

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA – CAMPUS MONTE CARMELO
ENGENHARIA DE AGRIMENSURA E CARTOGRÁFICA**

PAULO VICTOR DANTAS MENDES DE PAULA

**CARACTERIZAÇÃO ESPAÇO-TEMPORAL DE ÁREAS DA CULTURA CAFEIEIRA
INFECTADA POR NEMATÓIDES A PARTIR DE IMAGENS MULTIESPECTRAIS**

MONTE CARMELO

2018

PAULO VICTOR DANTAS MENDES DE PAULA

**CARACTERIZAÇÃO ESPAÇO-TEMPORAL DE ÁREAS DA CULTURA CAFEIEIRA
INFECTADA POR NEMATÓIDES A PARTIR DE IMAGENS MULTIESPECTRAIS**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao curso de Engenharia de Agrimensura e Cartográfica, da Universidade Federal de Uberlândia, para obtenção do grau de Engenheiro Agrimensor Cartógrafo.

Orientador: Prof. Dr. George Deroco Martins

MONTE CARMELO

2018

RESUMO

O café é uma das culturas de maior importância no país, a estimativa para a safra brasileira em 2018 é de 59,9 milhões de sacas beneficiadas, cenário este que se apoia em produtividade. Os fatores limitantes à produção de café no Brasil e no mundo destacam-se os fitonematoides, as ações desses microrganismos impedem o crescimento do cafeeiro, tornando o café menos produtivo. Os nematoides no sistema radicular do cafeeiro, causam desequilíbrios nutricionais na planta que provocam variações na resposta espectral da folha e define uma configuração espacial característica. Existe a necessidade de uma forma alternativa de monitorar este parasitismo. O sensoriamento remoto é uma técnica que torna possível obter diversas informações como: área cultivada, produção agrícola, vigor vegetativo e oferecer subsídios para o manejo agrícola. As imagens multiespectrais do *RapidEye* utilizam a banda Vermelho Limitrofe, a qual é específica para o monitoramento da atividade fotossintética da vegetação. Assim o trabalho objetivou caracterizar espectralmente o cafeeiro infectado e quantificar o crescimento espaço temporal de áreas da cultura cafeeira infectada. A área de estudo encontra-se localizada no município de Monte Carmelo (Minas Gerais) e tem cerca de 48 hectares formados por cafeeiro em desenvolvimento avançado. A segmentação tornou possível a discriminação do café sadio e o café infectado por nematoide foi possível com o índice de vegetação por diferença normalizada entre o vermelho e o vermelho limitrofe, uma vez que esse intervalo espectral é mais sensível a mudanças na estrutura interna da planta. Através desse estudo foi possível delimitar espacialmente onde incidem as reboleiras presentes na cultura ou quando se trata dos nematoides.

Palavras-chave: Café. Nematoide. Sensoriamento Remoto. Imagens Multiespectrais. Segmentação.

ABSTRACT

Coffee is one of the most important crops in the country, the estimate for the Brazilian crop in 2018 is 59.9 million bags benefited, a scenario that is based on productivity. The factors limiting the production of coffee in Brazil and in the world stand out the phytonematoids, the actions of these microorganisms prevent the growth of coffee, making the coffee less productive. The nematodes in the root system of the coffee tree cause nutritional imbalances in the plant that cause variations in the spectral response of the leaf and defines a characteristic spatial configuration. There is a need for an alternative way of monitoring this parasitism. Remote sensing is a technique that makes it possible to obtain diverse information such as: cultivated area, agricultural production, vegetative vigor and offer subsidies for agricultural management. The multispectral images of RapidEye use the Border Red band, which is specific for the monitoring of the photosynthetic activity of the vegetation. The objective of this study was to spectrally characterize the infected coffee tree and to quantify the temporal space growth of areas of the infected coffee crop. The study area is located in the municipality of Monte Carmelo (Minas Gerais), about 48 hectares and is made up of coffee trees that are under advanced development. Through the segmentation where it became possible to discriminate healthy coffee and nematoid infected coffee, it was possible with the vegetation index by normalized difference between red and borderline red, since this spectral range is more sensitive to changes in the internal structure of the plant. Through this study, it was possible to spatially delimit where the reticulum is present in the crop or when it comes to nematodes.

Keywords: Coffee. Nematodes. Remote Sensing. Multispectral Images. Segmentation.

SUMÁRIO

1 CARATERIZAÇÃO DO PROBLEMA	6
1.1 Introdução	6
1.2.1 Objetivo geral	7
1.2.2 Objetivos específicos	7
1.3 Justificativa	8
2 REVISÃO BIBLIOGRAFICA	8
2.1 Caracterização do patógeno e sua ocorrência na cultura cafeeira	8
2.2 Aplicação do sensoriamento remoto na agricultura.....	10
2.3 Pré-processamento de imagens.....	11
2.4 Correção geométrica	11
2.4.1 Correção atmosférica e calibração radiométricas	12
2.4.2 Normalização	13
2.4.3 Índices de vegetação	14
2.4 Segmentação de imagens.....	14
2.5 Detecção de mudanças.....	15
3 METODOLOGIA.....	16
3.1 Área de estudo.....	16
3.2 Material	16
3.2.1 Imagens multiespectrais RapidEye	17
3.2.2 Hardwares e Softwares para processamento	18
3.3 Desenvolvimento metodológico	18
3.3.1 Fluxograma	18
3.3.2 Aquisição de dados e Pré-Processamento de imagens multiespectrais	19
3.3.3 Registro das imagens	20
3.3.5 Normalização Radiométrica	24
3.3.6 Aplicação de índice	25
3.3.7 Segmentação	26
3.3.8 Subtração de imagens	27
4 RESULTADOS E DISCUSSÕES	29
4.1 Caracterização espectral da cultura em estudo	29
4.2 Discriminação do café infectado a partir de dados multiespectrais e composição de bandas espectrais RapidEye	30
4.3 Processo de segmentação.....	31

5 CONCLUSÃO.....	35
REFERÊNCIAS	36

1 CARATERIZAÇÃO DO PROBLEMA

1.1 Introdução

O café foi introduzido no Brasil por volta do século XVIII, sendo que nessa época a cultura chegou a representar 80% das exportações brasileiras, gerando riqueza e desenvolvimento em suas regiões produtoras (GUIMARÃES et al., 2010). Ainda hoje o café é uma das culturas de maior importância no país, a estimativa para a safra brasileira em 2018, ano de bialidade positiva, é de 59,9 milhões de sacas beneficiadas, com crescimento de 33,2%. A área total, em formação e em produção, deve atingir 2.156,5 mil hectares. A produção do café arábica foi estimada de 45,9 milhões de sacas, com crescimento de 34,1%, e tal crescimento se deve às condições climáticas favoráveis e à melhoria do pacote tecnológico, sobretudo de variedades mais produtivas. O estado de Minas Gerais é o maior produtor do Brasil, com 31,5 milhões de sacas de café arábica e 335,8 mil sacas de café conilon. O Cerrado Mineiro (Triângulo, Alto Paranaíba e Noroeste) teve um aumento da sua área e na produtividade, refletindo numa produção superior à safra anterior em 90,5% (CONAB, 2018).

Dentre os fatores limitantes à produção de café no Brasil e no mundo destacam-se os fitonematoides, que são considerados o grupo de metazoários mais abundantes na biosfera. As ações desses microrganismos impedem o crescimento do cafeeiro, tornado o café menos produtivo. O potencial de dano que é causado por um determinado nematoide está relacionado com a sua população nas raízes e no solo (ALFENAS et al., 2007). De forma geral, os nematoides fitoparasitos são limitantes ao cultivo do cafeeiro, principalmente em solos arenosos, com baixa fertilidade e deficiência hídrica.

Plantas atacadas por esses nematoides apresentam diversos sintomas como desnutrição, queda de folhas ou depauperamento geral nas lavouras. Dependendo da cultivar plantada, espécie e raça do parasito e condições de cultivo, podem ocorrer galhas ou fendilhamento radicular, redução na absorção de nutrientes e translocação de água, redução na tolerância ao stress hídrico, clorose, desfolhamento da parte aérea, redução de produtividade e morte (GOELDI, 1892, apud SANTOS, 2000).

Na maioria das culturas as infestações ocorrem em forma de reboleiras. Assim para se obter um controle deve-se observar o sistema radicular das plantas para detectar os sintomas específicos, sendo galhas arredondadas, engrossamentos, descascamento, necrose, lesão e redução no sistema radicular, tornando assim possível fazer a separação entre o café sadio e o infectado (SALGADO et al., 2011).

Para se diagnosticar plantas infectadas por nematoides em grandes áreas, estimando sua população e os seus níveis de infecção, os trabalhos são onerosos e nem sempre viáveis, pelo fato da necessidade de uma análise laboratorial com um grande número de amostras do solo, demandando tempo e um alto recurso financeiro. Desta forma, há um constante desenvolvimento de métodos alternativos mais efetivos para se quantificar as áreas com ocorrência de pragas para uma intervenção mais eficaz.

O sensoriamento remoto agrícola se alia a este cenário, pois, essa técnica torna possível obter diversas informações, sendo possível estimar área cultivada, produção agrícola, vigor vegetativo e oferecer subsídios para o manejo agrícola em diversos níveis. No âmbito da agricultura de precisão, o uso dessa ferramenta possibilita controle e análise dos dados agrícolas, orientando na tomada de decisão e na aplicação de insumos nas áreas infectadas.

No intuito de tornar essa ferramenta cada vez mais viável, criaram-se satélites como WorldView 2, Sentinel 2 e o RapidEye que utilizam a banda Vermelho Limítrofe, a qual é específica para o monitoramento da atividade fotossintética da vegetação, permitindo a separação de espécies e o monitoramento da sanidade da vegetação. Assim, a técnica de sensoriamento remoto, aliado a estes sensores orbitais, possibilita o mapeamento da distribuição espacial do parasita na cultura cafeeira, pelo fato do mesmo apresentar uma baixa mobilidade temporal e um padrão geométrico típico sobre o dossel da vegetação (MARTINS, 2016).

Dada a baixa mobilidade dos nematoides e que seu parasitismo causa um desequilíbrio nutricional na planta, interferindo diretamente nas características geométricas e espectrais do dossel agrícola, a hipótese deste estudo permeia-se no conceito que o sensoriamento remoto orbital é uma ferramenta apropriada para monitorar variações geométricas temporais das áreas infectadas da cultura cafeeira.

1.2.1 Objetivo geral

Conhecido a necessidade de monitorar as áreas da cultura cafeeira infectada por nematoides, o objetivo geral deste trabalho foi mapear o crescimento espaço-temporal da infecção de nematoide na cultura cafeeira, a partir de imagens multiespectrais *RapidEye*.

1.2.2 Objetivos específicos

- Caracterizar espectralmente o cafeeiro infectado a partir de bandas e índices espectrais;

- Quantificar o crescimento espaço temporal de áreas da cultura cafeeira infectada.

1.3 Justificativa

Os nematoides constituem o grupo mais diverso e abundante do reino animal, sendo quatro de cada cinco animais do planeta. Enquanto a maioria desses nematoides é benéfica, degradando e mineralizando a matéria orgânica, algumas espécies são importantes patógenos de plantas (ALFENAS et al., 2007).

Os nematoides que atacam o café podem dizimar toda a cultura cafeeira, ocasionando grandes prejuízos aos cafeicultores (KIMATI et al., 1997). Dessa maneira, é necessário um controle maior das infestações para que não haja degradação das lavouras nem, uma perda total da mesma.

Esses fitopatógenos ocasionam diversas lesões na planta como necroses nas raízes que levam à morte de muitos segmentos radiculares, resultando na redução do volume total de raízes e, em consequência, na morte de plantas, onde causa alterações na resposta espectral da folha, estabelecendo uma assinatura espectral nas regiões infectadas, sujeito a detecção em imagens multiespectrais (MARTINS, 2016).

Diante desse contexto, existe a necessidade de uma forma alternativa de monitorar este parasitismo. O monitoramento de maneira remota aliado a imagens multiespectrais demonstra eficácia na investigação de pragas e doenças sem necessidade de ir a campo. Imagens como as do satélite *RapidEye* juntamente com as técnicas de sensoriamento remoto para a detecção, auxiliam de maneira mais adequada e precisa na identificação desses fitopatógenos, se tornando uma ferramenta potencial para o controle dos mesmos de uma maneira em que diminui a utilização de defensivos agrícolas, como os agrotóxicos, trazendo assim tanto benefícios ao produtor quanto ao meio ambiente. Porém, praticamente não existem estudos que avaliem o potencial desta ferramenta voltado à cultura cafeeira, por isso a relevância desta pesquisa.

2 REVISÃO BIBLIOGRAFICA

2.1 Caracterização do patógeno e sua ocorrência na cultura cafeeira

A palavra nematoide é o nome que se utiliza para os helmintos parasitas de plantas, o mesmo tem diversas características, sendo: possuem sistema bilateral, são pseudocelomados,

geralmente fusiformes ou vermiformes, ou seja, cilíndricos com as extremidades afiladas. Os nematoides podem ser: algófagos, bacteriófagos, protozoófagos, carnívoros ou predadores e, parasitas de plantas superiores. Este patógeno pode ser dividido em:

- Endoparasitas sedentários: são aqueles que penetram no sistema radicular e não retornam ao solo, porque, quando se instala no interior das raízes, se desenvolvem de forma desproporcional e não consegue se locomover.
- Endoparasitas migradores: são aqueles que se penetram nas raízes, se locomovendo e alimentando, e quando a raiz entra em decomposição, o mesmo retorna ao solo para se tornar parasita de outra raiz (MICHEREFF, 2001).

Segundo a Sociedade Brasileira de Nematologia - SBN (2017), os nematoides em seu processo evolutivo, sofreram diversas modificações em sua organização morfológica se tornando assim um parasita, atacando também as plantas, nomeados como nematoides fitoparasitas ou, simplesmente, fitonematoides. O ataque do patógeno ocorre, na maioria das vezes nas raízes e os danos causados, bem como as perdas decorrentes, são bastante variáveis e influenciados por uma série de fatores. No geral, os danos resultam exclusivamente do parasitismo dos mesmos, porém em alguns casos além de danos diretos, os nematoides envolvidos também podem atuar como percussores de vírus, aumentando de forma significativa as perdas nas culturas atacadas.

Dentre as diversas doenças em que o café está exposto e que reduzem a sua produtividade, os nematoides são responsáveis por significativa redução na produção, em alguns casos até mesmo o abandono da produção. Até 2005, pelo menos 40 espécies, pertencentes a 31 gêneros de fitonematoides foram encontradas associadas nas raízes dos cafeeiros do Brasil. Entre os 31 gêneros de nematoides, os que mais prejudicam são *Meloidogyne* e *Pratylenchus*, dentre estes se destacam as espécies *M. coffeicola*, *M. paranaensis*, *M. incognita*, *M. goeldii* e *M. exigua* e o *P. coffea* que são os mais presentes no estado de Minas Gerais. Estes patógenos causam um desequilíbrio nutricional na planta interferindo diretamente na sua coloração e desenvolvimento (KIMATI et al., 2005).

A Figura 1 mostra os sintomas aparentes de uma planta infectada por nematoide e em seguida a degradação da raiz da planta.

Figura 1- (A)- Clorose foliar devido a presença de Nematóides no Café. (B)- Raízes de café com sintomas do nematoide de galha



Fonte: SILVA et al., 2009 apud (MARTINS (2016)

2.2 Aplicação do sensoriamento remoto na agricultura

Devido a avanços tecnológicos, o sensoriamento remoto se tornou uma ferramenta indispensável quando se trata de monitoramento agrícola, pelo fato da mesma proporcionar o auxílio na supervisão do desenvolvimento da cultura durante o todo o período em estudo, sendo, delimitação de possíveis áreas de cultivo, determinação de área cultivada, entre outros aspectos, outras possibilidades e a sua utilização para identificação de áreas contaminadas por patógenos (MARTINS, 2016).

Com a finalidade do controle de doenças é necessário avaliar a efetividade de um tratamento específico quando se refere aos fitopatógenos, surgindo a necessidade de estudos para avaliar as medidas em faixas espectrais não perceptíveis ao olho humano. Assim o sensoriamento remoto proporciona a caracterização aprimorada dos alvos, onde tem mostrado uma eficácia na detecção de doenças que ocasionam a alteração de cor implicando na modificação de sua característica espectral (MARTINS, 2016)

Mediante este contexto o uso de imagens de satélite se torna o melhor caminho para gerenciar e diagnosticar o comportamento ou o potencial agrícola de uma região, pois, as informações derivadas de imagens orbitais provêm respostas rápidas e seguras, diretamente vinculadas a avaliação, monitoramento e mapeamento eficientes dessas áreas. Assim, o sensoriamento remoto em relação à atividade agrícola nos mostra diversos potenciais como: Mapeamento das áreas agrícolas, monitoramento de culturas agrícolas, estimativa de área de culturas, estimativa de produtividade, mapeamento de áreas de irrigação (pivô), fiscalização de crédito agrícola, detecção de estresse em plantas, previsão de safras, entre outras aplicações (INPE, 2017).

Com este cenário existem programas que utilizam desta ferramenta para o monitoramento das culturas agrícolas, tais como, CANASAT, CAFESAT, e mostram o potencial do sensoriamento remoto voltado à agricultura (INPE, 2017).

2.3 Pré-processamento de imagens

As imagens são adquiridas de forma bruta, pois, apresentam degradações radiométricas, erros esporádicos na transmissão dos dados, influências atmosféricas e distorções geométricas. Se estas imperfeições não forem corrigidas comprometerão os produtos que serão gerados. O pré-processamento é a etapa preliminar do tratamento digital de imagens e é definido como conjunto de métodos e técnicas que permite a correção dos erros provenientes no processo de obtenção dos dados (NOVO, 2010). Sendo assim, torna-se necessário realizar devidas correções e calibrações.

2.4 Correção geométrica

Erros geométricos são causados por diversos fatores sendo eles: posicionamento do satélite, movimentos da terra, curvatura da terra, largura da faixa imageada e variação na posição da plataforma de aquisição (altura, velocidade, direção, entre outros) (NOVO,2010).

Os sensores de varredura demoram um tempo para obter uma cena. Durante esse tempo em que as linhas de varredura estão sendo obtidas, a terra gira de oeste para o leste, de modo em que um ponto imageado no fim da cena estará a oeste do ponto imageado no início da cena. Os dados são imageados em forma de grade, a matriz resultante irá fazer com que o ponto imageado esteja posicionado a leste da sua posição geográfica. Para se corrigir este erro é preciso acrescentar um *offset* na imagem, proporcional ao movimento da deslocação de sua orbita em direção a oeste, dependendo da velocidade do satélite em relação a velocidade terrestre e do tamanho da cena imageada (NOVO, 2010). A equação 1 mostra a fórmula de correção da variação do pixel.

$$p_{\theta} = \beta h \sec^2 \theta = p \sec^2 \theta \quad (1)$$

Onde:

- p_{θ} = tamanho do pixel no ângulo de varredura θ ;

- β = ângulo instantâneo de visada;
- h = altura da plataforma.

2.4.1 Correção atmosférica e calibração radiométricas

Os efeitos da atmosfera mediante as imagens dos sensores é a redução do contraste entre os objetos de uma cena. A atmosfera reduz também a possibilidade de pequenos objetos nos alvos ou também de diferenciar objetos que tem pequena variação na intensidade do sinal (NOVO, 2010).

Dentre as maneiras mais eficazes para ser corrigir a imagem atmosféricamente, utilizando-se o *software* ENVI 5.0 se destaca o FLAASH (*Fast Line-of-sight Atmospheric Analysis of Spectral Hypercubes*) que é um módulo de correção atmosférica que abrange vários sensores, pois, o mesmo utiliza algoritmos mais avançados como o MODTRAN, que proporciona uma melhor capacidade para a correção atmosférica de imagens multiespectrais e hiperespectrais (ENVI, 2017).

Erros radiométricos são causados pela configuração e operação do sensor. Dentre esses erros os mais comuns e prejudiciais a extração são relacionados ao sistema de detectores, ou seja, o sensor não tem uma detecção ideal e constante da radiação. Outro erro radiométrico é obtido através do processo de imageamento que é a falta de linhas na imagem (*missing scan lines*). Essa ausência de linhas é provocada por mudança na órbita do satélite, por falhas na recepção do sinal, entre outros (NOVO, 2010).

Para corrigir essas limitações deve-se realizar as conversões dos números digitais (NDs) sendo, registrar em valores físicos através do conhecimento das características de navegação do sensor que mostra a imagem, assim como das condições ambientais no momento real a geração das imagens. Para se converter NDs em valores físicos, em primeiro lugar, deve-se transformar os números digitais de uma imagem em valores de radiância aparente (MARTINS, 2016). O mesmo é representado pela equação 2.

$$L_0(\lambda) = L_{min}(\lambda) + \frac{(L_{max}(\lambda) + L_{min}(\lambda))}{2^x} * ND(\lambda) \quad (2)$$

Onde:

- X é número de bits;
- $L_{min}(\lambda)$ valor de radiância mínima;

- $L_{\max}(\lambda)$ valor de radiância máxima.

2.4.2 Normalização

A normalização radiométrica consiste em minimizar as influências através de dois passos: 1º aquisição de um conjunto de dados de controle com características de baixo ou nenhuma variação em seus valores de reflectância média entre as imagens, o 2º passo é determinar de forma empírica os coeficientes para a transformação linear de todas as imagens de acordo com os dados de referência (PONZONI et al., 2012).

O conjunto de dados para o controle é composto pelos valores dos fatores de reflectância bidirecional (FRB), considerados não variantes ou estáveis ao longo do tempo. Os invariantes são considerados como, solos expostos, curso d'águas, estradas, entre outros. O mesmo tem um conjunto composto por objetos claros ou escuros de cada banda, de forma que irá permitir estabelecer uma regressão linear para definir novos valores dos FRBs intermediários. Em uma série temporal de imagens é indispensável a utilização de uma imagem de referência. Nas imagens de cada banda são identificados os objetos mais claros e escuros da cena, que não possuam nenhuma variação espectral de forma temporal. Esse mesmo procedimento é adotado com as demais imagens que se pretende normalizar em relação àquela de referência (PONZONI et al., 2012).

Para se localizar os pixels, será aplicada uma máscara temática que deve estar contida no fator de reflectância, assim se tornará possível gerar o coeficiente de transformação linear, o qual se apresentará correspondente com a imagem de referência (PONZONI et al., 2012). Essa máscara é representada pela seguinte equação 3:

$$T_i = m_i * x_i + b_i \quad (3)$$

Onde:

- $m_i = (B_{ri} - D_{ri}) / (B_{si} - D_{si})$;
- $b_i = (D_{ri} * B_{si} - D_{si} * B_{ri}) / (B_{si} - D_{si})$;
- T_i = FRB da imagem referência;
- x_i = FRB da imagem a ser normalizada;
- B_{ri} = média do conjunto de referência clara;
- D_{ri} = média do conjunto de referência escura;
- B_{si} = média do conjunto claro a ser normalizado;

- D_{si} = média do conjunto escuro a ser normalizado;
- i = bandas do sensor em estudo.

2.4.3 Índices de vegetação

A partir da década de 60, vários cientistas vêm estudando e modelando diversos parâmetros biofísicos da vegetação a partir do sensoriamento remoto. Este esforço envolve o uso de índices de vegetação, que são medidas radiométricas adimensional, que indicam a abundância relativa e a atividade da vegetação verde. No entanto, foram criados diversos outros índices utilizados para inúmeros estudos, como: Índice de Vegetação Ajustado ao Solo Modificado, Índice de Vegetação Triangular, Índice de Vegetação Ajustado ao Solo, Índice de Vegetação por Diferença Normalizada, etc. (MARTINS, 2013). Para este estudo daremos uma ênfase maior no NDVI, já que o mesmo atende o que será proposto no presente trabalho.

O índice de diferença normalizada NDVI, é um índice utilizado para discriminar a vegetação. Este índice é calculado usando imagens das bandas espectrais do vermelho (R) e infravermelho próximo (NIR), pois, a vegetação absorve uma elevada parcela da luz vermelha incidente, provocando uma baixa reflectância em sua faixa espectral correspondente ao vermelho. No entanto, ela reflete uma grande parcela de energia relativa ao infravermelho. Baseado nesse grande salto de reflectância entre o vermelho e infravermelho, se propôs o NDVI, o qual é bastante utilizado como indicador de vegetação. A Equação 4 é usada no cálculo do NDVI e é aplicada diretamente sobre cada par de pixel (R, NIR), produzindo um valor pertencente ao intervalo $[-1, 1]$.

$$NDVI = \frac{NIR - R}{NIR + R} \quad (4)$$

Quanto mais próximo de 1, maior é a certeza de estar se tratando de um pixel de vegetação (JENSEN, 2000).

2.4 Segmentação de imagens

A segmentação é um processo que possibilita a divisão das imagens em regiões homogêneas, descritas por características como média, variância, área, perímetro, entre outros. Assim, a segmentação pode ser processada com base em duas características dos tons de cinza de uma imagem: descontinuidade e similaridade (ALMEIDA FILHO et al., 1998).

Para a descontinuidade se detecta mudanças bruscas dos níveis de cinza de uma cena. Já o método da similaridade é baseado no agrupamento dos pixels que têm uma semelhança

com os vizinhos próximos, assim, a similaridade é determinada através de uma tolerância T , a qual é representada pela distância Euclidiana entre os centros dos segmentos que contêm um único rótulo de identificação. O processo é iniciado a partir de um pixel que vai agrupando vizinhos que satisfazem ao critério de similaridade da distância Euclidiana. O crescimento da procura continua até que sejam encontrados pixels que não irão satisfazer esse critério. Desta forma uma nova região se iniciará cuja média inicial é o valor do novo pixel. A definição do limiar de similaridade é uma etapa crítica do processo, pelo fato de que irá determinar a densidade da segmentação: se o limite inicial de similaridade for muito baixo, o processo agregará poucos pixels às regiões; por outro lado, se for muito alto, pixels representativos de muitas regiões serão incorretamente agrupados (ALMEIDA FILHO et al., 1998).

2.5 Detecção de mudanças

A detecção de mudanças é o reconhecimento de alterações nos padrões característicos de determinado alvo nas imagens em certo período de tempo. Essa técnica tem sido interesse em áreas como sensoriamento remoto, diagnósticos médicos, planejamento urbano e vigilância por vídeo (ZANOTTA; HAERTEL, 2012).

Deste modo, a utilização desta técnica é vista como uma importante fonte de conhecimentos para se monitorar a superfície terrestre pelo fato de que as imagens de satélites obtêm diversas informações e desempenham papel significativo na capacidade de analisar uma área a ser estudada (DIEDRICH; NARVAES, 2013). Em sensoriamento remoto, a detecção de mudança, em imagens multitemporais tem sido aplicada no monitoramento agrícola, florestal, de áreas urbanas, entre outras (ZANOTTA; HAERTEL, 2012).

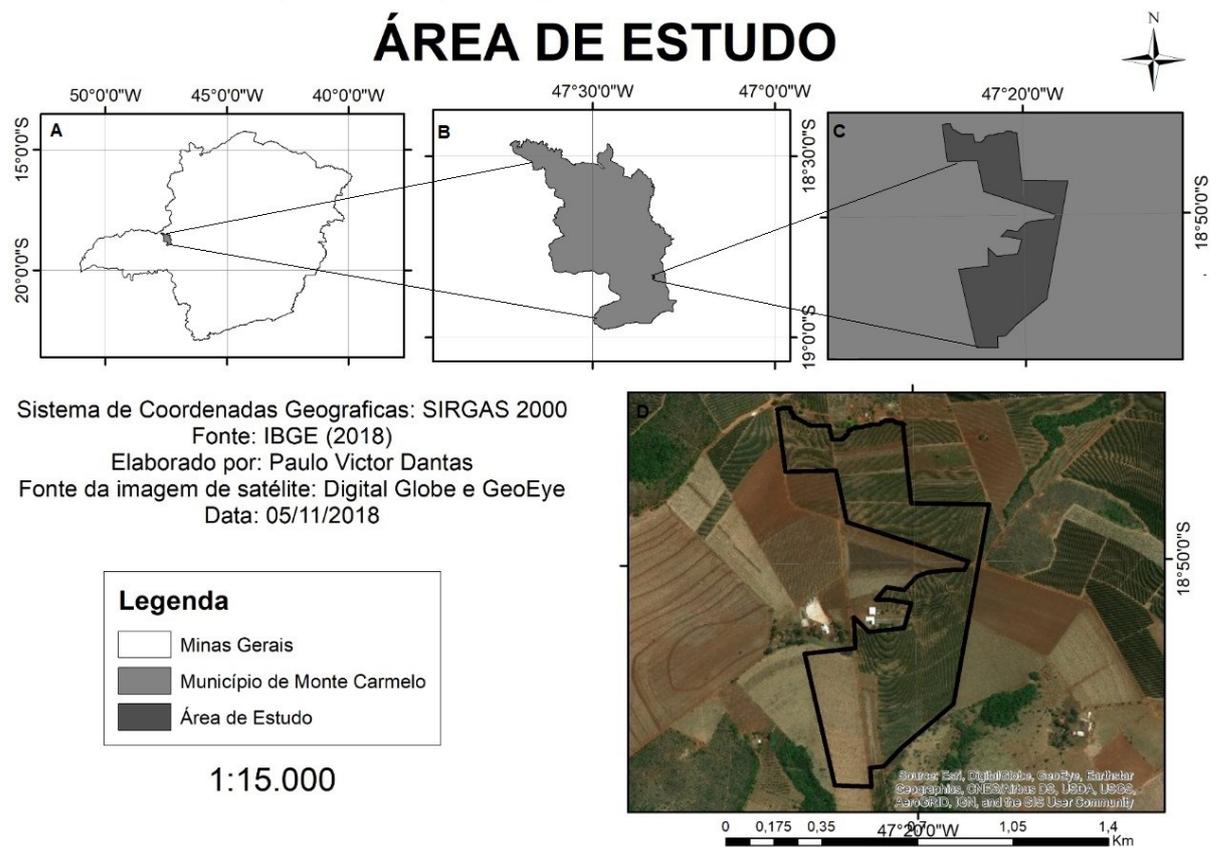
O processo de distinguir mudanças em um conjunto de pixels em uma imagem de teste e uma imagem de referência é o básico na detecção de mudanças. As mudanças que devem ser consideradas nesse processo são: aparecimento ou desaparecimento de objetos, movimentação de objetos e mudanças na forma dos objetos. Um sistema de detecção de mudanças para ser considerado robusto, deve ser sensível à movimentação do sistema de aquisição de imagens, ruídos e variações de luminosidade na cena. O desenvolvimento de técnicas robustas e sensíveis a este tipo de fatores um dos grandes desafios na área de processamento digital de imagens (RODRIGUES, 2016).

3 METODOLOGIA

3.1 Área de estudo

A área de estudo encontra-se localizada no município de Monte Carmelo (Minas Gerais). A mesma está situada nas coordenadas centrais WGS-84/UTM, 254.002,39 m (E) e 7.915.871,50 m (N), zona 23 sul, tem cerca de 48 hectares e são formados por cafeeiro em desenvolvimento avançado, estima-se que a mesma encontra com sintomas de nematoides, a Figura 2 mostra a área de localização.

Figura 2 – Área de estudo. (A) O Estado de Minas Gerais em destaque o município de Monte Carmelo. (B) Município de Monte Carmelo. (C) Perímetro da Região em estudo. (D) Representação por imagem de satélite da área de estudo



Fonte: O autor

A escolha da área se deu pelo da obtenção previa que de a mesma se encontrava em um avançado estagio de contaminação por nematoides, preexistente em estudo anterior da área.

3.2 Material

3.2.1 Imagens multiespectrais *RapidEye*

Para obtenção dos dados foram utilizadas imagens do satélite *RapidEye*, tomadas em 12/03/2011, 27/05/2012, 18/09/2013, 27/05/2014, 25/12/2015, 19/05/2016 e 11/05/2017, adquiridas no Nadir. As características do sistema é representado pelo Quadro 1.

Quadro 1- Particularidades do sistema *RapidEye*

Número de Satélites	5
Altitude da Órbita	630 km, órbita síncrona com o Sol
Hora de Passagem no Equador	11:00 hs (aproximadamente)
Velocidade	27.000 km/h
Largura da Imagem	77 km
Tempo de Revisita	Diariamente (off-nadir); 5,5 Dias (nadir)
Capacidade de Coleta	4,5 milhões de Km ² /dia
Tipo do Sensor	Multiespectral (pushbroom imager)
Bandas Espectrais	5 (Red, Green, Blue, Red-Edge, Near IR)
Resolução Espacial (nadir)	6,5 m
Tamanho do Pixel (ortorretificado)	5 m
Armazenamento de Dados a Bordo	1.500 km de dados de imagens por órbita
Resolução Radiométrica	12 bits
Velocidade de Download (banda X)	80 Mbps

(FELIX, 2009)

O sensor multiespectral composto de scanners de linha, com 12.000 pixels cada, capazes de capturar imagens em cinco bandas espectrais, com alcance de comprimento de onda entre 440 μm e 850 μm , sendo azul (0,440-0,510 μm), verde (0,520-0,590 μm), vermelho (0,630-0,685 μm) vermelho limítrofe (0,690-0,730 μm) e infravermelho próximo (0,760-0,850 μm). O mesmo tem uma particularidade que é o primeiro sistema orbital a incluir a banda Red-Edge, uma banda específica para o monitoramento da atividade fotossintética da vegetação. A

resolução espacial original de cada banda é de 6,5 metros, e após a ortorretificação as bandas são reamostradas para uma resolução de 5 metros, resultando em imagens corrigidas com precisão de detalhes compatível com escala 1:25.000 (FELIX, 2009). As imagens foram disponibilizadas pelo Ministério do Meio Ambiente (MMA), através da página, ‘Geo Catálogo’.

3.2.2 *Hardwares e Softwares* para processamento

Foi utilizado um *Notebook* Samsung, Intel Core i5-5200U, 4GB de memória RAM, 500GB HD e sistema operacional Windows 10 Pro de 64 bits;

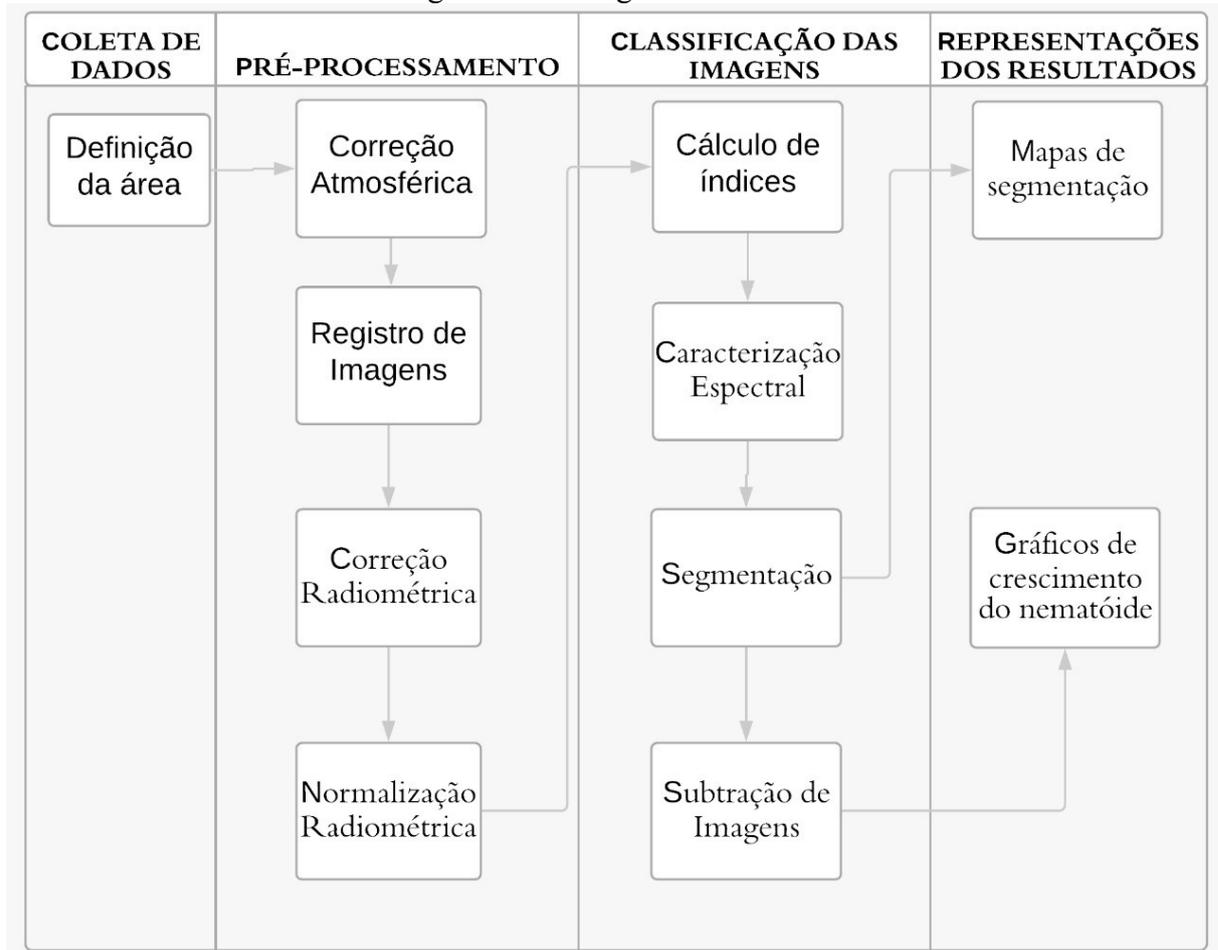
O software ENVI 5.0 (*Environment for Visualizing Images*) foi utilizado para correção atmosférica e classificação das imagens multiespectrais; ArcGis 10 fabricado pela empresa ESRI (*Environmental Systems Research Institute*), utilizado para elaboração dos mapas temáticos; Excel utilizado para os cálculos de crescimento e confecção de gráficos.

3.3 **Desenvolvimento metodológico**

3.3.1 Fluxograma

A metodologia aplicada neste estudo tem sua sequência ilustrada na Figura 3, assim as etapas foram divididas em quatro partes, que são: Coleta de dados, Pré-processamento, Classificação das imagens e a Representação dos resultados.

Figura 3 – Fluxograma do estudo



Fonte: Autor

3.3.2 Aquisição de dados e Pré-Processamento de imagens multiespectrais

Baseando se no fluxograma (Figura 3), identificou-se a instituição para se adquirir as imagens *RapidEye*. No Brasil estas imagens são disponibilizadas para os servidores através do site do MMA (Ministério do Meio Ambiente). Assim, as imagens multiespectrais *RapidEye* foram obtidas através da plataforma: Geo Catálogo do Ministério do Meio Ambiente sendo oito imagens de 2011 a 2017.

O pré-processamento consistiu em estabelecer uma forma de transformar a imagem que se encontra em estado bruto para o formato físico, ou seja, converter números digitais em reflectância de alvos na superfície. Esta etapa é de grande valia para este estudo, pois, deve-se retirar grande parte dos erros sistemáticos que estão envolvidos na aquisição da imagem, sendo os erros de geometria da imagem, influência atmosférica (absorção e espalhamento) e deteriorações radiométricas.

3.3.3 Registro das imagens

A primeira etapa do pré-processamento de imagens foi a aplicação do registro de imagens, no software ENVI, na ferramenta *Map*, aba *Registration*, pelo fato que o estudo tem por finalidade a análise temporal de imagens. Neste caso, se escolheu uma imagem do ano de 2017 pra ser utilizada como referência. Assim foram determinados pontos homólogos entre a imagem de referência e as imagens a serem registradas.

Para validar o processo e o tornar preciso, o registro foi realizado de forma a equivaler 6 pontos homólogos entre a imagem de referência e as registradas. O processo de registro baseia-se nos parâmetros de uma transformação afim, onde os pontos são distribuídos espaçados para garantir o escalonamento da imagem. Dessa forma foi definida uma acurácia submétrica para que as transformações entre os dados tornasse possível. Deve-se ressaltar que os pontos escolhidos foram pontos antrópicos (pontos invariantes ao tempo) e de fácil visualização, sendo os mesmos presentes em todas as imagens, conforme apresentado na Figura 4.

Figura 4 - Registro da imagem. Em vermelho, destaca-se os seis pontos de apoio definidos para o registro

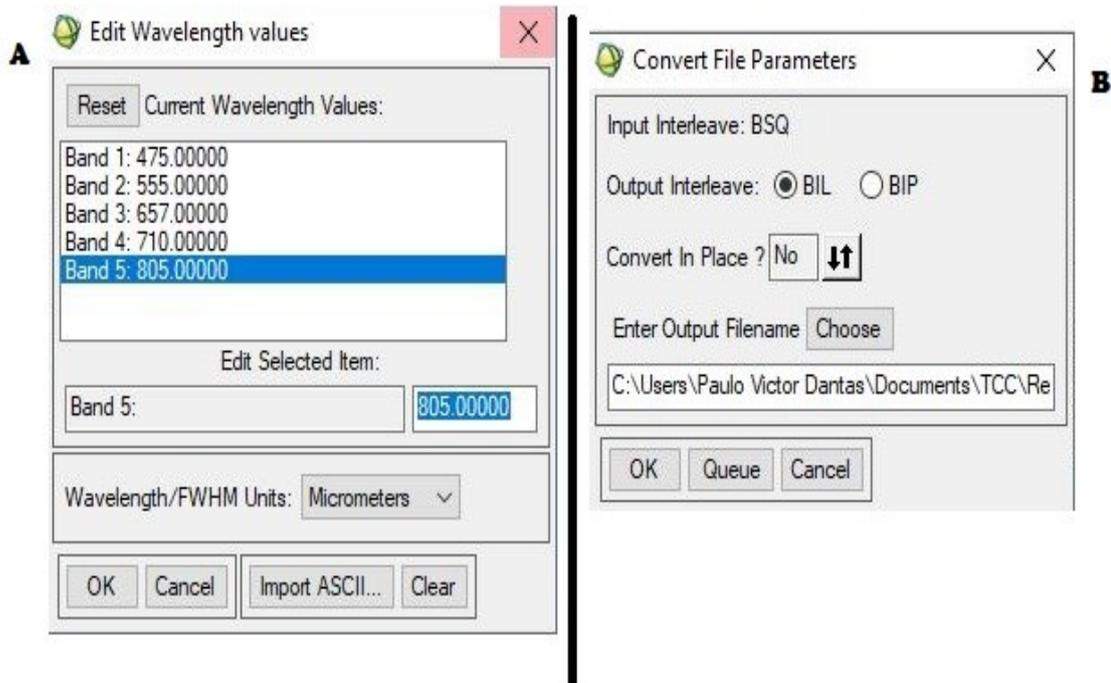


3.3.4 Correção Atmosférica

Para se compensar os efeitos atmosféricos, o modelo de correção atmosférica baseado em MODTRAN o *Fast Line-of-sight Atmospheric Analysis of Hypercubes* (FLAASH) foi aplicado por meio do software ENVI, convertendo os valores de radiância para reflectância bidirecional de superfície, sendo a mais indicada quando se trata de imagens multiespectrais de média e alta resolução espacial.

Para se aplicar este método foi necessário conhecer o comprimento de onda de cada banda da imagem e indicá-los no cabeçalho da imagem. Após esse procedimento foi necessário converter a imagem para o formato Bil, o qual é definido como formato padrão para ativar o módulo de correção FLAASH, conforme descrito na Figura 5.

Figura 5 - Quadro 'A' Aplicado os valores dos respectivos comprimentos de onda para as demais bandas. Quadro 'B' convertendo a imagem para o formato "BIL" para satisfazer o padrão imposto pelo algoritmo FLAASH.



Após a aplicação dos parâmetros exigidos existe a necessidade de se informar outros parâmetros para ajustar o modelo de correção atmosférica implementado no módulo FLAASH, sendo eles: fator de escala 1000 para todas as imagens corrigidas, especificar o tipo de sensor, a data e horário de aquisição da imagem, altitude do terreno, coordenada central da cena, tamanho do pixel e altitude do sensor, como será mostrado na Figura 6.

Figura 6 - Correção atmosférica com os devidos parâmetros para adaptar o modelo de correção a área de estudo

FLAASH Atmospheric Correction Model Input Parameters

Input Radiance Image: C:\Users\Paulo Victor Dantas\Documents\TCC\Recortes\recorte-2014-bil

Output Reflectance File: C:\Program Files (x86)\ITT\IDL71\lib\hook\

Output Directory for FLAASH Files: C:\Program Files (x86)\ITT\IDL71\lib\hook\

Rootname for FLAASH Files:

Scene Center Location: DD <-> DMS

Sensor Type: UNKNOWN-MSI

Flight Date: May 24 2014

Lat: -18.650488

Lon: -47.502499

Sensor Altitude (km): 630.000

Ground Elevation (km): 900.000

Pixel Size (m): 5.000

Flight Time GMT (HH:MM:SS): 14:07:30

Atmospheric Model: Tropical

Aerosol Model: Rural

Water Retrieval: No

Aerosol Retrieval: 2-Band (K-T)

Water Column Multiplier: 1.00

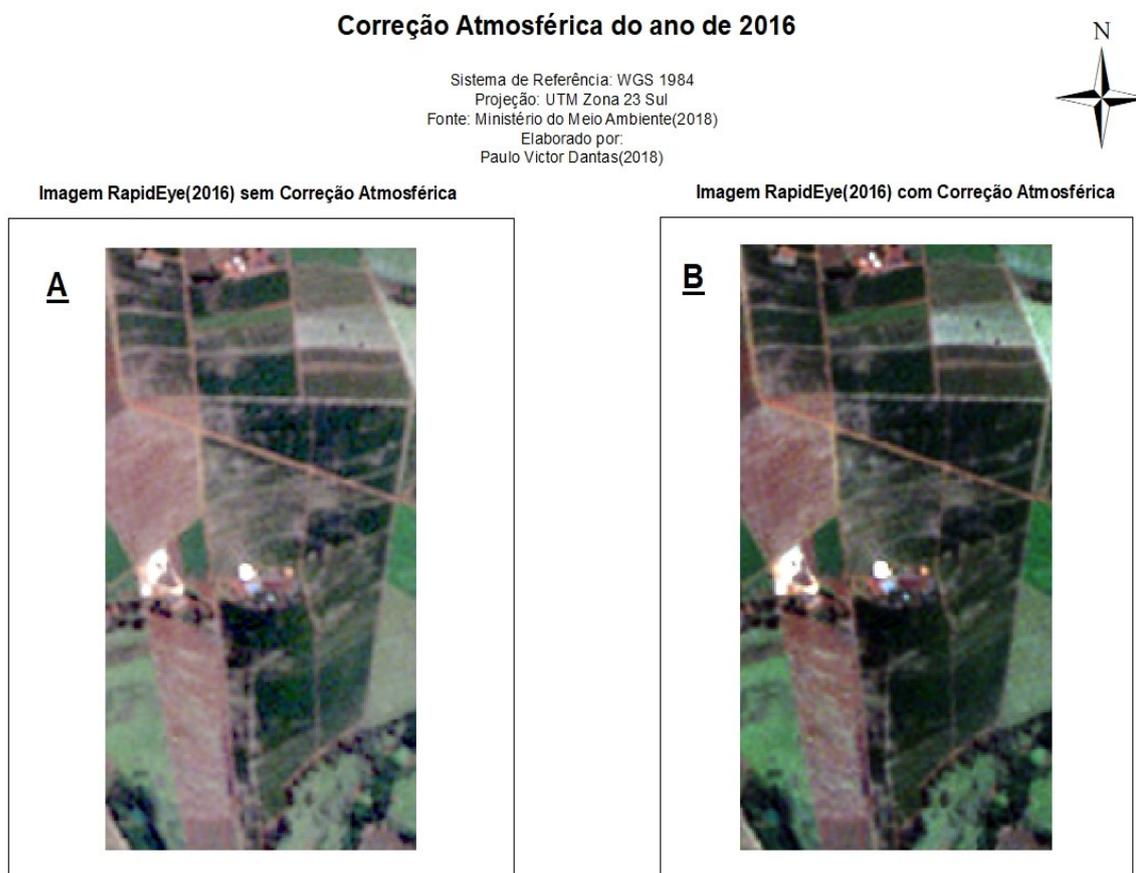
Initial Visibility (km): 40.00

Apply Cancel Help

Multispectral Settings... Advanced Settings... Save... Restore...

Depois de feita a correção notou-se uma diferença de resolução e a discriminação de alvos entre a imagem “bruta” (números digitais) e a “corrigida” depois da correção FLAASH, conforme exposta na Figura 7.

Figura 1 - Imagem da área de estudo para o ano de 2016. (A). Imagem sem correção Atmosférica. (B) imagem com a correção FLAASH



3.3.5 Normalização Radiométrica

Após a correção atmosférica foi realizada a normalização radiométrica, com o objetivo de garantir a homogeneidade radiométrica de todas as imagens, se tratando de imagens de diversas datas este processo é crucial para posteriormente realizar a classificação das mesmas. Foi utilizada a imagem do ano de 2017 como referência neste processo, devido a uma qualidade radiométrica superior, aferido visualmente a partir de espectros de reflectância.

A normalização radiométrica multivariada de intervalos foi realizada para cada banda de todas as imagens, utilizando cada banda da imagem de 2017 como referência, sendo assim foi normalizada seis imagens e cada imagem do RapidEye possui cinco bandas, gerando assim trinta equações de normalização radiométrica. A Figura 8 ilustra a diferença na assinatura espectral da imagem após a normalização onde, a imagem do lado esquerdo é uma imagem no seu estado ‘bruto’ e a imagem a direita encontra-se normalizada.

Figura 8 – Diferença entre a imagem bruta para a normalizada



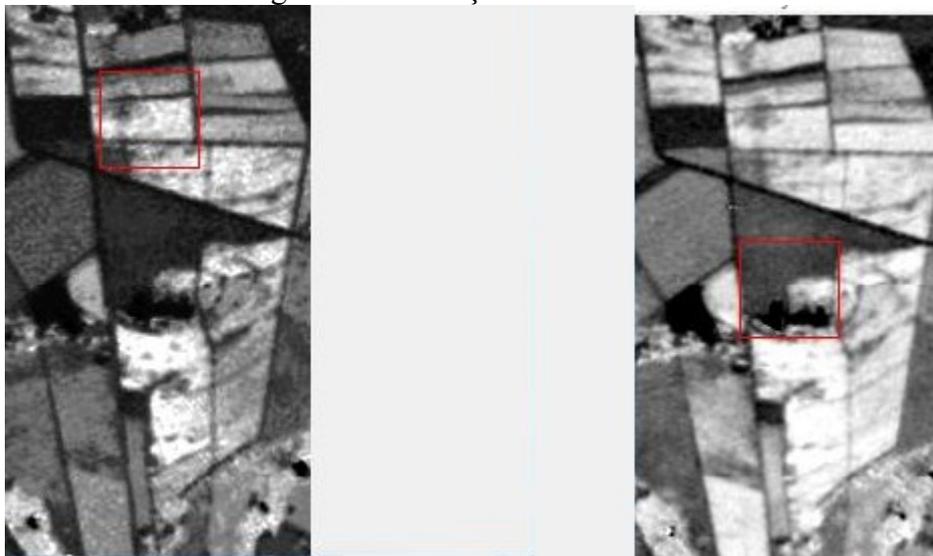
3.3.6 Aplicação de índice

Posteriormente, afim de explorar o comportamento espectral da vegetação por meio da combinação de diferentes faixas do espectro eletromagnético, em especial na faixa do Vermelho Limitrofe (690-730nm), foram confeccionados alguns índices de vegetação, conforme a Equação (4) descrita acima, o qual não se discerniu espectralmente os alvos, em seguida se utilizou a Equação (5) onde se obteve uma melhor discriminação dos alvos.

$$NDVI \text{ Vermelo limitrofe} = \frac{\text{vermelho limitrofe} - \text{vermelho}}{\text{vermelho limitrofe} + \text{vermelho}} \quad (5)$$

A fim de aferir visualmente a diferença na discriminação das reboleiras foi confeccionada uma figura expondo a aplicação dos dois índices (Figura 9).

Figura 9: Diferença entre os índices



Analisando a Figura 9 que demonstra o NDVI Vermelho Limítrofe, à esquerda percebe-se uma melhor discriminação de possíveis focos de nematoides, já na composição normal do NDVI, à direita, não são evidentes os focos da doença.

3.3.7 Segmentação

Após analisar o histograma constatou que, a média dos pixels amostrados em regiões de provável infecção por nematoides, estava enquadrada dentro da média do histograma. Partindo do princípio de que os valores de máximo e mínimo dentro das reboleiras sempre ficaram em torno de $-1/4\sigma$ em função da média a $+1/4\sigma$ onde, se busca assegurar que o intervalo utilizado será o de áreas infectadas por nematoides, conforme será apresentado na equação (6) onde se define o limite superior da segmentação e a equação (7) o limite inferior da segmentação.

$$\text{Limite Superior} = \sum \frac{x_i}{n} + \frac{1}{4} \sqrt{\sum \frac{(x_i - \bar{x})^2}{n-1}} \quad (6)$$

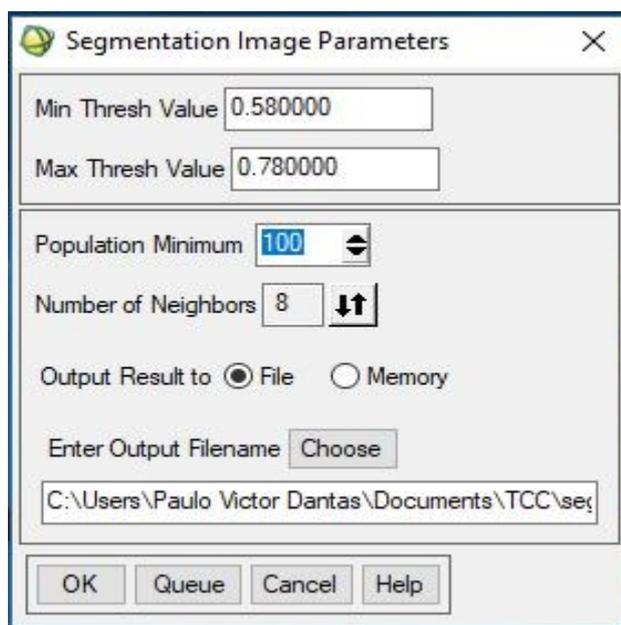
$$\text{Limite Inferior} = \sum \frac{x_i}{n} - \frac{1}{4} \sqrt{\sum \frac{(x_i - \bar{x})^2}{n-1}} \quad (7)$$

Onde:

- x_i = i-ésimo pixel do NDVI Vermelho Limítrofe;
- n = número de pixels;
- \bar{x} = média dos pixels do NDVI Vermelho Limítrofe;

A Figura 10 ilustra os parâmetros de entrada exigidos para a segmentação, no *software* ENVI através da ferramenta *segmentation image parameters*, onde os mesmos são provenientes das equações (6) e (7) fornecendo o mínimo e o máximo adotado para as demais segmentações.

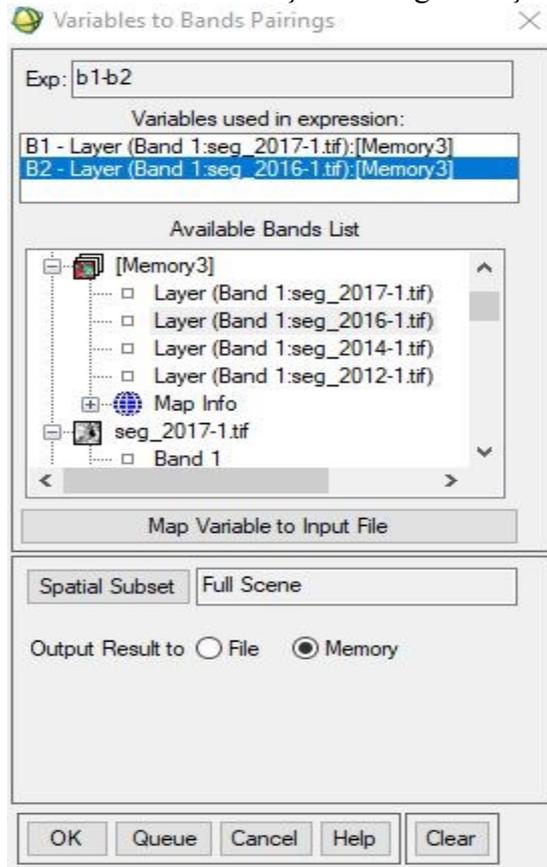
Figura 10 - Paramentros utilizados nas segmentações



3.3.8 Subtração de imagens

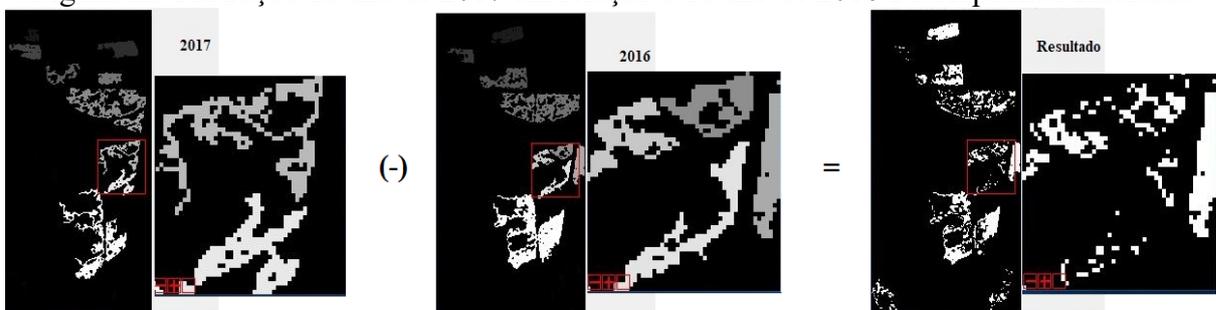
Feito todas as devidas segmentações se tem a necessidade de mensurar a quantidade de área infectada pelo patógeno durante a série temporal. Assim, o método se dá início a partir da junção de todas as segmentações dos diferentes anos com a ferramenta *Layer Stacking* do *software* ENVI, a qual possibilita o agrupamento das mesmas. Após a devida junção que torna possível a subtração, pois, estão em formas de bandas, foi desenvolvida uma equação para serem aplicadas a todas as segmentações, a Figura 11 ilustra como foi dado este processo.

Figura 11: interface da subtração das segmentações



Sempre utilizando a imagem de 2017 como referência, todas as subtrações foram se derivando a partir da mesma, onde: (2017-2016); (2016-2014); (2014-2012) e a do ano de 2017 em relação as demais sendo: (2017-2016); (2017-2014) e (2017-2012) de forma em que tornasse possível à quantificação do crescimento ou decrescimento da doença. Com isso obteve-se o resultado que será apresentado na figura 12.

Figura 12- subtração do ano de 2017 em relação a do ano de 2016 e o respectivo resultado



O resultado da subtração da imagem do ano de 2017 pela imagem de 2016, como está ilustrado na Figura 11, comprova que houve uma redução do crescimento do patógeno pois o mesmo apresentou quantidade maior de pixels segmentados em relação a segmentação do ano de 2017. Na imagem do resultado o quadrado vermelho em destaque mostra os pixels que estavam acrescidos da segmentação do ano de 2016 em relação ao ano de 2017.

4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

4.1 Caracterização espectral da cultura em estudo

A caracterização espectral teve como objetivo uma análise previa do comportamento da resposta de cada banda em relação ao objeto estudado, conforme a Figura 13.

Figura 13 - gráfico da diferença dos valores médios das bandas da cultura, sendo elas: saudável e infectada.



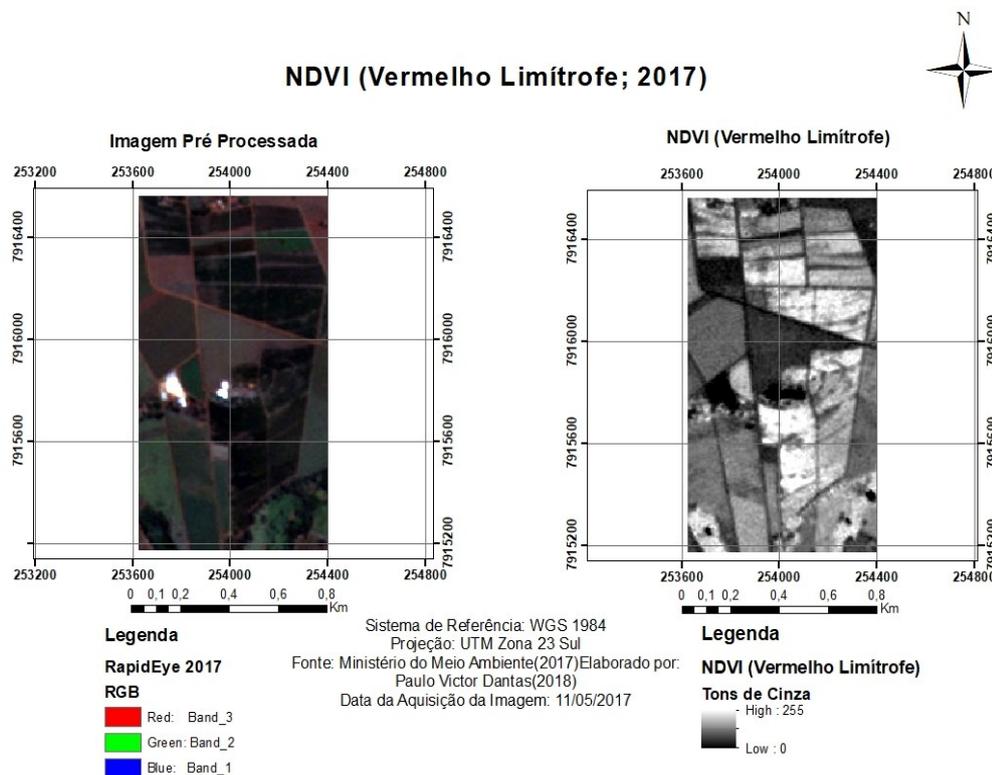
A Figura 13 nos mostra que na região do visível tem os maiores valores para a vegetação que se encontra infectada pelo fato do amarelecimento da folha, mostrando também menor valor médio no infra vermelho próximo por conta da fotossíntese. Menores médias no azul e no vermelho configuram plantas saudáveis pelo fato da presença da clorofila 'A' e clorofila 'B', conjuntamente com intervalo bem definidos no verde visto que o mesmo tem uma maior reflectância.

Foi notório que a banda do vermelho (B3) e a banda do vermelho limítrofe (B4) apresentaram maiores valores de diferença, este resultado é consistente com outros estudos realizados como o de Martins (2016) e USHA et. al. (2013). Baseando-se neste comportamento utilizou-se os dois valores para a confecção do índice, o mesmo o qual a posteriori terá como base para a aplicação da segmentação.

4.2 Discriminação do café infectado a partir de dados multiespectrais e composição de bandas espectrais RapidEye

Após o pré-processamento das imagens onde se buscou minimizar os erros adquiridos juntamente com as imagens, teve a necessidade de analisar as imagens e as qualificar, este processo ocorreu da seguinte forma: Diferenciação do café das demais culturas, onde se utilizou a composição de bandas natural, tornado possível a discriminação. Em seguida aplicou-se o NDVI, onde o mesmo apresentou de forma significativa os possíveis focos de nematoides com colorações mais escuras, como mostra a Figura 14.

Figura 14 – A imagem esquerda é a imagem pré-processada e a imagem da direita resultado aplicação do NDVI



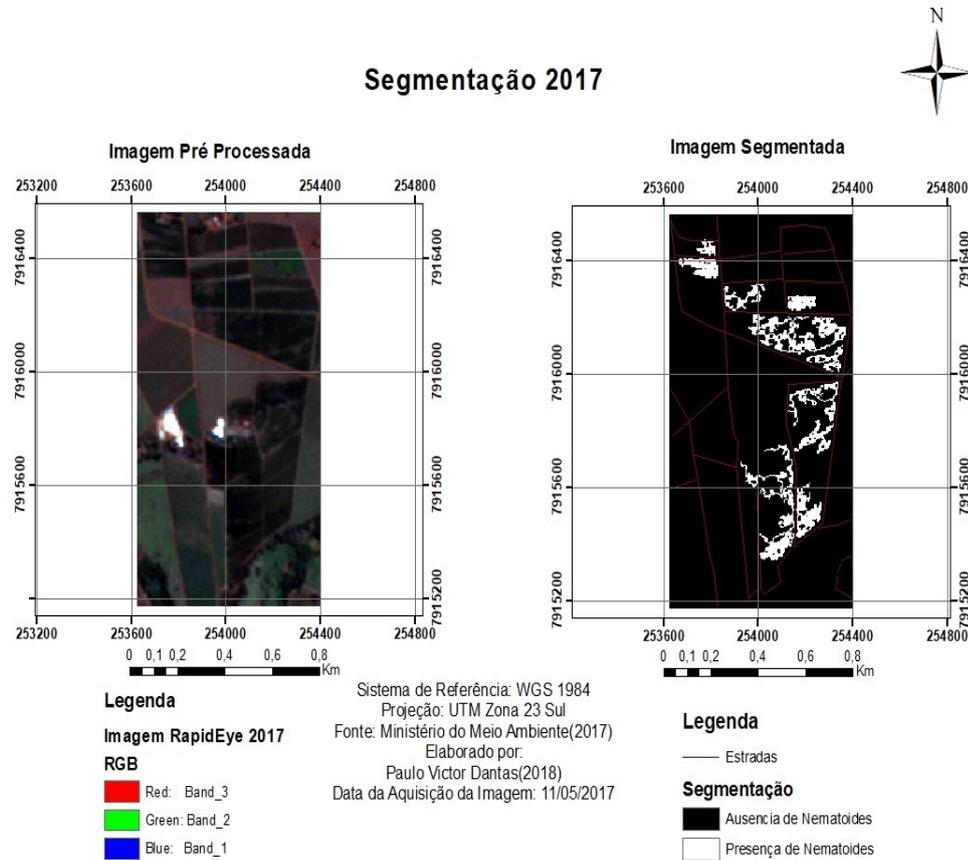
Porém o intervalo confeccionado não foi preciso para alguns anos onde não apresentou nenhuma região segmentada. Os anos em que o parâmetro adotado obteve êxito na aplicação foram os anos de: 2017, 2016, 2014, 2012, onde 2017, 2016, 2014, são imagens tomadas nos mesmos meses do ano, o qual implica que existem diversas variáveis a se considerar quando se trata de vegetação, em especial para o café, pelo fato da cultura apresentar diversas variações. Segundo relato de Viera (2001) trabalhos têm sido desenvolvidos para avaliar a relação existente entre variáveis agronômicas e respostas multiespectrais. A resposta espectral do dossel de uma cultura pode ser influenciada por diversos fatores, como: umidade, vigor vegetativo, cobertura vegetal do substrato, tipo de solo, topografia, espaçamento da cultura, variedade, idade da planta e culturas intercalares, entre outros.

No caso de culturas perenes, como o café, a reflectância registrada num dado pixel é proveniente não só da planta em si, mas também de fatores ligados ao substrato e à geometria do sombreamento. O desenvolvimento destas plantas geralmente leva mais tempo, e outros fatores, como o solo, a sistemática de uso de implementos agrícolas, o sombreamento dentro e entre fileiras e as características sazonais da cultura, tornam-se importantes. Os resultados obtidos mostram que a cultura cafeeira apresenta resposta espectral bastante complexa, em função das diversas variáveis que envolvem a caracterização da mesma.

4.3 Processo de segmentação

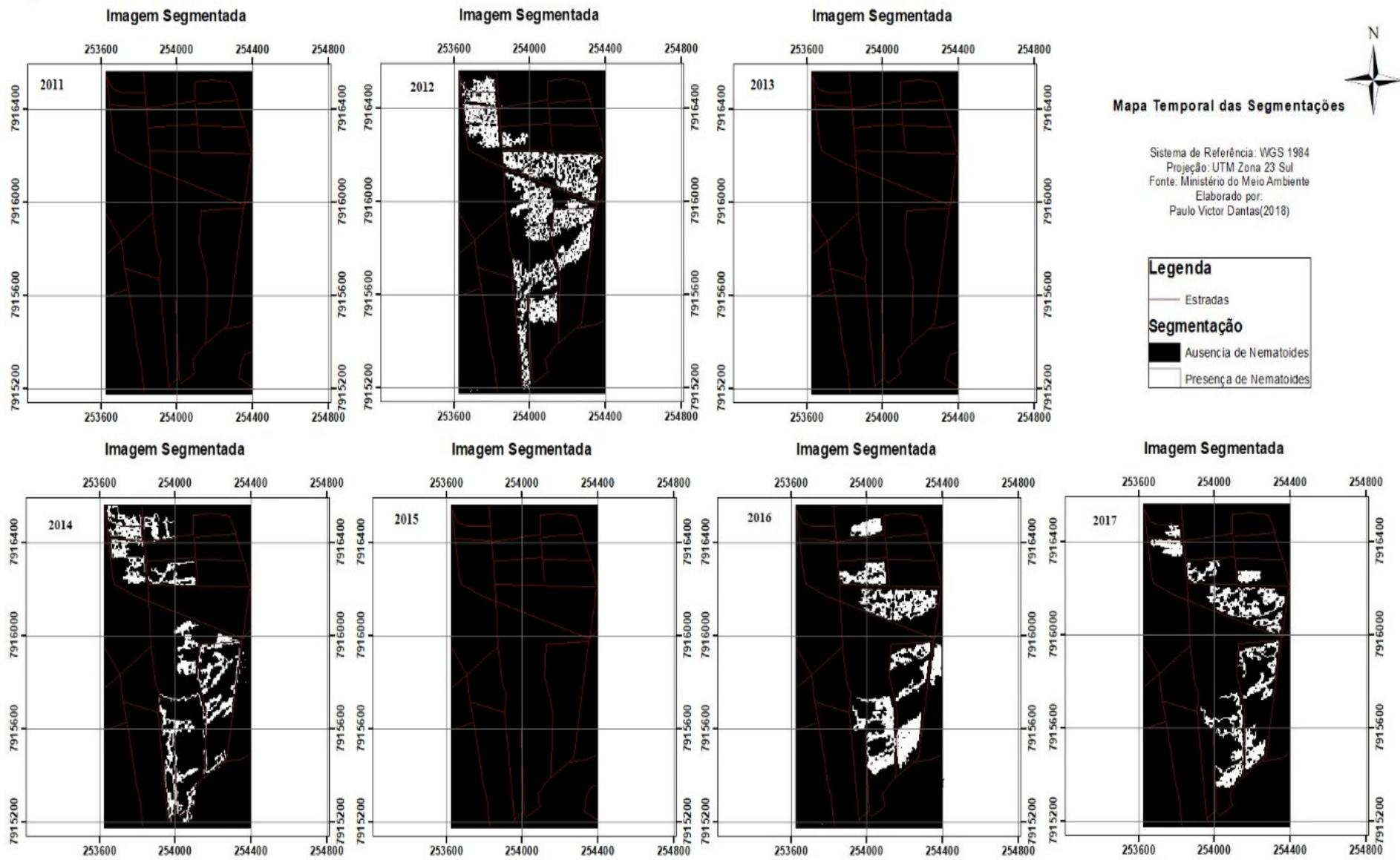
Com os parâmetros da segmentação estabelecidos tornou-se possível a confecção dos mapas de segmentação, conforme a Figura 15, o mesmo foi aplicado para os demais anos.

Figura 15 – A imagem esquerda é a imagem pré-processada e a imagem da direita resultado da segmentação para o ano de 2017



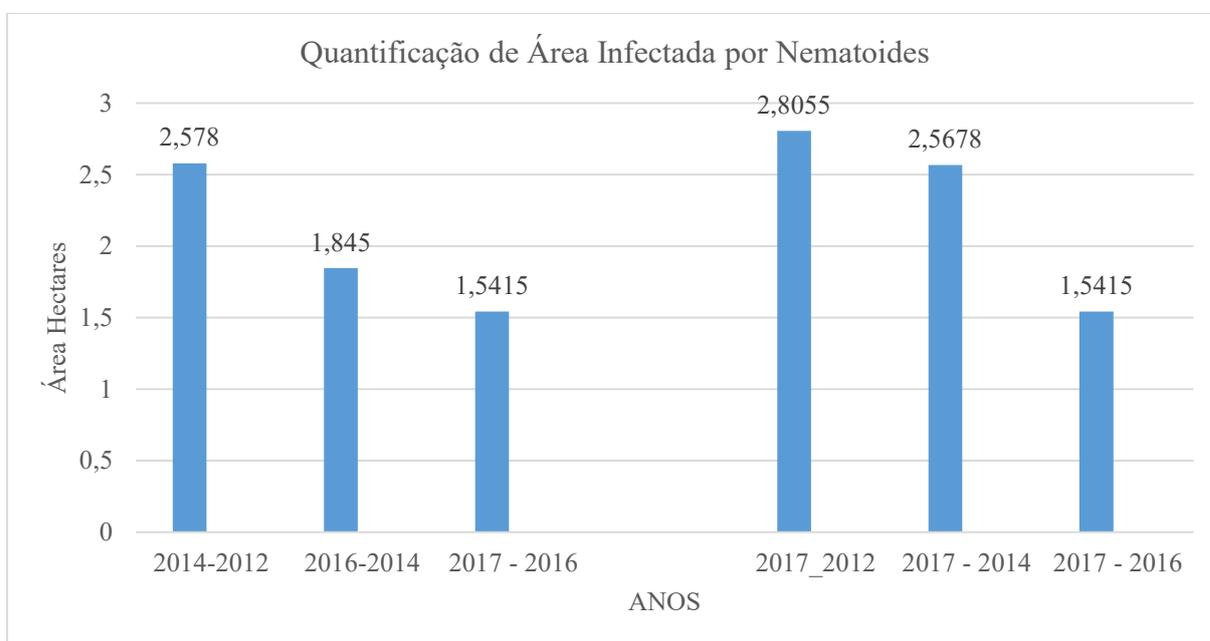
Ao Empregar o processo de segmentação para os demais anos, foi possível destacar de forma temporal as mudanças das imagens segmentadas de um ano para o outro, como apresentado na Figura 16.

Figura 16: Mostra as respectivas segmentações para os anos de 2011, 2012, 2013, 2014, 2015, 2016, 2017



Feito as segmentações a partir das estatísticas geradas, após a subtração das imagens desenvolveu-se o cálculo de área infectada por nematoides para todos os anos, partindo do princípio de que 1 *pixel* equivale a 5 metros quadrados. Assim subtraiu-se a imagem do ano de 2017 menos 2016, 2016 menos 2014, 2014 menos 2012, sendo que os demais anos não apresentaram nenhuma resposta quando se aplicou a segmentação. *A posteriori*, tomando como referência a imagem de 2017, foi feito a subtração de 2017 menos 2016, 2017 menos 2014, 2017 menos 2012, com o intuito de perceber como foi o seu crescimento, o qual foi ilustrado na Figura 17.

Figura 17- Gráfico do crescimento dos nematoides em hectares



Para este estudo as imagens fornecidas pelo Ministério do Meio Ambiente têm uma diferença sazonal a qual se pressupõe o fato das imagens de 2011, 2013 e 2015 não atenderem os intervalos confeccionados a partir da imagem de 2017 a qual é do mês de maio.

Partindo do princípio que a imagem de referência é do mês de maio, as demais imagens que apresentaram eficácia na detecção dos nematoides são também deste mês e, com isso pode-se inferir que a sazonalidade tem interferência direta nos resultados. A partir de uma análise de dados meteorológicos de precipitação e temperatura obtidos do site do INMET (Instituto Nacional de Meteorologia) observa-se que o mês de maio para a região do Triângulo Mineiro e o Alto Paranaíba tem os menores índices de precipitação do ano. Assim, podemos deduzir que pelo fato da estiagem, os sintomas são mais agressivos mudando a sua resposta espectral onde foi possível a sua detecção.

Ao analisar a subtração de imagens foi possível destacar que o ano de 2012 é o ano em que se tem uma maior quantidade de área infectada, pressupondo que os produtores de café utilizam técnicas para minimizar o crescimento do patógeno ao longo dos anos, sendo elas: controle químico com o uso de nematicidas; uso de cultivares resistentes, como por exemplo, os IPR 100, cafés arábicos resistentes ao nematoide; rotação de cultura, entre outros que minimizam o crescimento da doença pelo fato da mesma ser erradicável.

5 CONCLUSÃO

A discriminação do café sadio e o café infectado por nematoide foi possível com o índice de vegetação por diferença normalizada entre o vermelho e o vermelho limítrofe, uma vez que esse intervalo espectral é mais sensível a mudanças na estrutura interna da planta.

Através desse estudo foi possível delimitar espacialmente onde está incidindo as reboleiras presentes na cultura e quando se trata dos nematoides isso é muito importante, pelo fato de visivelmente a manifestação dos sintomas serem tardias.

Assim, com base nos dados obtidos no presente trabalho, utilizou-se a segmentação como forma de discriminar os nematoides presentes na cultura cafeeira, mostrando ser uma ferramenta eficaz para cumprir os desafios que este estudo e a cultura demandam, comprovando assim que a utilização desta técnica é de grande valia quando se trata de detecção do patógeno na cultura cafeeira onde nos mostra a área que está severamente infectada e que ao longo dos anos tem-se feito manejos para a redução da praga.

É relevante comentar que o pré-processamento dos conjuntos de imagens multiespectrais, quando se trata de um estudo temporal, é indispensável para a qualidade do produto final.

As imagens orbitais tomadas em períodos do ano de alta precipitação, não corresponderam a metodologia de segmentação proposta neste trabalho, por esse motivo, recomenda-se que para estudo de pragas presentes no cafeeiro existam datas propícias para sua detecção. Quando se trata de imagens multiespectrais, no período de baixa precipitação do ano os sintomas do nematoide são melhores discriminados, devido ao ataque ao sistema radicular alterando a coloração e a geometria da planta e em épocas chuvosas os sintomas na cultura são “maquiados”, ou seja, menos severos.

REFERÊNCIAS

- ALFENAS, A. C.; ZAUZA, E. A. V.; MAFIA, R. G. Produção, determinação e calibração da concentração de inóculo em suspensão. In: ALFENAS, A. C.; MAFIA, R. G. (Ed.). **Métodos em fitopatologia**. Viçosa, 2007. v. 1, cap. 4, p. 103-116.
- ALMEIDA FILHO, R.; NASCIMENTO, P.S.R.; BATISTA, G.T. Avaliação de técnicas de segmentação e classificação automática de imagens Landsat-TM no mapeamento do uso do solo na amazônia. **Acta Amazônica**, V28(1), 1998, 41-54.
- CONAB. COMPANHIA NACIONAL DE ABASTECIMENTO. Acompanhamento de safra brasileiro – café – v. 1, n. 1 (2018) – Brasília : Conab, Disponível em: <http://www.conab.gov.br> . Acesso em: 18 nov. 2018.
- DIEDRICH, T. J.; NARVAES, I. DA S. Técnicas de Detecção de Mudanças em Áreas Urbanas de Brasília. **Revista Brasileira de Cartografia**, v. 65, n. 3, p. 493–509, 2013.
- ENVI. Módulo de Correção Atmosférica. Disponível em: <http://www.envi.com.br/pdfs/envi_modulo_acm.pdf>. Acesso em: 27 nov. 2017.
- FELIX, I.M.; KAZMIERCZAK, M. L.; ESPINDOLA G. M. RapidEye: a nova geração de satélites de observação da Terra. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, XIV, 2009, Natal. **Anais**. Natal, INPE, 2009. p. 7619 – 7622.
- GIMARÃES, R. J.; MENDES, A. N. G.; BALIZA, D. P. **SEMOLOGIA DO CAFEIRO: Sintomas de desordens nutricionais, fitossanitárias e fisiológicas**. Lavras: Universidade Federal de Lavras, 2010.
- INPE. **Sensoriamento remoto aplicado à agricultura**. Disponível em: <http://mtc-m12.sid.inpe.br/col/sid.inpe.br/sergio/2005/06.14.13.14/doc/CAP9_MAMoreira.pdf>. Acesso em: 25 nov. 17
- INPE. **Sensoriamento remoto aplicado à agricultura**. Disponível em: <http://www.dsr.inpe.br/vcsr/files/6-Sensoriamento_Remoto_Aplicado_a_Agricultura.pdf>. Acesso em: 24 de nov. 2017.
- JENSEN, J. R. **Remote Sensing of the environment: an earth resource perspective**. Upper Saddle River: Geographic Information Science, 2000.
- KIMATI, H.; AMORIM, L.; BERGAMIN FILHO, A.; CAMARGO, L.E.A.; REZENDE, J. A. **Manual de Fitopatologia**. 3ed. São Paulo, Agronômica Ceres, v.2, 1997.
- KIMATI, H.; AMORIM, L.; REZENDE, J.A.M.; BERGAMIN, FILHO. A.; CAMARGO, L.E.A. (Eds.) (2005) **Manual de Fitopatologia**. Vol. 2. Doenças das Plantas Cultivadas. 4ª. Ed. São Paulo SP. Ceres.
- MARTINS, G. D. **Inferência dos níveis de infecção por nematoides na cultura cafeeira a partir de dados de sensoriamento remoto adquiridos em multiescala**. 2016. 125 f. Tese (Doutorado) - Curso de Ciências Cartográficas, Unesp, Presidente Prudente, 2016.

MARTINS, G.D. **Caracterização espectral e espacial de áreas infestadas por nematoides e *meloidogyne fryanus* em cultura canavieira**. 2013, 115f. Dissertação (Mestrado) – Curso de Ciências Cartográficas, Unesp, Presidente Prudente, 2013.

MICHEREFF, S. J. **Fundamentos de Fitopatologia**. Editora UFRP. Recife, 2001.

NOVO, E. M. L. de M. **Sensoriamento Remoto: Princípios e Aplicações**. Editora Edgar Blücher Ltda. São José dos Campos, 2010.

PONZONI, F. J.; SHIMABUKURO, Y. E.; KUPLICH, T. M. **Sensoriamento Remoto da vegetação**. 2. ed. Atualizada e ampliada. São Paulo: Oficina de Textos, 2012. 176 p.

RODRIGUES, M. T. A. **Deteção de mudanças em cenas terrestres usando imagens aéreas**. 2016. 118f. Tese (Doutorado) – Curso de Ciência da Computação, UFMG, Belo Horizonte, 2016.

SALGADO, S. M. L.; CARNEIRO, R. M. D. G.; PINHO, R. S. C. de. **Aspectos técnicos dos nematoides parasitas do cafeeiro**. Belo Horizonte: EPAMIG, 2011. 60 p.

SANTOS, J.M. (2000). Fatos e feitos relevantes na história da nematologia no Brasil e principais desafios para o início do novo século. Anais do Congresso Brasileiro de Nematologia, 22, Uberlândia, p. 9-13.

SILVA, R. V., OLIVEIRA, R. D. L. E ZAMBOLIM, L. (2009). Primeiro relato de ocorrência de *Meloidogyne paranaensis* em cafeeiro no estado de Goiás. **Nematologia Brasileira**, 33, 187-190.

Sociedade Brasileira de Nematologia (Org). **Nematologia Brasileira**. Disponível em: <<http://nematologia.com.br/>>. Acesso em 25 nov. 17.

VIEIRA, T.G.C.; LACERDA, M.P.C.; ALVES, H.M.R. Imagens orbitais aplicadas ao levantamento da cultura do café em Minas Gerais. In: Simpósio de Pesquisa dos Cafés do Brasil, 2. Vitória, ES, 2001. **Anais...** Vitória: Consórcio Brasileiro de Pesquisas, 2001.

ZANOTTA, D. HAERTEL, V. **Gradual Land Cover Change Detection based on Multitemporal Fraction Images**. **Pattern Recognition**, v. 45, p. 2927-2937, 2012.