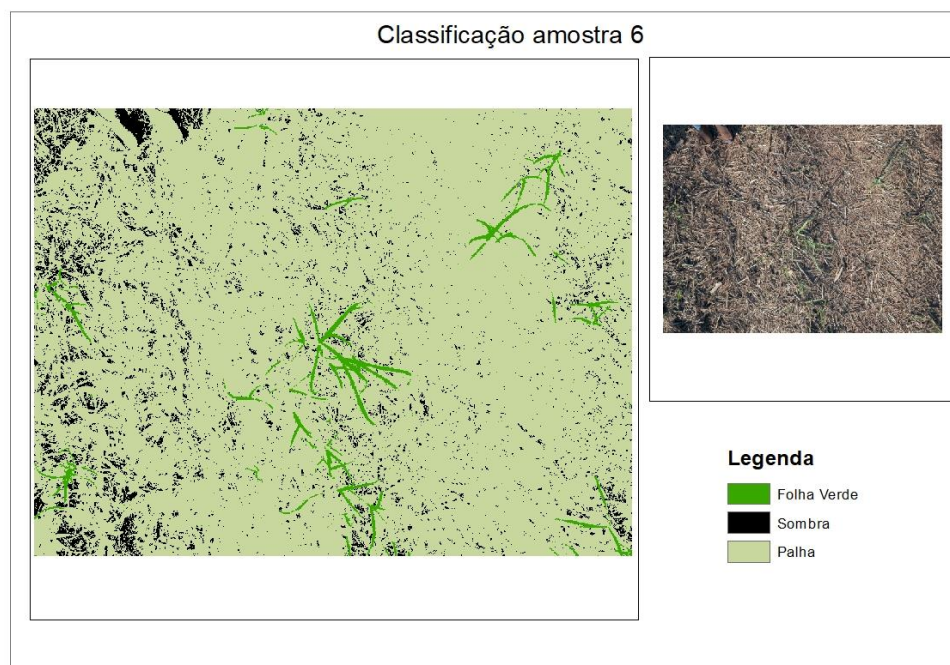
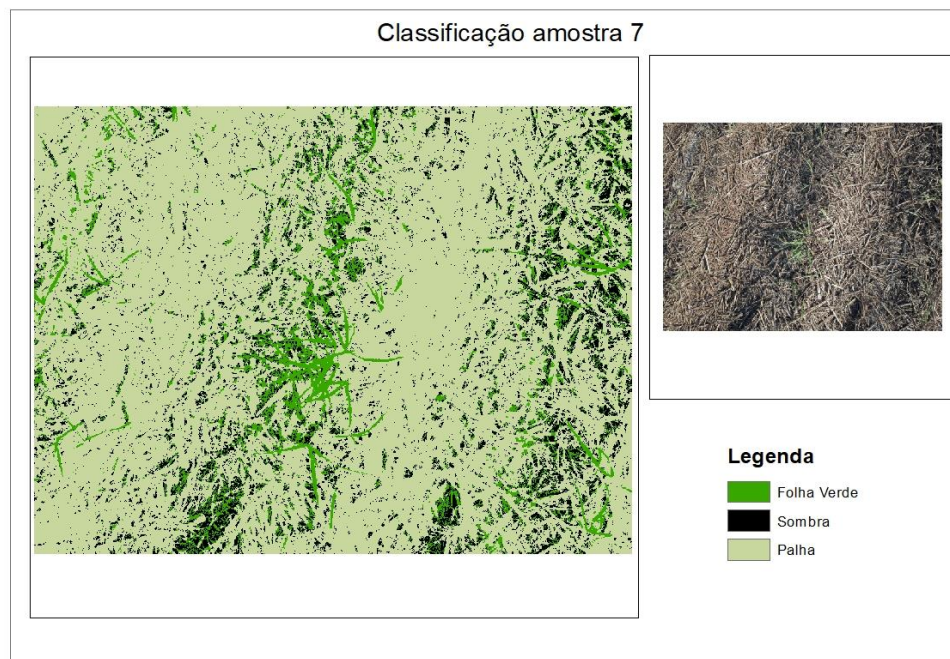
Figura 28: Classificação Amostra 6*Figura 29: Classificação Amostra 7*

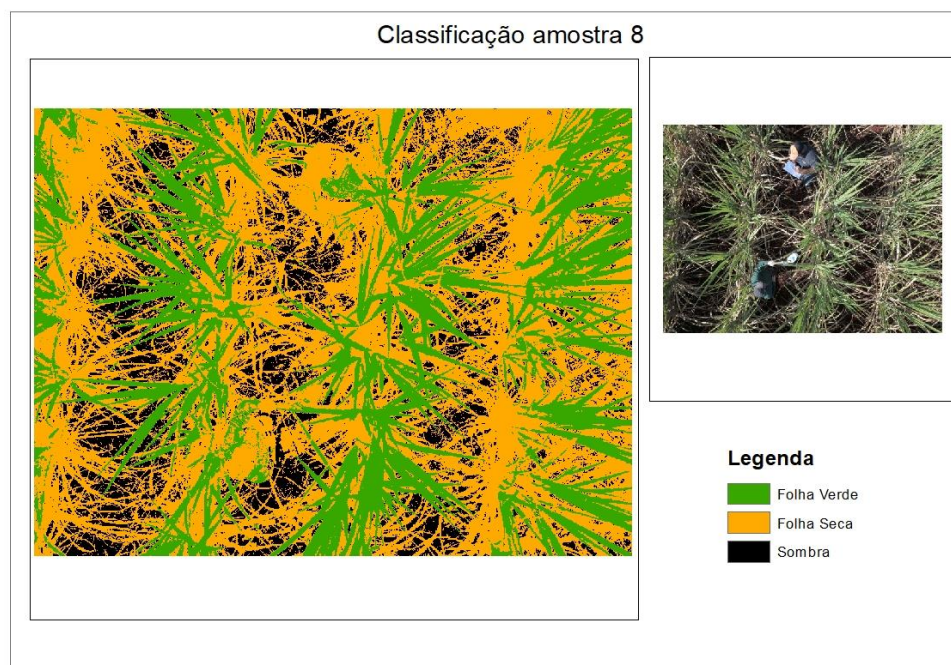
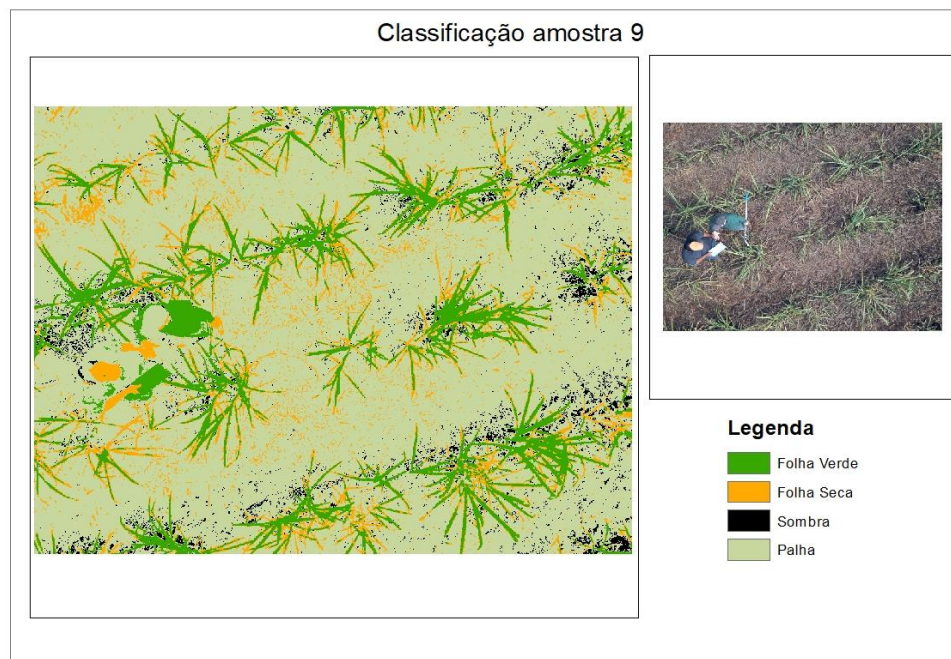
Figura 30: Classificação Amostra 8*Figura 31: Classificação Amostra 9*

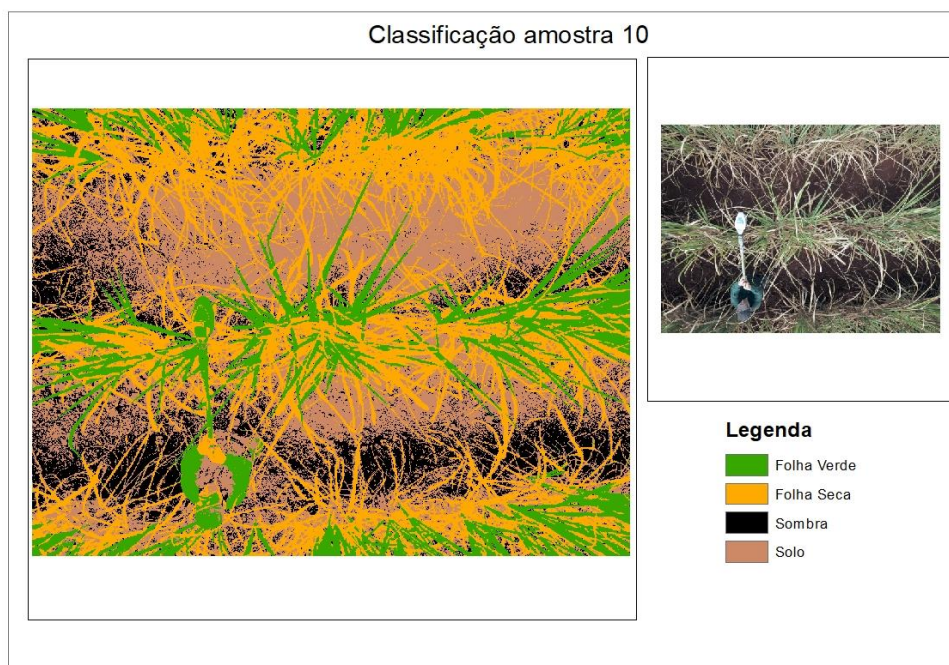
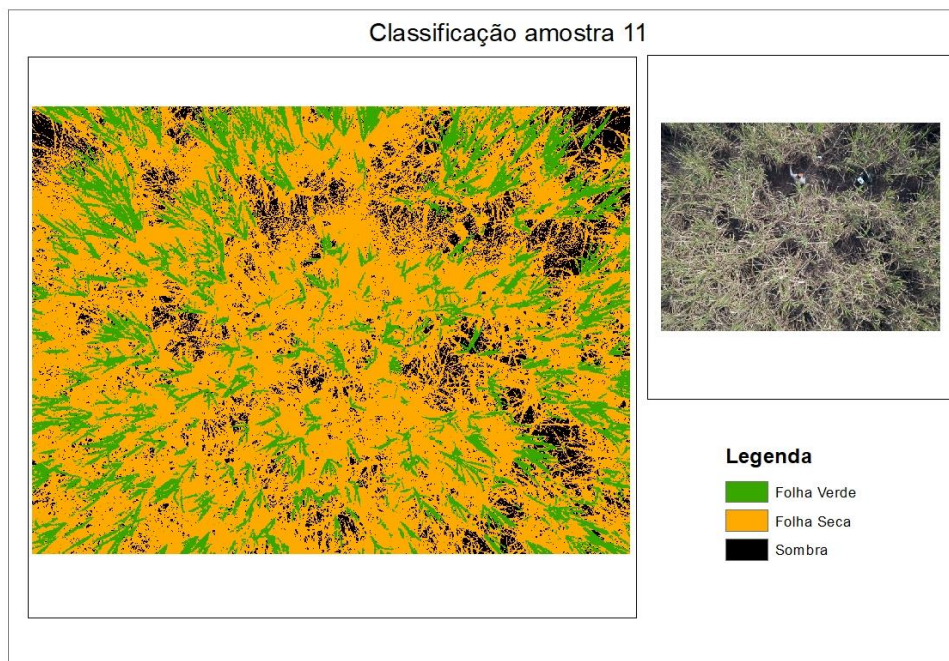
Figura 32: Classificação Amostra 10*Figura 33: Classificação Amostra 11*

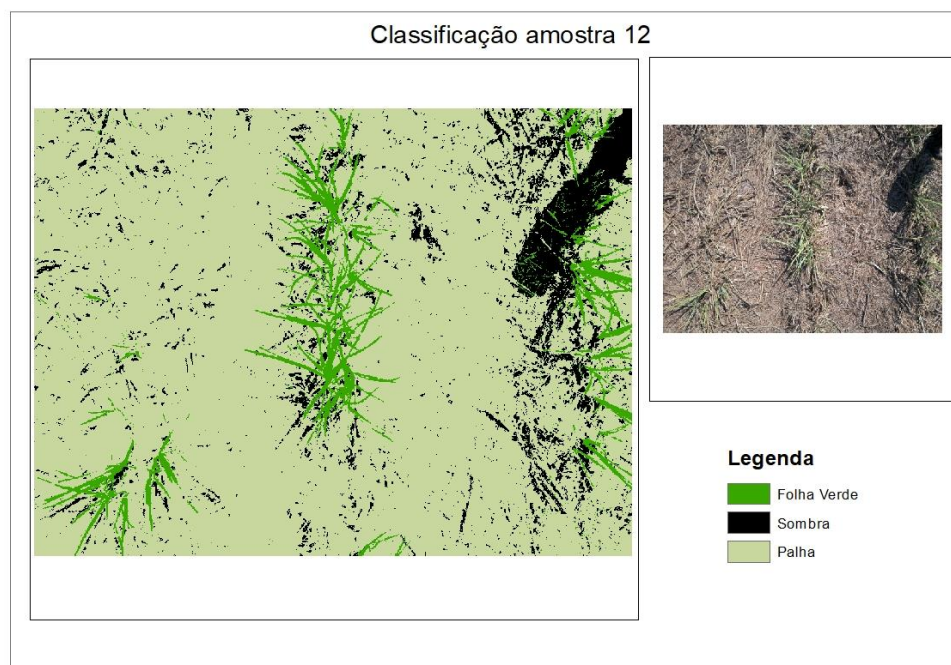
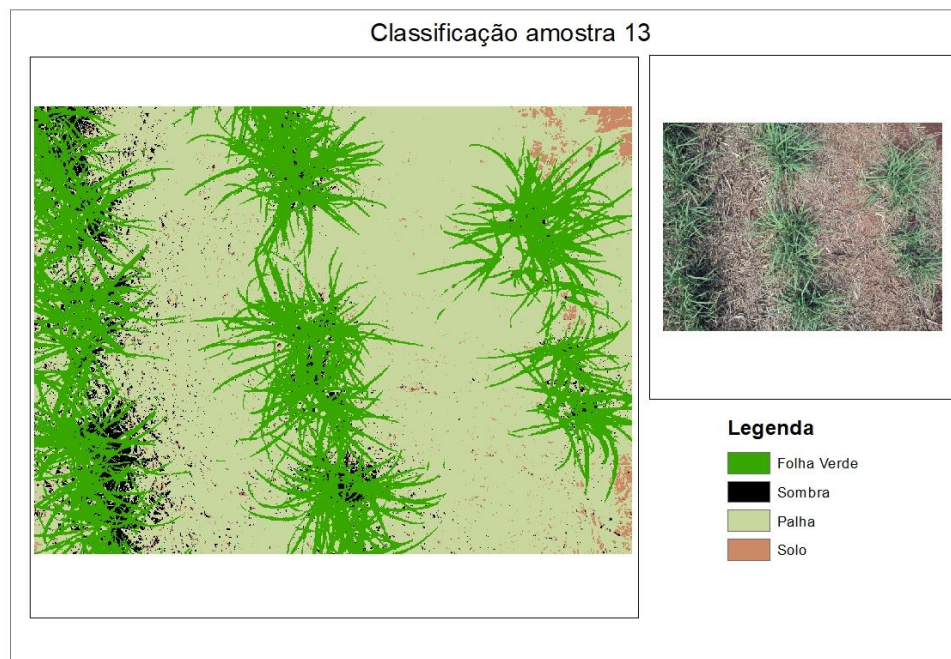
Figura 34: Classificação Amostra 12*Figura 35: Classificação Amostra 13*

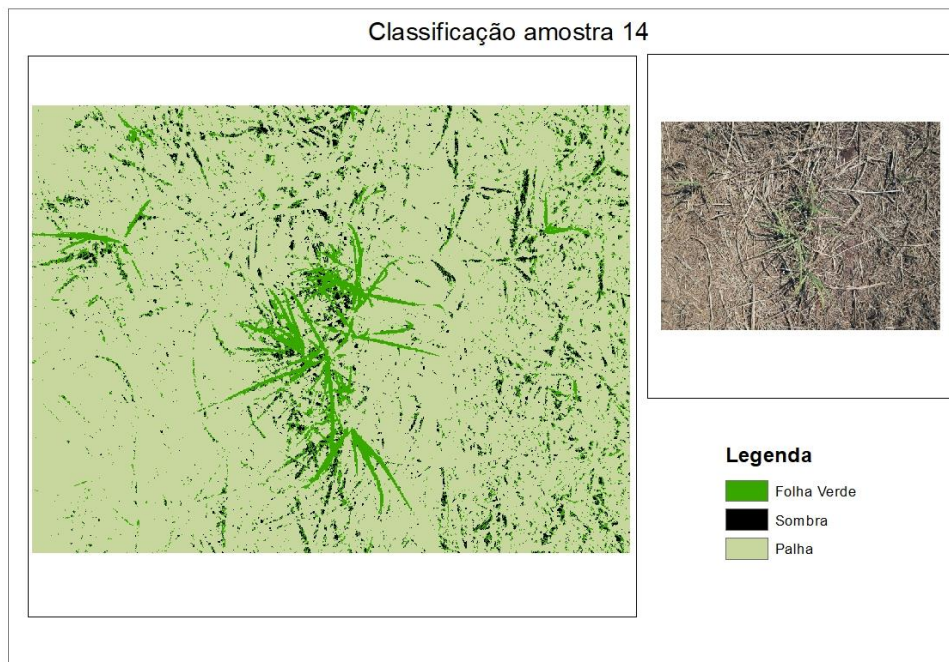
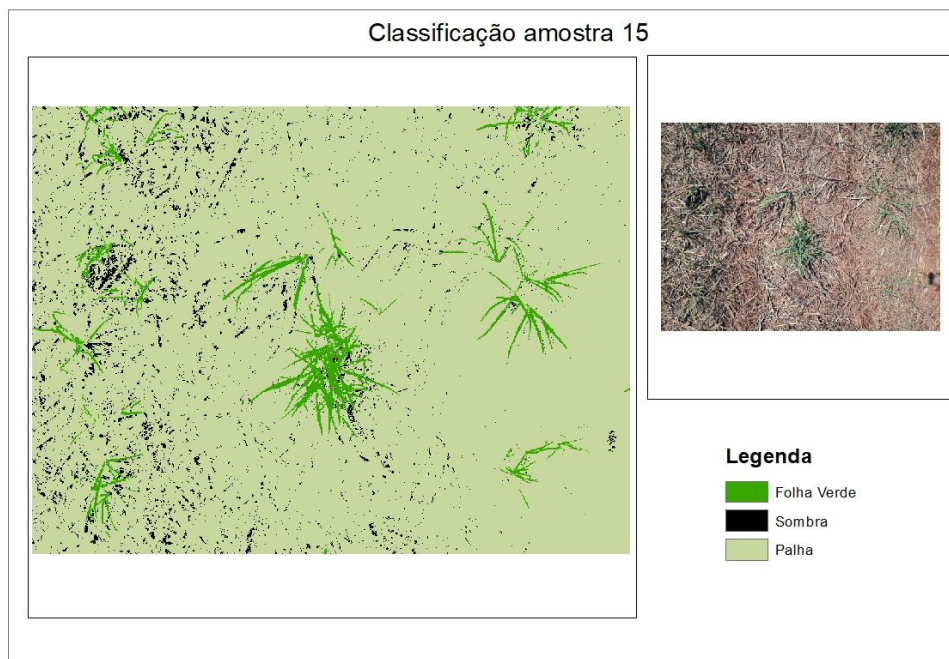
Figura 36: Classificação Amostra 14*Figura 37: Classificação Amostra 15*

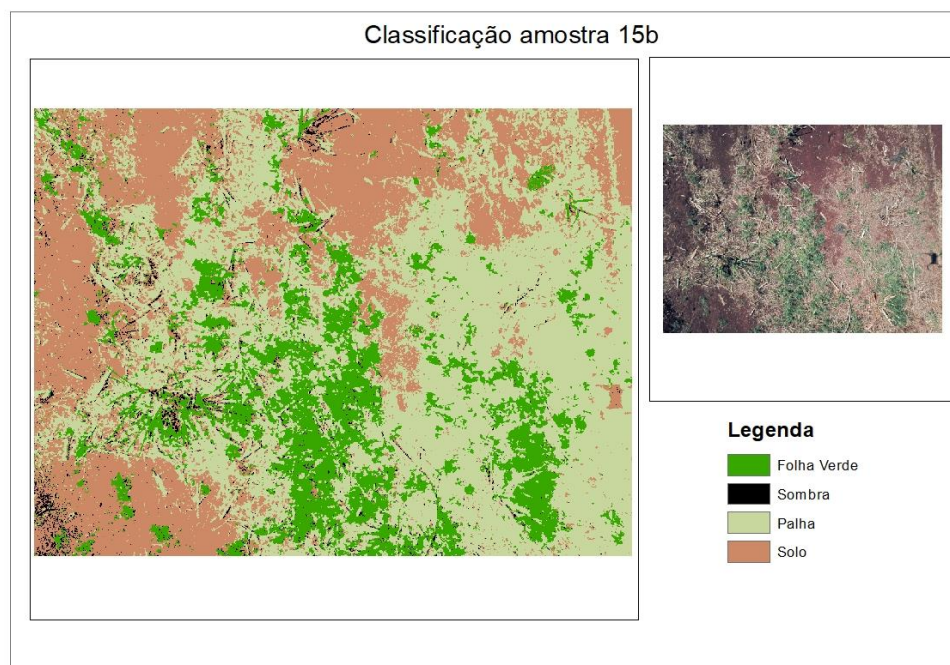
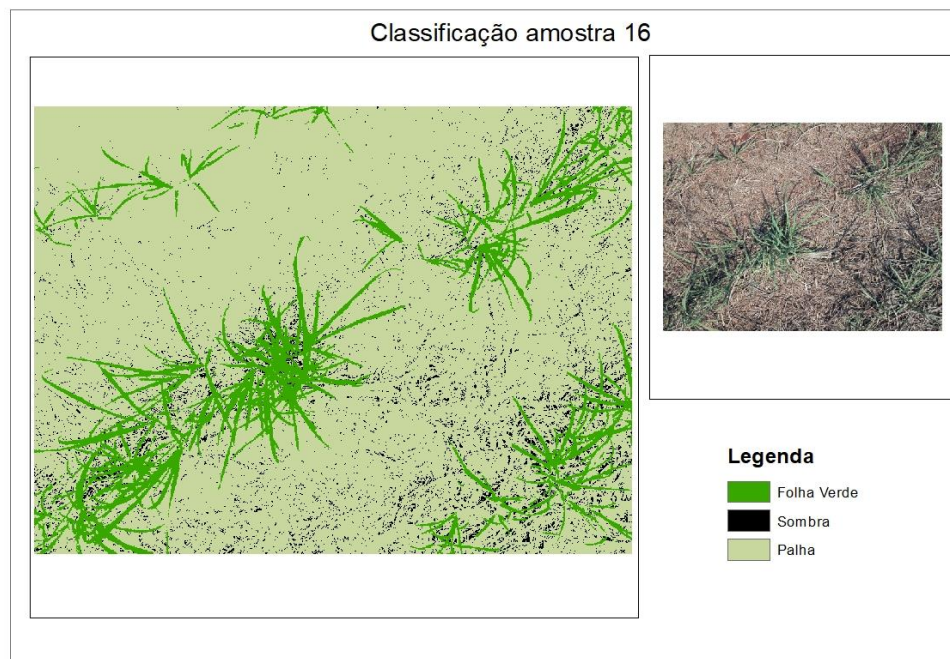
Figura 38: Classificação Amostra 15b*Figura 39: Classificação Amostra 16*

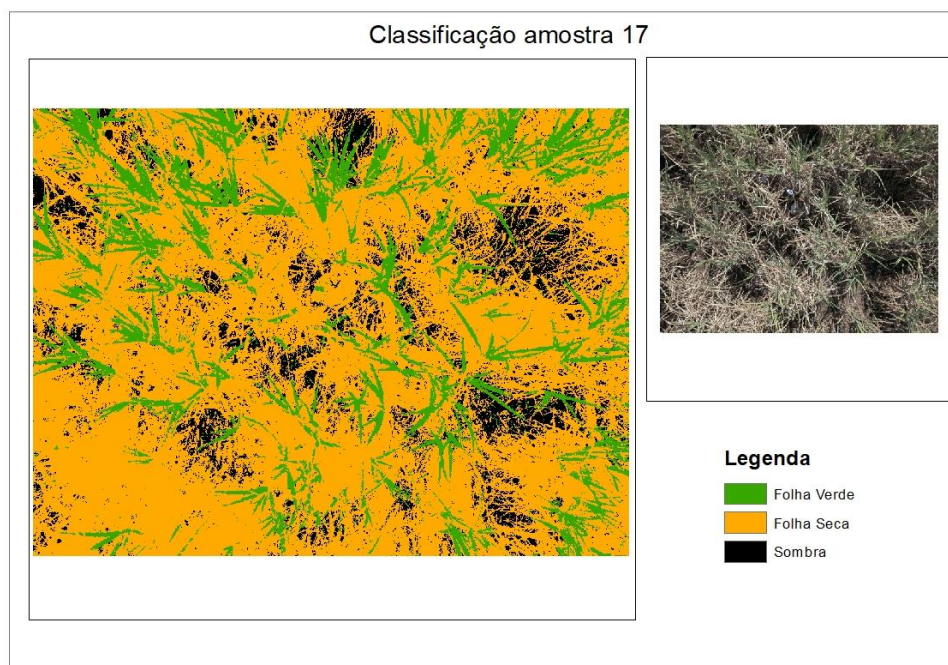
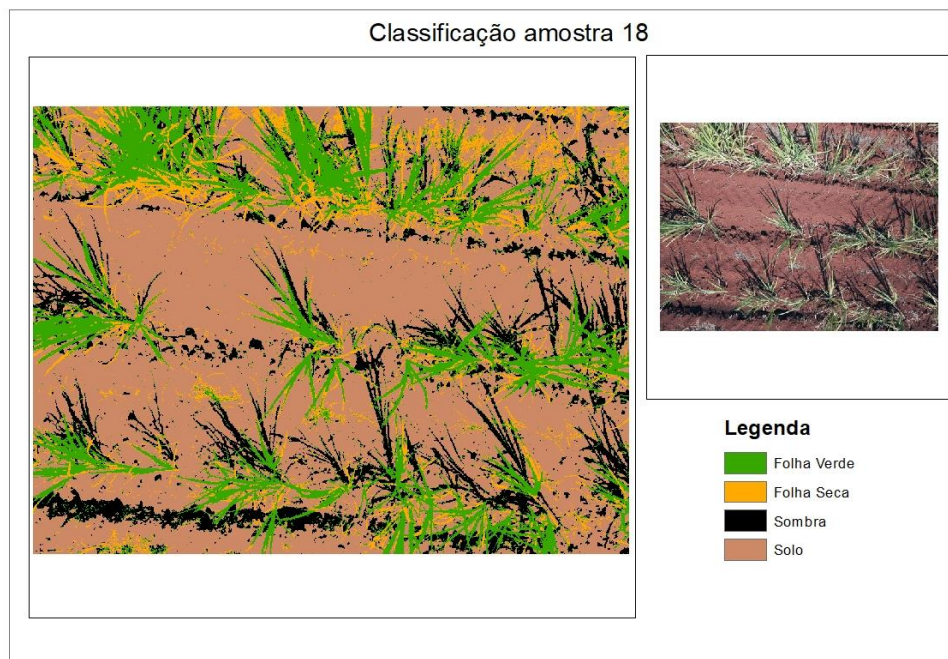
Figura 40: Classificação Amostra 17*Figura 41: Classificação Amostra 18*

Figura 42: Classificação Amostra 19

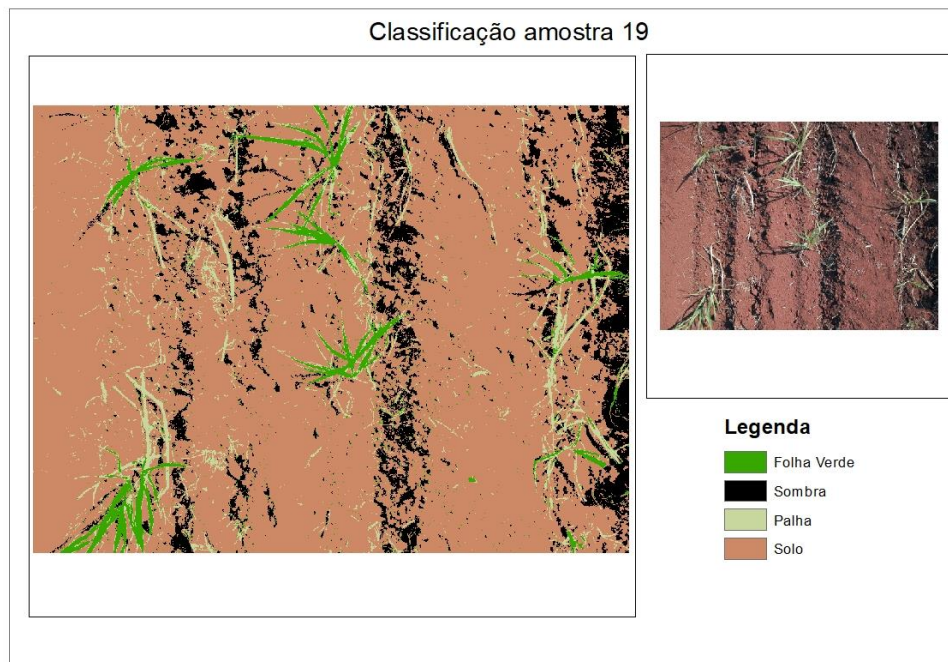
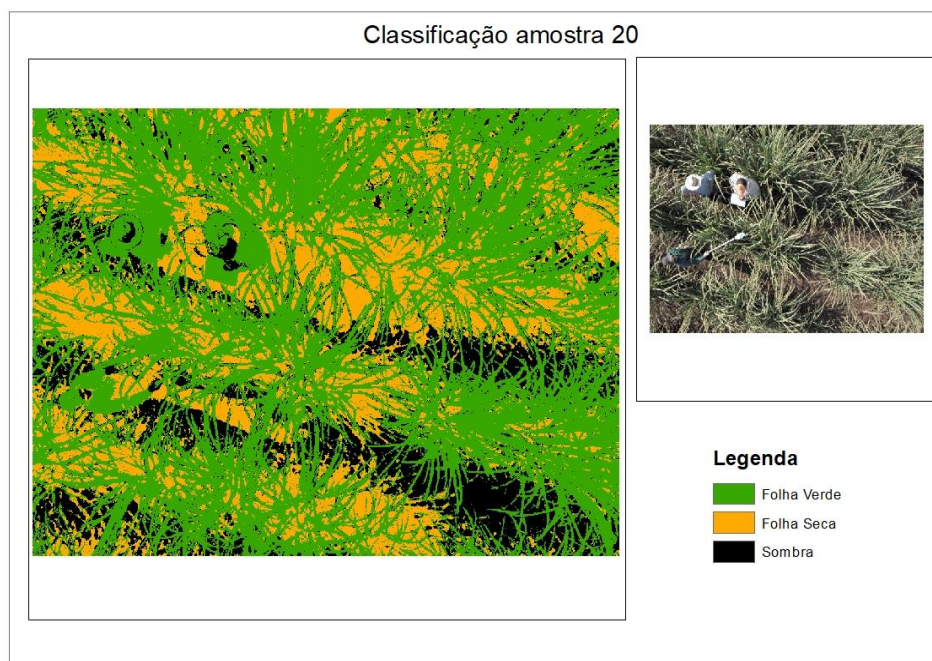


Figura 43: Classificação Amostra 20



Dentre todas as classificações, vale ressaltar a Figura 38 onde ela nos mostra uma área em que havia a matocompetição.

A partir dessas classificações foi possível calcular a porcentagem de cada classe que continha na imagem. Esses resultados foram armazenados em uma tabela para uma posterior análise (Tabela 6).

Tabela 6: Resultados obtidos através do MAXVER nas imagens de VANT.

Amostra	Folha Verde (%)	Folha Seca (%)	Sombra (%)	Palha (%)	Solo (%)
N01	1,68	6,80	2,75	88,77	0,00
N02	18,45	6,01	14,68	60,86	0,00
N03	9,46	9,03	2,09	69,98	9,44
N04	23,93	56,42	19,65	0,00	0,00
N05	3,60	35,94	8,71	51,75	0,00
N06	2,26	0,00	7,02	90,72	0,00
N07	9,90	0,00	11,13	78,97	0,00
N08	29,75	54,59	15,67	0,00	0,00
N09	12,95	10,88	3,25	72,91	0,00
N10	17,05	34,65	14,18	0,00	34,12
N11	19,84	68,75	11,41	0,00	0,00
N12	6,29	0,00	9,50	84,21	0,00
N13	30,44	0,00	3,47	63,39	2,69
N14	9,40	0,00	3,71	86,89	0,00
N15	3,62	0,00	3,60	92,78	0,00
N15b	16,82	0,00	1,74	48,21	33,23
N16	12,72	0,00	4,52	82,76	0,00
N17	16,90	72,44	10,66	0,00	0,00
N18	19,40	9,14	13,25	0,00	58,21
N19	3,97	11,66	0,00	5,49	78,89
N20	62,96	0,00	23,09	13,95	0,00

5.2.4 Caracterização das fases da cana.

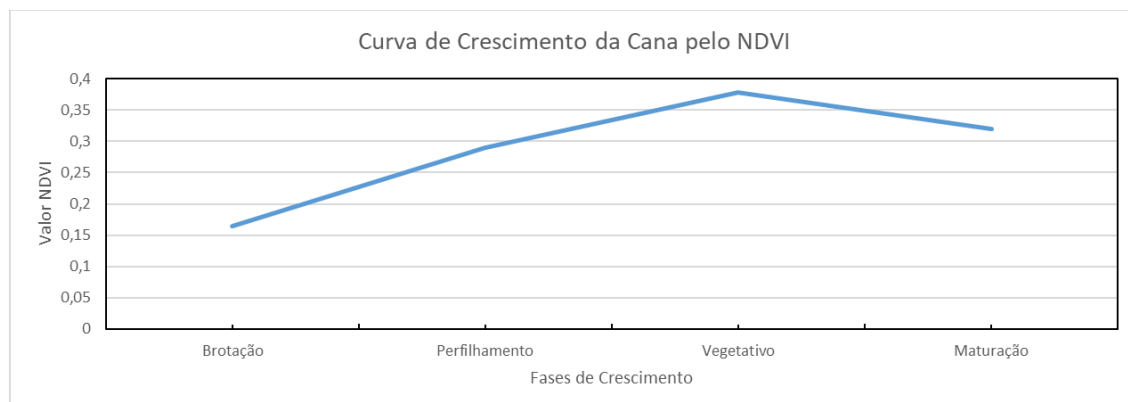
A partir da Tabela 5 e da Tabela 6, gera-se um resultado final em que podemos caracterizar as fases da cana de acordo com a média das porcentagens de cada classes escolhidas para classificar as imagens.

Tabela 7: Caracterização final das fases da cana

Imagens Exemplo	Fase	Amostras	Folha Verde	Folha Seca	Sombra	Palha	Solo
	Brotação	s/d	s/d	1%	5%	75%	19%
	Perfilhamento	06; 07; 13; 14; 15; 15b; 16; 18; 19.	12%	2%	5%	61%	20%
	Vegetativo	01; 02; 03; 05; 08; 09; 10; 12; 17; 20.	18%	23%	10%	44%	5%
	Maturação	04; 11.	22%	63%	15%	0%	0%

Após essa caracterização final demonstrado na Tabela 7, analisando os valores de NDVI obtidos pode-se gerar uma curva de crescimento da cana de acordo com as fases de desenvolvimento.

Figura 44: Dados de referência considerando a curva de crescimento da vegetação obtidos por meio dos valores de NDVI obtidos em campo.



Com base na Figura 44, podemos observar a curva de crescimento da cana através do NDVI, mostrando como os valores do NDVI vão aumentando conforme a cana vai amadurecendo; no momento em que ela chega em seu ponto máximo de vegetação, os valores começam a diminuir pois a partir desse momento a cana vai perdendo biomassa e suas folhas começam a secar, esse é o ponto onde a cana está pronta para ser cortada.

Esta curva caracteriza comportamento médio da variação de NDVI ao longo do desenvolvimento da cana-de-açúcar. Assim, pode-se considerar que valores de vegetação discrepantes à este comportamento esperado, possam ser classificados como anomalias, e correlacionados com vegetação daninha.

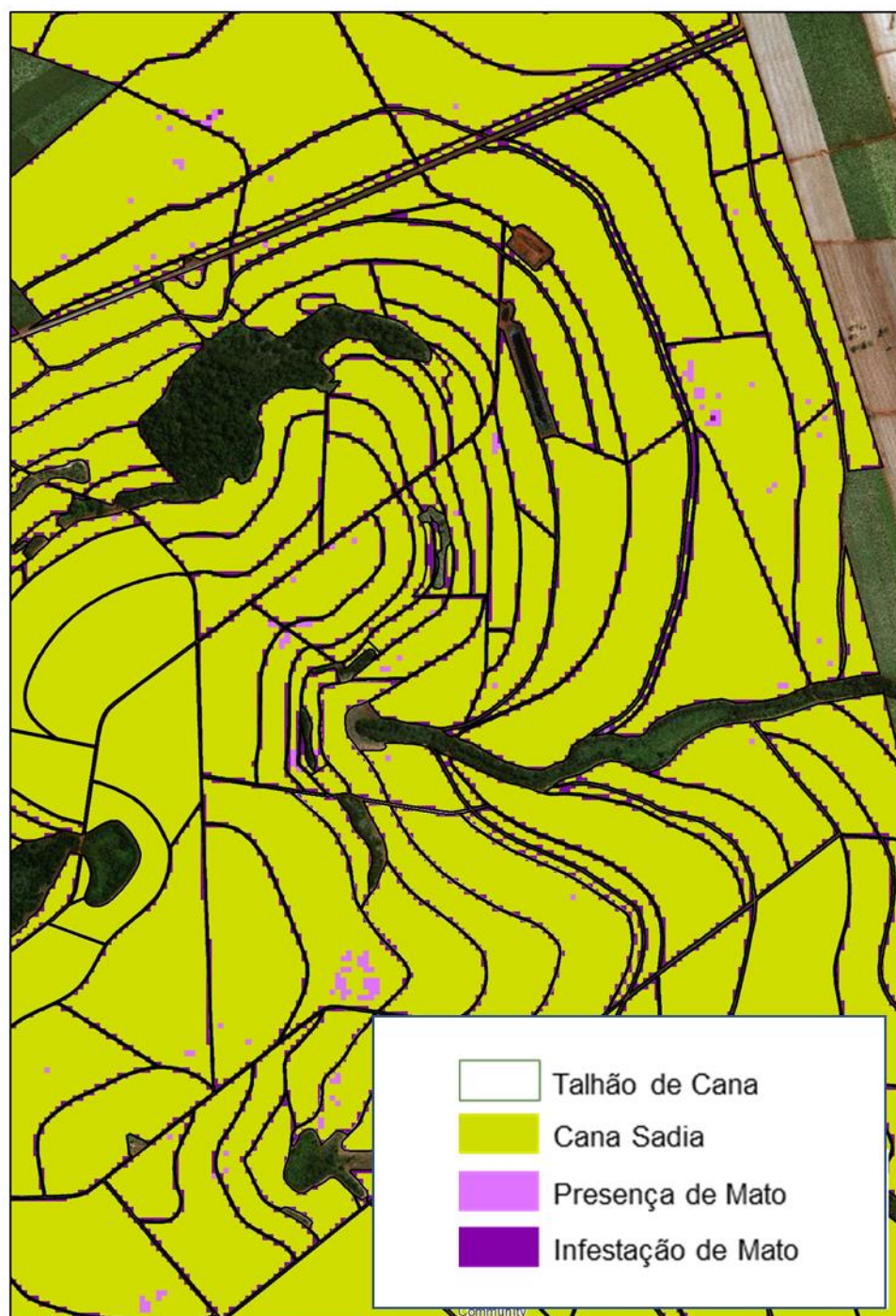
5.3 Detecção de vegetação daninha em imagens Orbitais de Média resolução

Desta forma, o comportamento dos valores da Figura 44 foram simulados em imagens orbitais. Os talhões com respostas de NDVI que indicam vegetação, mas se distinguem do padrão esperado, foram classificados como vegetação daninha. As figuras 45 e 46 apresentam o resultado da classificação das imagens.

Figura 45: Classificação de áreas de vegetação Daninha, com base no comportamento esperado para a vegetação e valores de NDVI.



Figura 46: Classificação de áreas de vegetação Daninha, com base no comportamento esperado para a vegetação e valores de NDVI.



6. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Os resultados obtidos reforçam a hipótese inicial desta pesquisa, de que é possível discriminar vegetação daninha em áreas de cana-de-açúcar por meio de produtos de sensoriamento remoto, mesmo de média resolução espacial, aplicando critérios de classificação orientados pelo comportamento esperado da cana de açúcar em suas diferentes fases de desenvolvimento.

Neste sentido, pode-se pontuar as seguintes considerações finais:

- a) Os valores de NDVI obtidos em campo não correspondem, em termos absolutos, aos valores de NDVI extraídos das imagens de satélite. No entanto, é possível verificar proporcionalidade entre as diferenças de valores conforme diferentes fases de desenvolvimento da cultura. Esta proporcionalidade, permite identificar anomalias de crescimento vegetal na cana-de-açúcar, correlaciona-las à presença de vegetação daninha, e proceder com o mapeamento.
- b) No mapeamento de vegetação daninha, é fundamental considerar a fase de desenvolvimento da cana de açúcar. Desta forma, entende-se que não é possível realizar esta classificação em imagens orbitais de média resolução espacial sem que as interpretações sejam orientadas pelas data de plantio e/ou data de corte.
- c) As melhores fases para detecção de vegetação daninha mostraram-se entre o período de brotação da cana, e o início da fase crescimento, quando ainda há elevada porcentagem de palha e folha seca, e a partir novamente do início da maturação, quando a cana perde vigor.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- AGUIAR, D.A.; RUDORFF, B.F.T.; RIZZI, R.; SHIMABUKURO, Y.E. Monitoramento da colheita da cana-de-açúcar por meio de imagens MODIS. RBC. Revista Brasileira de Cartografia, v. 60, p. 375-383, 2008.
- BALLY, A.W. & SMELSON, S. Realms of Subsidence. In: C.S.P.G.: Facts and Principles of World Petroleum Occurrence. Canadá: 1980, 1003 p.
- Batezelli A. 2010. Arcabouço tectono-estratigráfico e evolução das Bacias Caiuá e Bauru no Sudeste brasileiro. Rev. Bras. Geoc., 40(2):265-285.
- BELLIENI, G.; COMIN-CHIARAMONTI, P.; MARQUES, L.S.; MELFI, A.J.; NARDY, A.J.R.; PAPATRECHAS, C.; PICCIRILLO, E. M.; ROISENBERG, A. Petrogenetic aspects of acid and basaltic lavas from the Paraná plateau (Brazil): geological, mineralogical and petrochemical relationships. Journal of Petrology, v. 27, p.915-944, 1986b.
- BRASIL. Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento. Portaria nº 852 - Art. 1º Criar a Comissão Brasileira de Agricultura de Precisão – CBAP. Diário Oficial da República Federativa do Brasil, Brasília, DF, 21 set. 2012. Seção 1, n. 184. Disponível em: <http://www.cnpt.embrapa.br/biblio/do/p_do42.htm>.
- D'ARCO, E.; RUDORFF, B.R.T.; RIZZI, R. Índice de vegetação para estimativa de área plantada com arroz irrigado In: RUDORFF, B.F.T.; SHIMABUKURO, Y. E.; CEBALLOS, J.C. (Eds.): O sensor MODIS e suas aplicações ambientais no Brasil. São José dos Campos: Parêntese, 2007. p. 123 – 131.
- Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária (EMBRAPA). Sistema Brasileiro de Classificação de Solos. 3. ed. rev. ampl. Brasília, DF: Embrapa, 2013. 353 p.
- EMPRESA BRASILEIRA DE PESQUISA AGROPECUÁRIA. Serviço Nacional de Levantamento e Conservação de Solos. EMPRESA DE PESQUISA AGROPECUÁRIA DE MINAS GERAIS - Departamento de Recursos Naturais Renováveis. Levantamento de reconhecimento de média intensidade dos solos e avaliação da aptidão agrícola das terras do Triângulo Mineiro. Rio de Janeiro.
- GREGORY, K. J. A natureza da geografia física. Ed. Bertrand Brasil, São Paulo, 1985, 367 p.

- INAMASU, R. Y., BERNARDI, A. C. C. Agricultura de Precisão. In ____: Agricultura de Precisão: Resultados de um Novo Olhar. Brasília, Distrito Federal, 2014. p. 21-33.
- JORDAN, C. F. Derivation of leaf area index from quality of light on the forest floor. *Ecology*, v.50, n.1. 1969.
- KOPPEN, W.; GEIGER, R. *Klimate der Erde*. Gotha: Verlag Justus Perthes. 1928.
- MANZATTO, C.V.; BHERING, S.B.; SIMÕES, M. Agricultura de precisão: propostas e ações da Embrapa solos. EMBRAPA Solos, 1999. Disponível na Internet. <http://www.cnps.embrapa.br/search/pesqs/proj01/proj01.html> em 01 Out. 1999.
- MOREIRA, M. A. e SHIMABUKURO, Y. E. Cálculo do índice de vegetação a partir do sensor AVHRR. In: FERREIRA, N. J. (Ed.). *Aplicações ambientais brasileiras dos satélites NOAA e TIROS-N*. São Paulo: Oficina de textos, 2004. Cap.15. p.79-101.
- NARDY, A. J. R.; OLIVEIRA, M. A. F. de; BETANCOURT, R. H. S.; VERDUGO, D. R. H., MACHADO, F. B. Geologia e estratigrafia da Formação Serra Geral. *Revista Geociências*, v. 21, n 2, p. 15-32, 2002.
- OLIVEIRA, J. B. Solos do Estado de São Paulo: descrição das classes registradas no mapa pedológico. Campinas: Instituto Agrônômico, 1999. 112 p.
- PAULA E SILVA F., *et al.* Estudo estratigráfico do Grupo Bauru na região de Presidente Prudente com base em perfis geofísicos de poços para água. *Revista Geociências*, 13 (1): 63-82, 1994
- PONÇANO, Waldir Lopes. Mapa geomorfológico do estado de São Paulo. Instituto de Pesquisas Tecnológicas do Estado de São Paulo, Divisão de Minas e Geologia Aplicada, 1981.
- PONZONI, F.P.; SHIMABUKURO, Y.E. Sensoriamento remoto no estudo da vegetação. São José dos Campos, SP: A. Silva Vieira, 2007. 135 p.
- RAFAELLI, D.R.; MOREIRA, A.M. Detecção de geada em lavouras de café. In: RUDORFF, B.F.T.; SHIMABUKURO, Y.E.; CEBALLOS, J.C. (Eds.). *O sensor MODIS e suas aplicações ambientais no Brasil*. São José dos Campos: Parêntese, 2007. p. 145-151.
- Relph, E. (1976): *Place and Placelessness*. Londres: Pion, 156 p.
- RIZZI, R.; FONSECA, E.L.da. Análise da variação espacial e temporal do NDVI no Estado do Rio Grande do Sul através de imagens AVHRR. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE

SENSORIAMENTO REMOTO, 10., 2001. Foz do Iguaçu, PR. Anais... Foz do Iguaçu: [s.n.], 2001.

Rosa, R.. Análise Espacial em Geografia. Revista da ANPEGE, v.7, n. especial, p.275-289, 2011, ISSN 1679-768X.

ROUSE, J.W.; HAAS, R.H.; SCHELL, J.A.; DEERING, D.W. Monitoring vegetation systems in the great plains with ERTS. In: EARTH RESOURCES TECHNOLOGY SATELLITE – 1 SYMPOSIUM, 1974, Washington. Proceedings... Washington: [s.n.], 1974, v.1, sec.A, p. 309-317.

São Paulo (Estado). Secretaria do Meio Ambiente, Instituto Florestal. Mapa pedológico do Estado de São Paulo: revisado e ampliado. Marcio Rossi. – São Paulo: Instituto Florestal, 2017.

SCHOWENGERDT, R. A. Remote sensing. San Diego: Academic Press, 1997.

SCHUELLER, J. K. A review and integranting analysis of Spatially-Variable Crop Controlo f crop production. Fertilizer Research, The Hague, v.33, p.'-34, 1992.

SILVA, M.R.; RIBEIRO, M.G.; CENTENO, J.A.S. Monitoramento de estiagens com imagens MODIS. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 13., 2007. Florianópolis, SC, Anais... Florianópolis, SC: [s.n], 2007.

Soares, P. C., Landim, P. M. B., Fúlfaro, V.J., Sobreiro Neto, A.F. 1970. Ensaio de caracterização estratigráfica do cretáceo no Estado de São Paulo: Grupo Bauru. Rev. Bras. Geoc.,10: 177- 185

WIEDA, R., BORGELT, S. T. Geostatistical analysis of plant nutrients from sample nested grids. St. Joseph, ASAE Paper MCR93-131, 14p. 1993.

ZALÁN, P. V., WOLF, S., CONCEIÇÃO, J.C.J., MARQUES, A., ASTOLFI, M.A.M., VIEIRA, I.S., APPI, V.T., ZANOTTO, O.A. Bacia do Paraná. In: RAJA-GABAGLIA, G.P. & MILANI, E.J. (Coordenadores), Origem e Evolução de Bacias Sedimentares. Rio de Janeiro: Boletim Técnico da Petrobras, 1990, 415 pp.

INPE - Manuais: tutorial de geoprocessamento SPRING. 2008