

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

VINICIUS SILVA WERNECK ORLANDO

**POTENCIAL DE IMAGENS MULTIESPECTRAIS TOMADAS POR ARP
NO MONITORAMENTO DO MANEJO DA IRRIGAÇÃO DA CULTURA
DO CAFÉ**

MONTE CARMELO

2019-1

VINICIUS SILVA WERNECK ORLANDO

**POTENCIAL DE IMAGENS MULTIESPECTRAIS TOMADAS POR ARP
NO MONITORAMENTO DO MANEJO DA IRRIGAÇÃO DA CULTURA
DO CAFÉ**

Projeto apresentado como requisito para a aprovação na disciplina de Trabalho de Conclusão de Curso 2 no curso de Engenharia de Agrimensura e Cartográfica na Universidade Federal de Uberlândia.

Orientador: Prof. Dr. George Deroco Martins.

Coorientador: Prof. Dr. Eusímio Felisbino Fraga Júnior.

MONTE CARMELO

2019-1

AGRADECIMENTOS

Agradeço a Deus por ter me abençoado, concedido saúde e força de vontade para superar todos os desafios.

Agradeço aos meus pais, Pablo e Maria José, por toda ternura, dedicação e incentivo a minha educação.

Agradeço a Leticia por todo companheirismo e paciência nas horas difíceis.

Aos meus amigos João Paulo, Mateus, Samuel, Pablo e Rafael pelos anos de convivência que serão lembrados para sempre.

Ao docente Prof. Dr. Rodrigo Gallis, ao Engenheiro Túlio Alves Santana e ao Técnico Daniel Martins pelo apoio aos levantamentos de campo.

Aos docentes Prof. Dr. Gabriel Guimarães e a Prof^a. Dr^a. Mirna Karla pelas sugestões e apoio no decorrer da elaboração deste trabalho.

Além destes, este trabalho não seria possível sem o estímulo, apoio e dedicação dos meus orientadores Prof. Dr. George Deroco e Prof. Dr. Eusímio Fraga que sempre me orientaram com sabedoria.

Agradeço ao Prof. Dr. Jéfferson de Oliveira Costa por gentilmente ter aceitado o convite de também contribuir para este importante trabalho em minha vida.

Finalmente, agradeço a Universidade Federal de Uberlândia pelo ambiente criativo e amigável que proporciona.

“Dieu bénit l'homme non pour avoir trouvé, mais pour avoir cherché.”
"Deus abençoa o homem não por encontrar, mas por buscar."

(Victor Hugo)

RESUMO

O Brasil é líder mundial na exportação de café e, para tal conquista, a irrigação tem sido empregada para corrigir as deficiências hídricas ocasionadas pela irregularidade das precipitações. Para a compreensão das relações hídricas do cafeeiro, a ciência avança em práticas como a irrigação por gotejamento com o uso de água magnetizada e estudos relacionados ao potencial hídrico foliar. Contudo, para o monitoramento deste parâmetro biofísico, bem como para discriminação de classes de tratamentos hídricos tem sido empregada metodologias manuais e destrutivas. Deste modo, tal acompanhamento é um desafio pertinente para o sensoriamento remoto de câmeras multiespectrais de baixo custo, com imagens tomadas por aeronaves remotamente pilotadas. Este trabalho objetiva avaliar o potencial da câmara de baixo custo em discriminar diferentes tratamentos hídricos no cafeeiro e avaliar a acurácia de modelos de estimativa do potencial hídrico foliar na cultura cafeeira. Através da resposta espectral dos *pixels* das bandas R, G, NIR e do índice NDVI, analisou-se os histogramas, boxplots e dendrogramas a fim de gerar mapas de classes espectrais em função do manejo hídrico. Além disto, foram elaborados mapas de distribuição do potencial hídrico foliar para a área de estudo, com base nas bandas que melhor se correlacionaram com o potencial hídrico foliar determinado *in situ*. Neste trabalho, mostra-se que em regime de seca, o índice NDVI foi capaz de discriminar 61,6% a mais de parcelas do que a banda do infravermelho próximo no regime de chuva. Para o potencial hídrico foliar, o melhor desempenho na detecção de estresse hídrico foi com a banda 2 (G) no regime de precipitações ($r = -0,365$, valor de $p = 0,061$, RMSE = 37,76%) se comparada a banda 3 (NIR) no regime de seca ($r = 0,291$, valor de $p = 0,140$, RMSE = 38,69%). Os resultados apontam as limitações do sensor relacionados as variações climáticas.

Palavras-chave: Sensoriamento Remoto. *Coffea arabica*. Potencial Hídrico Foliar.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1	Relação das mudanças fisiológicas nas plantas com o decréscimo do potencial hídrico foliar	14
Figura 2	Demonstração dos materiais utilizados na metodologia baseada na câmara de Scholander	15
Figura 3	Exemplo de amostragem por zona de manejo ou áreas homogêneas	16
Figura 4	Espectro eletromagnético e as suas principais regiões	18
Figura 5	Níveis de coleta de dados em sensoriamento remoto	19
Figura 6	Curva espectral média referente ao cafeeiro sadio	20
Figura 7	Plano de voo	24
Figura 8	Mapa de localização da Área de Estudo. (A) Minas Gerais. (B) Monte Carmelo. (C) Área de Estudo	25
Figura 9	Drone Phantom 4 Advanced e câmera Mapir. (A) Suporte com a câmara Mapir. (B) Câmara Mapir acoplada ao drone Phantom 4 Advanced	26
Figura 10	Receptores GNSS utilizados no georreferenciamento das parcelas experimentais. (A) Promark 500 utilizado como base para o levantamento geodésico. (B) Promark 200 e 100 utilizados como rovers para o levantamento geodésico	27
Figura 11	Fluxograma da metodologia	28
Figura 12	Demonstração do processo de seleção, coleta e análise das amostras	30
Figura 13	Croqui da distribuição espacial de manejo pré-definido em campo	31
Figura 14	Retirada das cenas irrelevantes para otimização do processamento no <i>software PIX4D</i> . (I) Os Círculos vermelhos representam todos os pontos com capturas de imagens do aerolevanteamento. (II) Após o processo de retirada de cenas impróprias, apenas os pontos vermelhos restantes foram utilizados para elaboração do mosaico	33
Figura 15	Parcelas experimentais delimitadas em regiões de interesse	34
Figura 16	Histograma da banda 1 (R) para o primeiro aerolevanteamento	36
Figura 17	Histograma da banda 2 (G) para o primeiro aerolevanteamento	36
Figura 18	Histograma da banda 3 (NIR) para o primeiro aerolevanteamento	37
Figura 19	Histograma do NDVI para o primeiro aerolevanteamento	37
Figura 20	Histograma da banda 1 (R) para o segundo aerolevanteamento	38
Figura 21	Histograma da banda 2 (G) para o segundo aerolevanteamento	38
Figura 22	Histograma da banda 3 (NIR) para o segundo aerolevanteamento	39
Figura 23	Histograma do NDVI para o segundo aerolevanteamento	39
Figura 24	Dendrograma do agrupamento das parcelas experimentais com o NDVI para o primeiro aerolevanteamento	40

Figura 25	Dendrograma do agrupamento das parcelas experimentais com a banda 3 (NIR) para o segundo aerolevanteamento	41
Figura 26	Boxplot do NDVI para o primeiro aerolevanteamento	42
Figura 27	Boxplot da banda 3 (NIR) para o segundo aerolevanteamento	43
Figura 28	Mapa de classes de manejo hídrico em função do NDVI para o primeiro aerolevanteamento	44
Figura 29	Mapa de classes de manejo hídrico em função da banda 3 (NIR) para o segundo aerolevanteamento	45
Figura 30	Gráficos de regressões lineares do Potencial hídrico foliar em função da banda 3 (NIR) para o primeiro aerolevanteamento. (A) Regressão linear simples. (B) Regressão linear quadrática	46
Figura 31	Gráficos de regressões lineares do Potencial hídrico foliar em função da banda 2 (G) para o segundo aerolevanteamento. (A) Regressão linear simples. (B) Regressão linear quadrática	48
Figura 32	Mapa de distribuição do potencial hídrico foliar para o primeiro aerolevanteamento	49
Figura 33	Mapa de distribuição do potencial hídrico foliar para o segundo aerolevanteamento	50

LISTA DE EQUAÇÕES

Equação 1	Equação do índice de vegetação da diferença normalizada (NDVI)	23
Equação 2	Equação de regressão linear do potencial hídrico foliar com a banda 3 (NIR) para o primeiro aerolevanteamento	47
Equação 3	Equação de regressão linear do potencial hídrico foliar com a banda 2 (G) para o segundo aerolevanteamento	48

LISTA DE TABELAS

Tabela 1	Elementos utilizados para o planejamento dos aerolevanteamentos	32
Tabela 2	Correlação entre o Potencial hídrico foliar e as bandas da câmera Mapir para o primeiro aerolevanteamento	46
Tabela 3	Correlação entre o Potencial hídrico foliar e as bandas da câmera Mapir para o segundo aerolevanteamento	47

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ARP	Aeronave Remotamente Pilotada
DBC	Delineamento em Blocos Casualizados
IV	Índice de Vegetação
NDVI	<i>Normalized Difference Vegetation Index</i>
NIR	<i>Near-infrared</i> (Infravermelho próximo)
PDI	Processamento Digital de Imagens
REM	Radiação Eletromagnética
RGB	Vermelho (<i>Red</i>), Verde (<i>Green</i>), Azul (<i>Blue</i>)
RMSE	Erro médio quadrático
ROI	<i>Region Of Interest</i> (Região de interesse)
SR	Sensoriamento Remoto

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	10
2	OBJETIVOS	11
3	JUSTIFICATIVA	12
4	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	13
4.1	Potencial hídrico foliar na cultura cafeeira	13
4.2	Água magnetizada na agricultura	16
4.3	Sensoriamento Remoto aplicado a variáveis hídricas	16
4.3.1	Resoluções das Imagens	21
4.4	Processamento digital de imagens	22
4.4.1	Índice de Vegetação	22
4.5	Planejamento de Voo	24
5	MATERIAL E MÉTODOS	25
5.1	Área de Estudo	25
5.2	Material	26
5.3	Métodos	28
5.3.1	Levantamento dos dados	29
5.3.1.1	<i>Delimitação das parcelas por posicionamento relativo estático</i>	29
5.3.1.2	<i>Obtenção de amostras do potencial hídrico foliar</i>	29
5.3.1.3	<i>Planejamento e execução do voo</i>	31
5.3.2	Pré-processamento Digital de Imagens	32
5.3.3	Análise 1	34
5.3.4	Análise 2.....	35
6	RESULTADOS E DISCUSSÕES	35
6.1	Análise 1	35
6.2	Análise 2	45
7	CONSIDERAÇÕES FINAIS	51
	REFERÊNCIAS	52
	APÊNDICE A	57
	APÊNDICE B	58

1 INTRODUÇÃO

A entrada da cultura do café no território brasileiro se deu há cerca de dois séculos no estado do Pará, passou pela costa do Nordeste, depois Bahia, Minas Gerais, Espírito Santo, Rio de Janeiro até que chegou a São Paulo e Paraná, aonde conquistou liderança na produção nacional e, em seu apogeu, representou oitenta por cento das exportações nacionais (GUIMARÃES; MENDES; BALIZA, 2010). Para a safra 2018, o Brasil teve a maior produção de café da sua história. Minas Gerais é atualmente o maior estado produtor e, a nível nacional, estes resultados se devem ao avanço da tecnologia voltada ao aumento da produtividade cafeeira (CONAB, 2018).

Para tal sucesso, a irrigação tem sido empregada para corrigir as deficiências hídricas ocasionadas pela irregularidade das precipitações pluviométricas (FRAGA JÚNIOR et al., 2018), uma vez que as secas e temperaturas, quando desfavoráveis, são grandes limitantes à produção do café (DAMATTA; RAMALHO, 2006). Desta forma, como o manejo da irrigação é uma metodologia que tem o potencial de mitigar tais efeitos negativos no tocante a cafeicultura, múltiplos esforços estão sendo feitos em várias regiões do Brasil para aprimorar tal metodologia, principalmente para as condições do cerrado (PEREIRA; CAMARGO; CAMARGO, 2008).

Deste modo, pode-se inferir que, para a cultura do café, dependendo do estágio fenológico da planta, o estresse hídrico é um fator ambiental que pode ser excessivamente prejudicial para sua produtividade (BATISTA et al., 2010) e podem reduzir consideravelmente o seu crescimento (DAMATTA; RAMALHO, 2006). Assim, um indicador amplamente utilizado em pesquisas voltadas para a melhor compreensão das relações hídricas das plantas é o potencial hídrico foliar (DING et al., 2014).

Especificamente, a utilização do potencial hídrico foliar para determinação das condições hídricas do cafeeiro tem sido objetos de estudos como o de Fraga Júnior et al. (2018), Batista et al. (2010) e Silva et al. (2008). Ainda assim, a verificação de tal índice ainda é dependente de visitas a campo para coleta de folhas. Portanto, um dos desafios e promessas para a agricultura de modo geral são as propostas de aumentar a produtividade de coleta de dados através de meios eficientes para o monitoramento da cultura cafeeira (SILVA; ALVES, 2013).

Destarte, conforme a ótica de Formaggio e Sanches (2017), o sensoriamento remoto é uma tecnologia de potencial no monitoramento da agricultura, para estimativa de parâmetros

biofísicos de interesse usados em diversos usos, como na agrometeorologia. A vista disso, o estresse hídrico por exemplo pode ser indicado entre os mais potenciais limitadores da produtividade agrícola. É nesse contexto que os índices de vegetação (IV) podem ser aplicáveis.

O Índice da Vegetação da Diferença Normalizada (NDVI) é um dos IVs obtidos por meio de câmeras multiespectrais. Crusiol et al. (2017), com a utilização de câmeras sensíveis à radiação do espectro visível e infravermelho próximo acopladas a uma Aeronave Remotamente Pilotada (ARP), relataram a rápida aquisição de informações em amplas extensões territoriais e uma boa geração de IVs com valores condizentes com aqueles obtidos pelo espectrorradiômetro de campo.

Deste modo, as características do sensor utilizado em um processo de aquisição de dados são extremamente relevantes para o planejamento e futuras tomadas de decisões, indicando o que o usuário pode esperar dos dados por ele coletados (NOVO, 2010). Como ressalta Furlanetto et al. (2017), a utilização de câmeras multiespectrais acopladas em ARPs minimizam o custo das operações e tornam-se um meio rápido e preciso para avaliar o ciclo de desenvolvimento agrícola.

Desta forma, sabe-se que o sensoriamento remoto é capaz de discriminar variações espectrais da vegetação decorrentes de processos antrópicos e naturais. Dado essa hipótese, é possível discriminar classes de vegetação e estimar variáveis hídricas em função de tratamentos hídricos magnetizados e não magnetizados a partir de câmeras multiespectrais de baixo custo tomadas por ARPs?

2 OBJETIVOS

O objetivo geral deste estudo foi avaliar o potencial de câmeras de baixo custo no monitoramento de variáveis hídricas do cafeeiro. Para tal, são apresentados os seguintes objetivos específicos:

- Avaliar o potencial das câmeras de baixo custo em discriminar diferentes tratamentos hídricos no cafeeiro;
- Avaliar a acurácia de modelos de estimativa do potencial hídrico foliar na cultura cafeeira.

3 JUSTIFICATIVA

Há séculos a agricultura tem se consolidado como uma das principais atividades econômicas nacionais devido a sua grande participação no Produto Interno Bruto (PIB) brasileiro. Desta forma, há uma enorme necessidade de maximizar a renda envolvida no processo de produção do café, como por exemplo na redução das perdas de produtividade e de recursos hídricos.

Para tanto, entender as relações hídricas na cultura cafeeira é de particular relevância pois pequenas reduções na disponibilidade da água são capazes de diminuir substancialmente seu crescimento (RENA; MAESTRI, 2000). É neste cenário que a cafeicultura de precisão atua, pois tal ciência tem como fundamento designar aplicações tecnológicas da agricultura de precisão, em específico para cultura do café, objetivando benefícios ambientais e econômicos para as lavouras (SILVA; ALVES, 2013). Deste modo, é possível inferir que para conseguir tais aplicações tecnológicas são necessárias pesquisas voltadas a otimização de coleta de parâmetros biofísicos do cafeeiro, como por exemplo o potencial hídrico foliar.

De acordo com Berilli (2017), a câmara de pressão de Scholander é o método mais utilizado para medição de tal parâmetro. Contudo é considerada uma metodologia destrutiva, inteiramente manual e de execução trabalhosa. Nesse contexto se faz necessário um método confiável e potencialmente mais rápido para que se possa otimizar esse processo.

Para Formaggio e Sanches (2017), o sensoriamento remoto é uma alternativa eficiente para monitorar vários aspectos da agricultura fornecendo dados oportunos e precisos sobre este setor. Quando coletado a nível orbital, possui vantagens quanto ao recobrimento de áreas grandes, ampla gama de sensores de diferentes resoluções espectrais disponíveis, séries temporais, dentre outras.

Por sua vez, as ARPs realizam voos mais próximos ao solo, o que caracteriza a esta plataforma a possibilidade de obtenção de dados com excelente nível de detalhamento, sem sofrer com a cobertura de nuvens nas imagens. Além disto, sua resolução temporal é considerada limitada apenas ao número de baterias disponíveis ao usuário, isto é, cabe ao produtor dos dados estimar o tempo de revisita. Destaca-se ainda, que as ARPs possuem como larga vantagem um valor monetário de obtenção de dados significativamente inferior aos obtidos por sensores orbitais e de aeronaves pilotadas (FORMAGGIO; SANCHES, 2017).

Contudo, apesar de inúmeras vantagens, ainda não se tem, de forma clara, a melhor metodologia para interpretação dos dados do monitoramento hídrico das imagens dos ARPs. Conforme indica Coelho (2005), o avanço tecnológico dos equipamentos e metodologias tem

demandado uma ação rápida e integrada para a adaptação e a eficaz recomendação de uso das novas tecnologias. Há ainda de se manter o cuidado com a necessidade de disponibilizar informações confiáveis pois este pode ser um dos fatores decisivos para o possível êxito na adoção dessa tecnologia.

Desse modo, este trabalho tem como propósito preencher uma lacuna importante nos estudos que correlacionam o sensoriamento remoto de plataformas e sensores multiespectrais de baixo custo com diferentes tratamentos hídricos e o potencial hídrico foliar na cultura do café.

4 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

4.1 Potencial hídrico foliar na cultura cafeeira

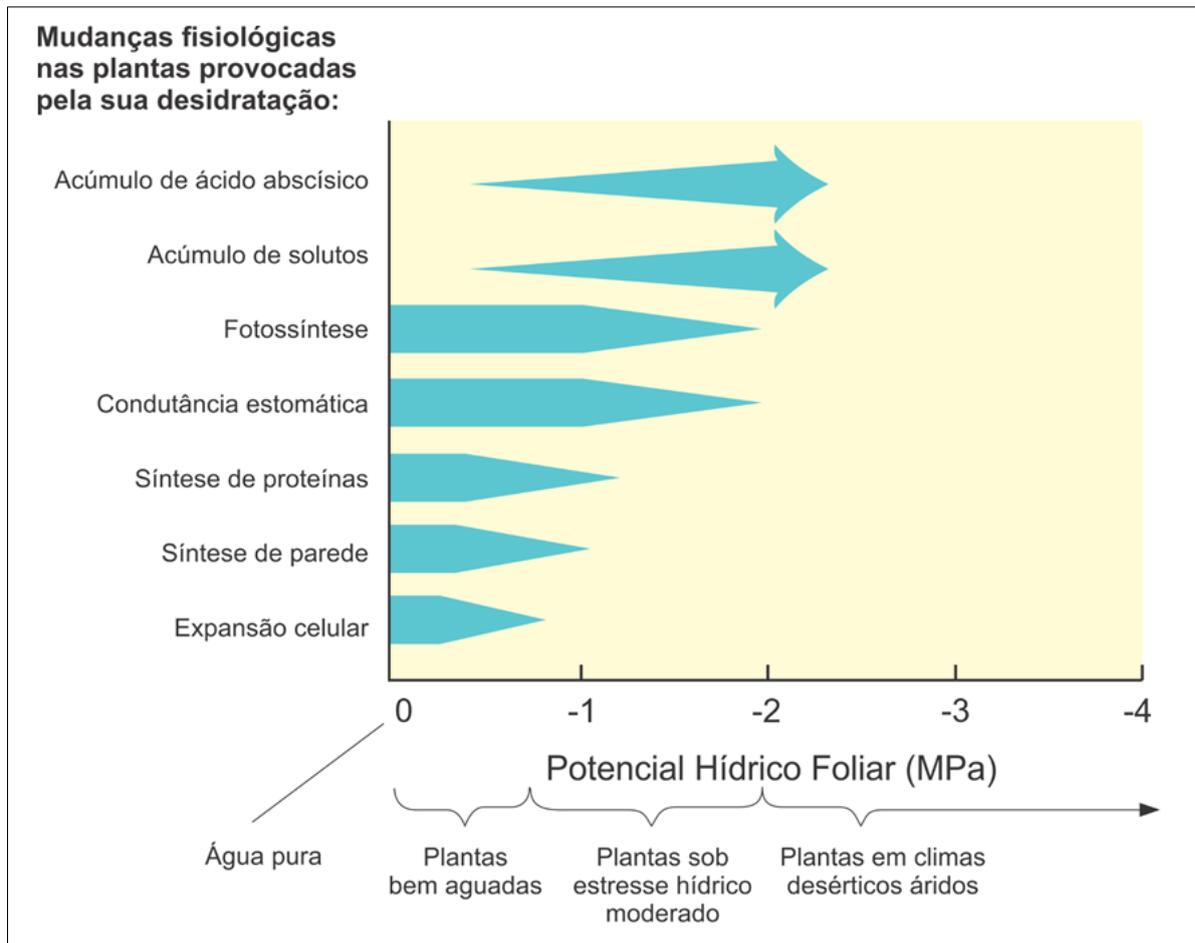
O potencial hídrico foliar é um importante índice da condição de estresse hídrico das plantas (BERILLI, 2017), pois seu decréscimo pode ser utilizado como importante indicador na avaliação de processos fisiológicos das plantas, como por exemplo no comportamento estomático e na fotossíntese (LOPES SOBRINHO et al., 2018).

Batista et al. (2010), determinou potenciais cultivares mais produtivas em condições de estresse hídrico do que as demais. Para isto, verificou-se o potencial de tolerância ao déficit hídrico de quinze plantas de diferentes cultivares de *Coffea arabica*, através da caracterização do status hídrico e das características da estrutura interna das folhas. Constatou-se que, nas condições propostas, as cultivares de melhores condições hídricas foram a Bourbon Amarelo e a Catimor.

A partir da avaliação de lâminas de irrigação em uma lavoura cafeeira recepada, Rezende et al. (2006) observou que com a prática da irrigação, houveram aumentos significativos de produtividade do cafeeiro, contribuindo para melhorar o rendimento da lavoura e retardando a maturação dos frutos. Rena e Maestri (2000) ressaltam que o potencial hídrico das folhas (Ψ_{am}) no pré amanhecer demonstra ser o índice hídrico mais adequado para a estimativa da necessidade de irrigação do cafeeiro.

Este índice varia de 0, quando as plantas se apresentam sem déficit hídrico, a valores negativos como -3 MPa à -4,5 MPa, quando estas se apresentam em déficit severo (KRAMER; BOYER, 1995 apud LOPES SOBRINHO et al., 2018). Na Figura 1, observa-se as principais mudanças fisiológicas devido a desidratação das plantas, conforme o decréscimo do potencial hídrico foliar.

Figura 1 – Relação das mudanças fisiológicas nas plantas com o decréscimo do potencial hídrico foliar



Fonte: Adaptado de Taiz e Zeiger (2004).

Silva et al. (2008), em pesquisa em uma lavoura de café *Coffea arabica* L., cultivar Catuaí Vermelho (IAC 44) na Fazenda Múquem em Lavras, MG, verificaram que o potencial hídrico foliar do cafeeiro é sensível as épocas de irrigação. Além disto, indica seu emprego no manejo da irrigação pois este demonstrou ser um indicador fisiológico relacionado diretamente com a produtividade do café. Para a medição de tal potencial na cultura cafeeira, uma metodologia amplamente utilizada é a câmara de Scholander (Figura 2).

Figura 2 – Demonstração dos materiais utilizados na metodologia baseada na câmara de Scholander



Fonte: O autor.

Este método fundamenta-se na adição de um segmento de caule ou pecíolo dentro de uma câmara selada e a medição das leituras é feita a partir da inserção lenta do nitrogênio gasoso à câmara. Diversos autores como Fraga Júnior et al. (2018), Berilli (2017), Ronchi et al. (2015) e Silva et al. (2008) utilizaram a câmara de pressão de Scholander para validação dos seus resultados com o potencial hídrico das plantas. Entretanto, de acordo com Reynolds, Dreccer e Trethowan (2007), tais metodologias são exaustivas e, em sua maioria, destrutivas, limitando avaliações em grande escala. Segundo Berilli (2017), o desenvolvimento de uma instrumentação capaz de medir o potencial hídrico foliar ainda com a vegetação viva (*in vivo*), isto é, sem a retirada de folhas, é importante para que aumente o uso eficiente da água pois espera-se que tais medições sejam mais precisas do que os métodos destrutivos.

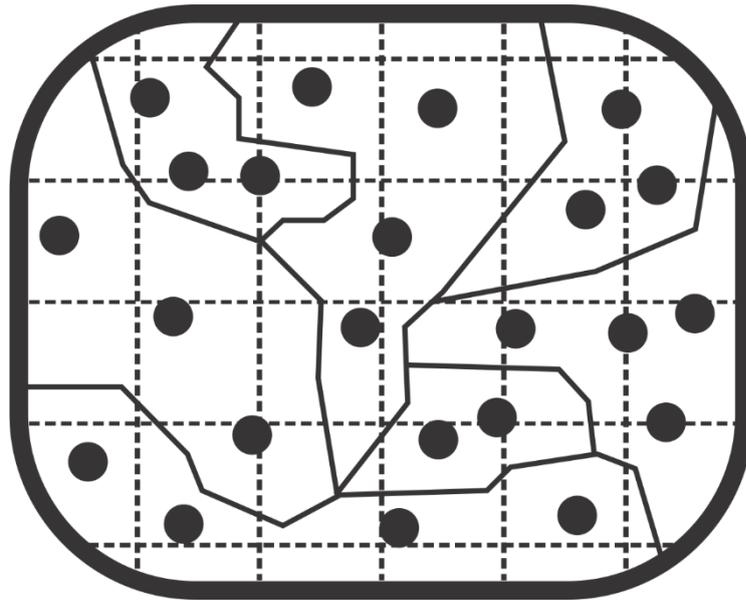
Em síntese, é de grande relevância para o setor da cafeicultura pesquisas que determinem o potencial hídrico foliar de uma planta de café, de forma precisa e não destrutiva (SILVEIRA et al., 2015).

Para aprofundar tais estudos, como também entender o potencial das tecnologias empregadas na Agricultura de Precisão, uma alternativa inicial proposta por Coelho (2005) seria a de iniciar o manejo das culturas por zonas uniformes. Tal medida traz como objetivo dividir as áreas cultivadas em talhões, proporcionando uma melhor avaliação das variáveis locais e ajustes nos sistemas de produção. Esta forma também pode ser conhecida como

manejo por talhões.

Desta forma, por meio dos resultados dos manejos das subáreas, é possível que se otimize a produção agrícola a partir de decisões mais apropriadas para as localidades específicas da lavoura (SILVA; ALVES, 2013). Na Figura 3 exemplifica-se a amostragem por zona de manejo ou áreas homogêneas, amplamente utilizada em manejos por talhões.

Figura 3 – Exemplo de amostragem por zona de manejo ou áreas homogêneas



Fonte: Adaptado de Silva e Alves (2013).

4.2 Água magnetizada na agricultura

Uma questão pertinente a agricultura, em especial a irrigação, são os estudos envolvendo o uso de água magnetizada no manejo hídrico da cultura. Tal método não utiliza produtos químicos e energia elétrica.

Conforme Fernandes, Silva e Fraga Júnior (2017), a água magnetizada tem sido utilizada na irrigação por gotejamento uma vez que soluciona problemas relacionados ao entupimento de mangueiras e a precipitações de sais. Segundo os autores, com a variedade Catuaí IAC 62 amarelo foram observados significativos aumentos na produtividade e qualidade do cafeeiro.

Rezende et al. (2017), trabalharam com a cultivar Topázio MG 1190 no fator de tratamento com água normal e água magnetizada e no fator de quatro lâminas de irrigação, sendo 125%, 100%, 75% e 50% da lâmina de necessária para reposição do consumo hídrico do cafeeiro. Através da câmara de Scholander, foi observado que no uso do tratamento

magnetizado a lâmina de 50% indicou menor déficit hídrico.

Ocorre que, apesar de inúmeros estudos, tal metodologia ainda carece de esforços científicos. Conforme Generoso (2016), há uma ausência de um mecanismo de mensuração significativo que demonstre a real previsibilidade do tratamento magnético, uma vez que as reprodutibilidades de fenômenos observados ainda são extremamente dependentes das condições experimentais utilizadas.

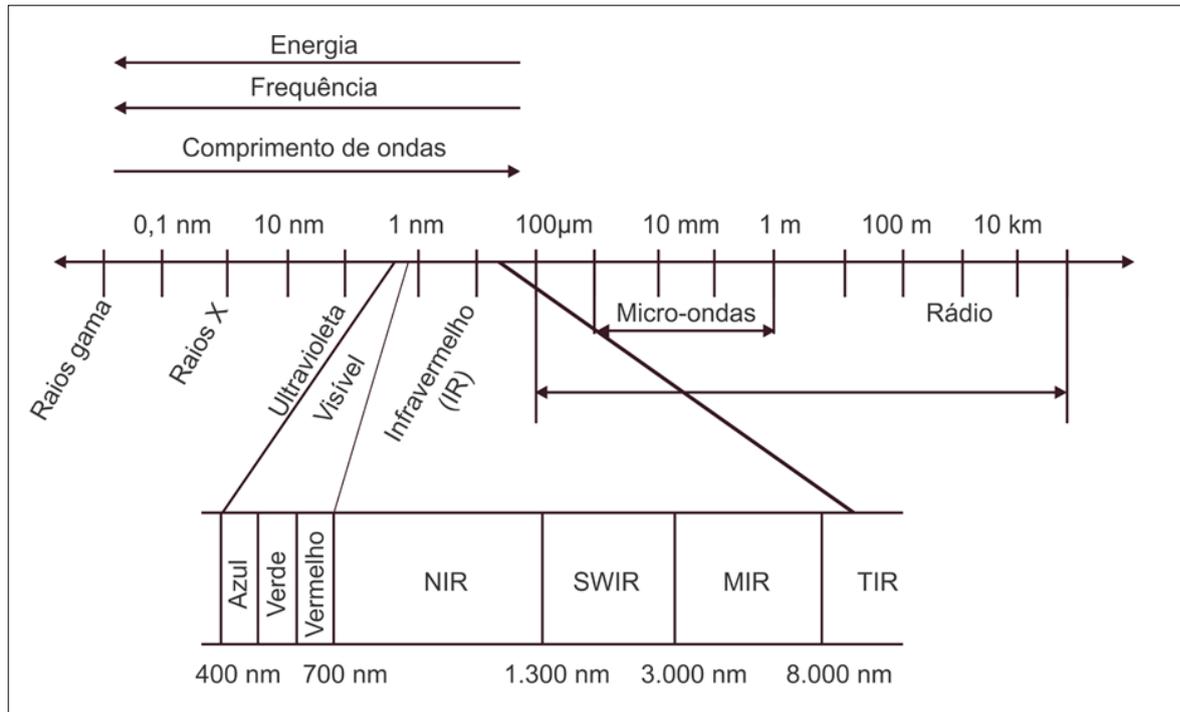
4.3 Sensoriamento Remoto aplicado a variáveis hídricas

De modo abrangente, o Sensoriamento Remoto (SR) pode ser definido como sendo o registro de informações confiáveis das faixas do ultravioleta, visível, infravermelho e micro-ondas do espectro eletromagnético, sem contato físico, por meio de sensores acoplados em plataformas como aeronaves e satélites, e a análise da informação obtida por meio visual ou processamento digital de imagens (JENSEN, 2009). Este originou-se de inúmeros progressos em diferentes campos do conhecimento humano, aonde as fotografias aéreas foram os primeiros dados coletados por sistemas sensores para os quais foram desenvolvidas técnicas específicas de análise visando à extração de informações precisas sobre a superfície terrestre (NOVO, 2010).

Como explicam Formaggio e Sanches (2017), o sensoriamento remoto já vem sendo utilizado para agricultura desde a década de 1970. A radiação eletromagnética (REM) é o meio pelo qual a informação é transferida do objeto ao sensor (LIU, 2007). Desta forma, a REM pode ser entendida como uma forma dinâmica de energia que se manifesta a partir de sua interação com os dosséis da vegetação.

O espectro eletromagnético (Figura 4) representa o conjunto de ondas eletromagnéticas conhecidas que variam desde os raios gama até as ondas de rádio. As divisões do espectro se dão em função dos processos físicos que dão origem a energia, ao tipo de interação que se dá entre a radiação e os objetos sobre os quais incide e da transparência da atmosfera em relação à radiação (NOVO, 2010).

Figura 4 – Espectro eletromagnético e as suas principais regiões



Fonte: Adaptado de Formaggio e Sanches (2017).

A energia radiante transportada pela REM é capaz de alterar o estado da matéria com a qual interage, provocando por exemplo mudanças na temperatura de um detector que por sua vez é proporcional a quantidade de energia transportada pela REM. Desta forma, o fluxo radiante pode ser entendido como a quantidade de energia que passa por uma posição no espaço em um dado tempo. A medida que este fluxo entra em contato com a superfície, e esta possui uma unidade de área, a densidade de energia incidente recebe o nome de Irradiância (NOVO, 2010).

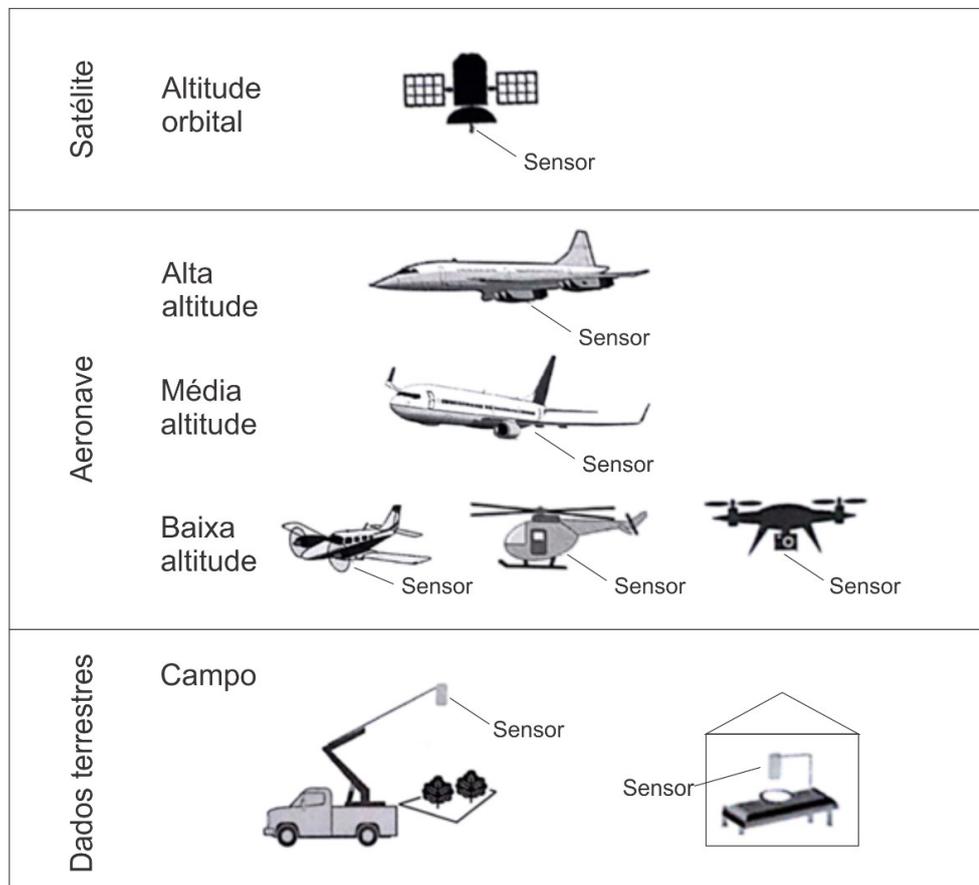
Assim, após as interações com o alvo, a quantidade de REM que deixa tal superfície por unidade de área é conhecida como exitância e se torna radiância se somarmos a direção medida desta energia (ROSA, 2009). Outra medida fundamental é a reflectância, que pode ser entendida como a propriedade espectral de um objeto por meio do cálculo que relaciona a intensidade de REM refletida por um objeto com a intensidade de REM incidente em uma dada região espectral (PONZONI; SHIMABUKURO; KUPLICH, 2012). Estas medidas são obtidas através dos sensores no SR.

Os sensores são os sistemas responsáveis pela conversão da energia proveniente dos objetos em um registro na forma de imagem ou gráfico que permita associar a distribuição da REM com suas propriedades físicas, químicas, biológicas ou geométricas. Estes podem ser classificados em ativos quando produzem sua própria radiação e passivos quando dependem

de uma fonte de radiação externa para que possam gerar a informação sobre os alvos de interesse. Além disto podem ser classificados como imageadores os sensores que produzem imagens bidimensionais da REM, isto é, produzem imagens da superfície observada enquanto que os sensores não imageadores por sua vez não produzem necessariamente uma imagem (NOVO, 2010).

Ainda ao se abordar sobre os sensores, existem diversos níveis de coleta de dados no SR em função da distância entre o sensor e a vegetação (FORMAGGIO; SANCHES, 2017). Os níveis de aquisição de dados de sensoriamento remoto (Figura 5) dependem do veículo de suporte para a operação de um sistema sensor e estes recebem o nome genérico de plataforma (NOVO, 2010). O nível orbital é o mais utilizado, tendo como plataforma os satélites em um nível de altitude orbital. Já os ARPs possuem custos significativamente inferiores e um nível aéreo de coleta de dados de baixa altitude, isto é, com excelente detalhamento dos dados. Estes podem ser equipados com câmeras multiespectrais para a obtenção de imagens eficientes e precisas, com alto potencial no aumento de produtividade nas lavouras (FORMAGGIO; SANCHES, 2017).

Figura 5 – Níveis de coleta de dados em sensoriamento remoto

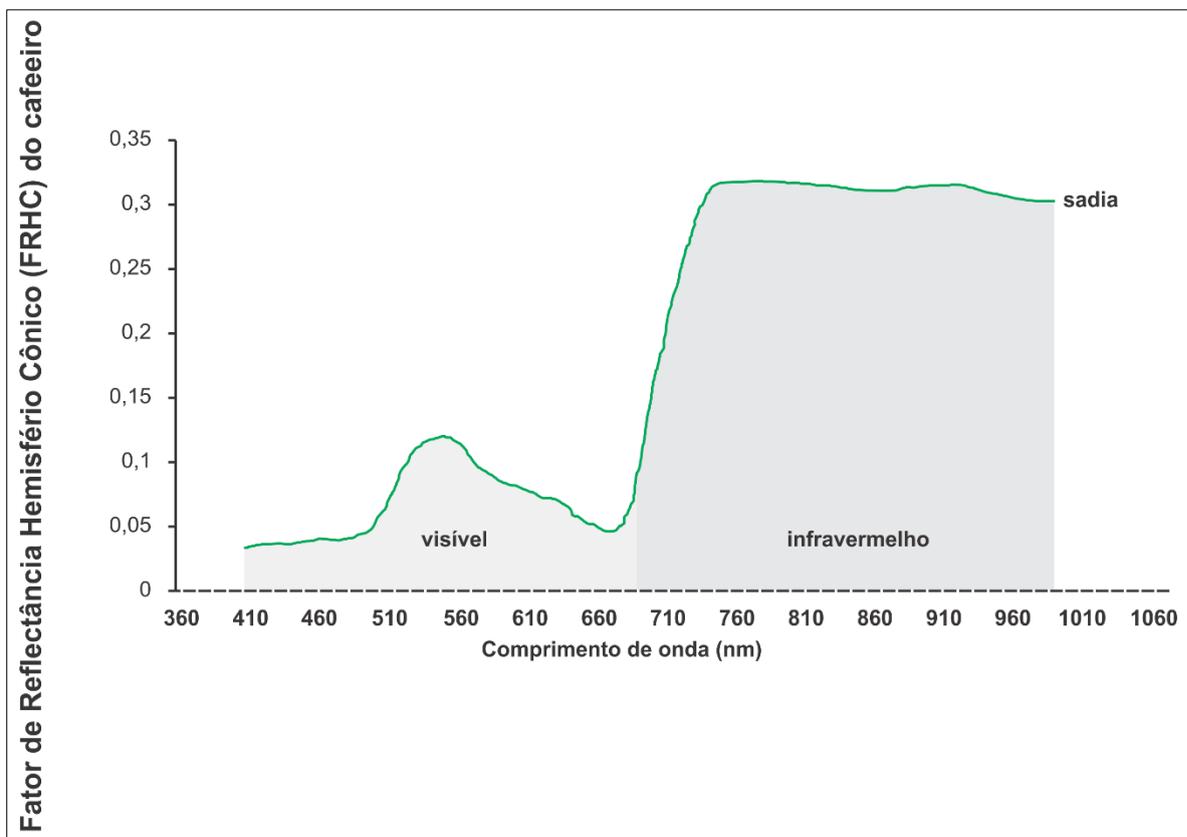


Fonte: Formaggio e Sanches (2017).

O SR multiespectral tem sido amplamente utilizado no monitoramento de culturas agrícolas (FURLANETTO et al., 2017). Sartori, Galo e Imai (2009), utilizaram um sistema de classificação por Redes Neurais Artificiais aplicados para discriminar classes de plantas daninhas entre as linhas de plantio no cafeeiro. Para tal, usaram imagens advindas de uma câmara multiespectral de alta resolução espacial embarcada em um Sistema de Sensoriamento Remoto Aerotransportado. Seus resultados demonstraram que o método é eficiente quando aplicado para discriminar classes de infestação de plantas daninhas.

Os estudos de Martins (2016), demonstram a possibilidade do monitoramento da cultura cafeeira infectada por nematoides e a identificação dos estágios de infecção através de informações extraídas de imagens multiespectrais. Crusiol et al. (2017), relata intervalos espectrais na região do infravermelho sensíveis à disponibilidade hídrica ao cultivo de soja, em específico ao infravermelho médio. Desta forma, a curva espectral média de um cafeeiro sadio pode ser demonstrada na Figura 6, aonde é perceptível a acentuação da reflectância na faixa espectral do infravermelho próximo.

Figura 6 - Curva espectral média referente ao cafeeiro sadio



Fonte: Adaptado de Martins, Galo e Vieira (2015).

Nos estudos de Chemura, Mutanga e Dube (2017), realizados no *Coffee Research Institute* na cidade de Chipinge no Zimbábue, através de medidas hiperespectrais com espectro radiômetro de campo, foi identificado o estresse hídrico foliar nas cultivares de *Coffea arabica* com o coeficiente de correlação de Pearson de 0,87 e erro médio quadrático de 4,91%. Segundo os autores, através de poucas bandas selecionadas na região do visível e infravermelho, é possível aplicar a predição do teor de água na planta do café. Assim, práticas como esta fornecem uma base para aplicação de SR na irrigação de precisão, que tem benefícios em termos de produtividade das culturas, reduzindo perdas desnecessárias como por exemplo as associadas a irrigação excessiva ou deficitária.

4.3.1 Resoluções das Imagens

Ao se tratar das resoluções das imagens no SR, Moreira (2012) ressalta que as características dos sistemas sensores imageadores são bem expressas por suas respectivas resoluções espaciais, espectrais, radiométricas e temporais.

A resolução espacial de um sensor corresponde a menor área imageada por um sensor (MOREIRA, 2012). Desta forma, um objeto só pode ser individualmente detectado quando seu tamanho é igual ou maior do que o tamanho do elemento de resolução do terreno, isto é, da resolução espacial do sensor imageador (MENEZES; ALMEIDA, 2012). A maior parte das imagens advindas de sensores remotos é formada por matrizes de elementos de imagem (*picture element*) ou *pixels* e estes são geralmente quadrados e representam certa área no terreno. Logo, a escolha de sensores que possuem imagens de alta resolução espacial possibilita a identificação de objetos de dimensões menores, portanto, mais suscetíveis ao reconhecimento de feições da superfície terrestre (NOVO, 2010).

Para os fundamentos do SR, supõe-se que cada alvo da superfície terrestre se difere quanto ao comportamento espectral. Contudo, há semelhanças entre as respostas espectrais de determinados alvos quando próximos a outros com características equivalentes. Por sua vez o valor do *pixel* é resultante da média de todas as energias refletidas pelos diferentes alvos dentro do IFOV (*Instantaneous field of view*). Assim a resolução espectral pode ser entendida como a largura da faixa espectral em que o sensor opera (MOREIRA, 2012). Sendo assim, o desenvolvimento de sensores com alta resolução espectral projeta um cenário com o aumento do número de bandas disponíveis para a análise das interações entre a REM e os materiais que compõe a superfície terrestre (NOVO, 2010).

Quanto a resolução radiométrica, Novo (2010, p. 85) expõe que “A resolução radiométrica de um sensor descreve sua habilidade de distinguir variações no nível de energia refletida, emitida ou retroespalhada que deixa a superfície do alvo. ”

Já a resolução temporal está diretamente ligada ao tempo que o mesmo ponto da superfície terrestre leva para ser revisitado. Em vista disso, há a necessidade de uma maior resolução temporal em cenas com grande dinâmica morfológica, ambiental e fisiológica, como por exemplo para aplicações em agricultura (FORMAGGIO; SANCHES, 2017).

4.4 Processamento digital de imagens

O processamento digital das imagens (PDI) advindas do SR permite a geração de composições coloridas a partir da utilização de diferentes bandas espectrais a fim de extrair informações adequadas às necessidades do usuário. Com o desenvolvimento da ciência da computação, viabilizou-se não só a operação de sensores, mas como também à análise dos dados através de sistemas computacionais orientados para o processamento de imagens obtidas no formato digital (NOVO, 2010). Assim, a imagem digital é formada por uma representação numérica quantizada de Números Digitais (ND) de radiância correspondente a cada *pixel* (ROSA, 2009). Já o processo aditivo de formação de cores na tela do computador é com base nas cores primárias R (*red* – vermelho), G (*green* – verde) e B (*blue* – azul) e atingirão a intensidade de sinal máxima quando o número digital for 255 e mínima quando o número digital for 0 (NOVO, 2010).

As atividades de processamento digital de imagens podem ser estruturadas em três etapas: pré-processamento, realce visual e classificação. O pré-processamento consiste em realizar o tratamento inicial dos dados brutos como a correção de distorções geométricas, a calibração radiométrica e a remoção de ruídos. Ressalta-se ainda a importância das técnicas de realce das imagens, como por exemplo alterações nos fatores de intensidade (brilho), matiz (cor) e a saturação (quantidade de cor presente). Além do processo de classificação digital, que se fundamenta no processo de atribuir significado a um *pixel* de acordo com suas propriedades numéricas (NOVO, 2010).

4.4.1 Índice de Vegetação

O conhecimento do comportamento espectral dos objetos da superfície terrestre é importante para a extração de informações de imagens obtidas pelos sensores, definição do

tipo de pré-processamento e à definição da forma de aquisição dos dados uma vez que, sem essas informações, podemos desprezar faixas espectrais de grande significância na sua descriminalização do objeto de interesse (NOVO, 2010).

Sendo assim, conforme definem Formaggio e Sanches (2017) os Índices de Vegetação (IVs) são formulações matemáticas elaboradas a partir de dados espectrais obtidos por sensores remotos, que visam propiciar avaliações e estimativas da cobertura vegetal de uma área através de parâmetros como área foliar, fitomassa, porcentagem de cobertura do solo e atividade fotossintética. Dessa forma, estes desempenham um papel importante para caracterizar a dinâmica temporal e o vigor da vegetação agrícola.

Dentre os IVs mais utilizados está o NDVI, devido a sua excelente responsividade a variações de vigor da vegetação (FORMAGGIO; SANCHES, 2017). O NDVI foi proposto por Rouse et al. (1973) e é calculado usando imagens das bandas espectrais R e NIR (Equação 1).

$$NDVI = \frac{(NIR - Red)}{(NIR + Red)} \quad (1)$$

Em que:

- NIR - reflectância no infravermelho próximo;
- Red - reflectância no vermelho.

Este IV é resultado de estudos que observaram a grande quantidade de absorção da luz vermelha advinda da REM na vegetação, o que ocasiona uma baixa reflectância na faixa espectral correspondente ao vermelho. Por outro lado, comprovou-se que a vegetação refletia grande parte da energia relativa ao infravermelho. Assim, descoberto esse grande salto de reflectância entre as bandas R e NIR foi proposto o NDVI (POLIDORIO et al., 2005). Para sua análise, o NDVI varia de -1 a 1, aonde quanto mais próximo de 1 mais densa a vegetação e valores próximos a 0 quando não possuem cobertura vegetal.

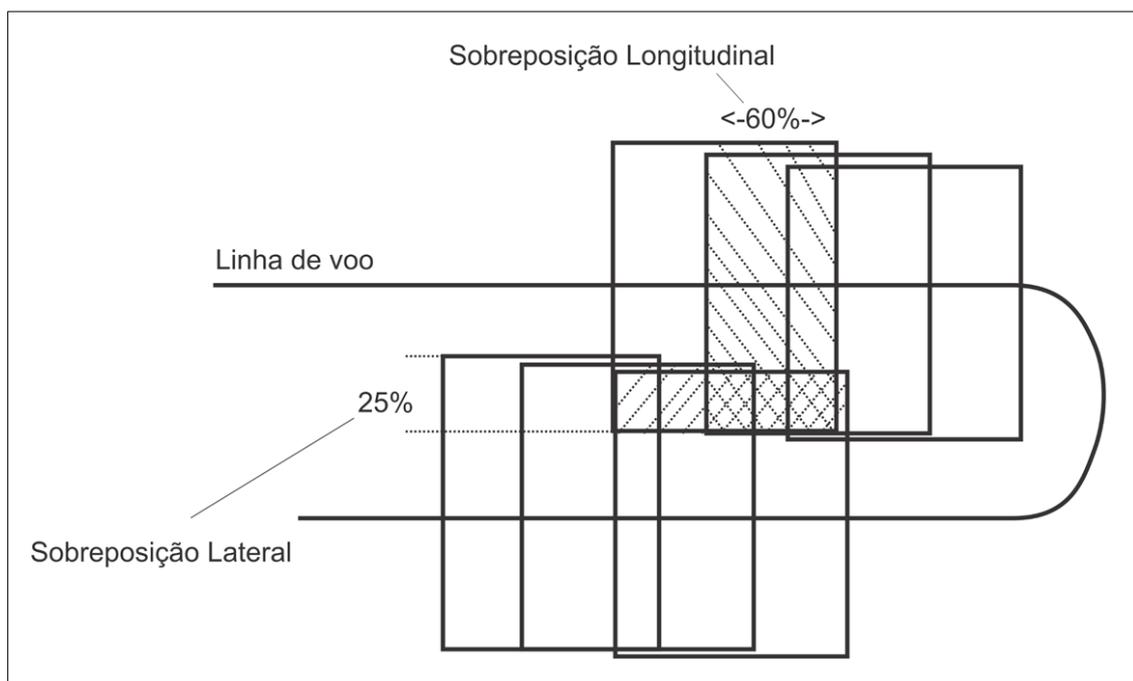
Silveira et al. (2015), analisaram as relações entre os IVs, obtidos com o auxílio de um mini espectrômetro foliar, e o potencial hídrico foliar de cafeeiro irrigado e de sequeiro. Através da análise de correlação de Pearson, verificaram que o NDVI demonstrou correlação positiva com o potencial hídrico foliar dos cafeeiros em sistema de cultivo sequeiro. Contudo, não se observou correlação significativa para o cultivo irrigado.

4.5 Planejamento de Voo

O planejamento de voo é o primeiro passo de um aerolevanteamento. A época, o horário e as condições atmosféricas podem exercer grande influência no nível de informações obtidas pela fotografia aérea e estes fatores devem ser previamente estimados para o êxito de um aerolevanteamento (ROSA, 2009).

Segundo Tommaselli (2009), em fotografias aéreas usadas em mapeamento, as linhas de voo são locadas no mapa de forma que as faixas vizinhas se sobreponham na ordem de 25% a 30% da cobertura da foto, esta é chamada de sobreposição lateral. Já quanto ao recobrimento entre fotos sucessivas, é esperado um valor de no mínimo 60%, também denominado de sobreposição longitudinal. Deste modo, a sobreposição longitudinal possui a finalidade de permitir a produção de estéreo pares para a observação e medição estereoscópica, a construção de mosaicos (aproveitando-se somente a porção central de cada fotografia devido ao relevo e as distorções serem menores) e a geração de pontos de apoio por métodos fotogramétricos, isto é, a Fototriangulação. A Figura 9 representa, a partir da vista superior, as sobreposições laterais e longitudinais mínimas entre as fotografias de um aerolevanteamento.

Figura 7 – Plano de voo



Fonte: Adaptado de Tommaselli (2009).

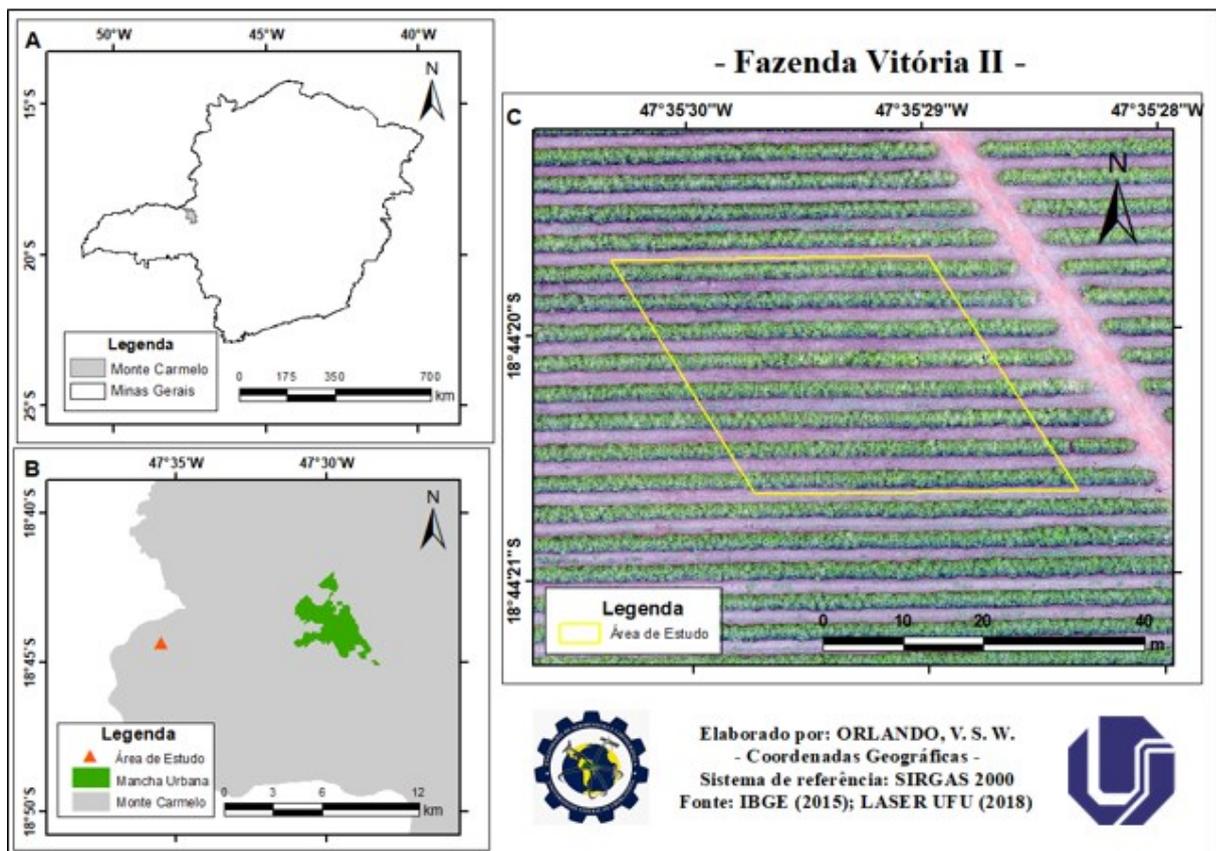
5 MATERIAL E MÉTODOS

5.1 Área de Estudo

A área a ser estudada (Figura 8) é localizada na Fazenda Vitória II, na coordenada geográfica de latitude $18^{\circ}44'59''$ S, longitude $47^{\circ}24'35''$ O e altitude de 890 m. Conforme a classificação de Köppen, o clima da área de estudo é classificado como Aw, isto é, com verão quente e chuvoso e inverno frio e seco. Esta pertence ao município de Monte Carmelo-MG que está situado na Mesorregião do Triângulo Mineiro e Alto Paranaíba. A área de estudo abrange cerca de 1.094 m² e é formada por 32 parcelas da cultivar Topázio MG 1190 com espaçamento 3,80 x 0,60 m, sendo a lavoura estabelecida em 2010 (FRAGA JÚNIOR et al., 2018).

Essa área foi escolhida por sua importância agrícola devido aos estudos do manejo da irrigação do cafeeiro com água magnetizada realizados por Fraga Júnior et al. (2018).

Figura 8 – Mapa de localização da Área de Estudo. (A) Minas Gerais. (B) Monte Carmelo. (C) Área de Estudo



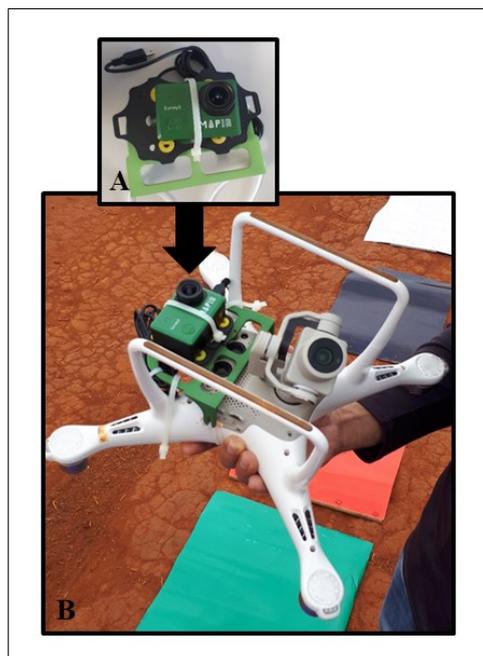
Fonte: O autor.

5.2 Material

Este estudo foi dividido em duas etapas. A etapa de obtenção de dados em campo e a etapa de processamento computacional das informações. Os materiais necessários para a primeira etapa estão descritos a seguir:

- Câmera Mapir, com peso de 60 gramas, GPS integrado e operando nas regiões do vermelho, verde e infravermelho próximo do espectro eletromagnético (Figura 9 A);
- Drone Phantom 4 Advanced, com peso de 1368 gramas, autonomia de voo de aproximadamente 30 minutos e equipado com câmara RGB de 20 *megapixels* e GPS integrado (Figura 9 B).

Figura 9 – Drone Phantom 4 Advanced e câmara Mapir. (A) Suporte com a câmara Mapir. (B) Câmera Mapir acoplada ao drone Phantom 4 Advanced



Fonte: O autor.

- Receptores GNSS Promark 500, Promark 200 e Promark 100 para georreferenciamento das parcelas experimentais (Figura 10).

Figura 10 – Receptores GNSS utilizados no georreferenciamento das parcelas experimentais. (A) Promark 500 utilizado como base para o levantamento geodésico. (B) Promark 200 e 100 utilizados como rovers para o levantamento geodésico



Fonte: O autor.

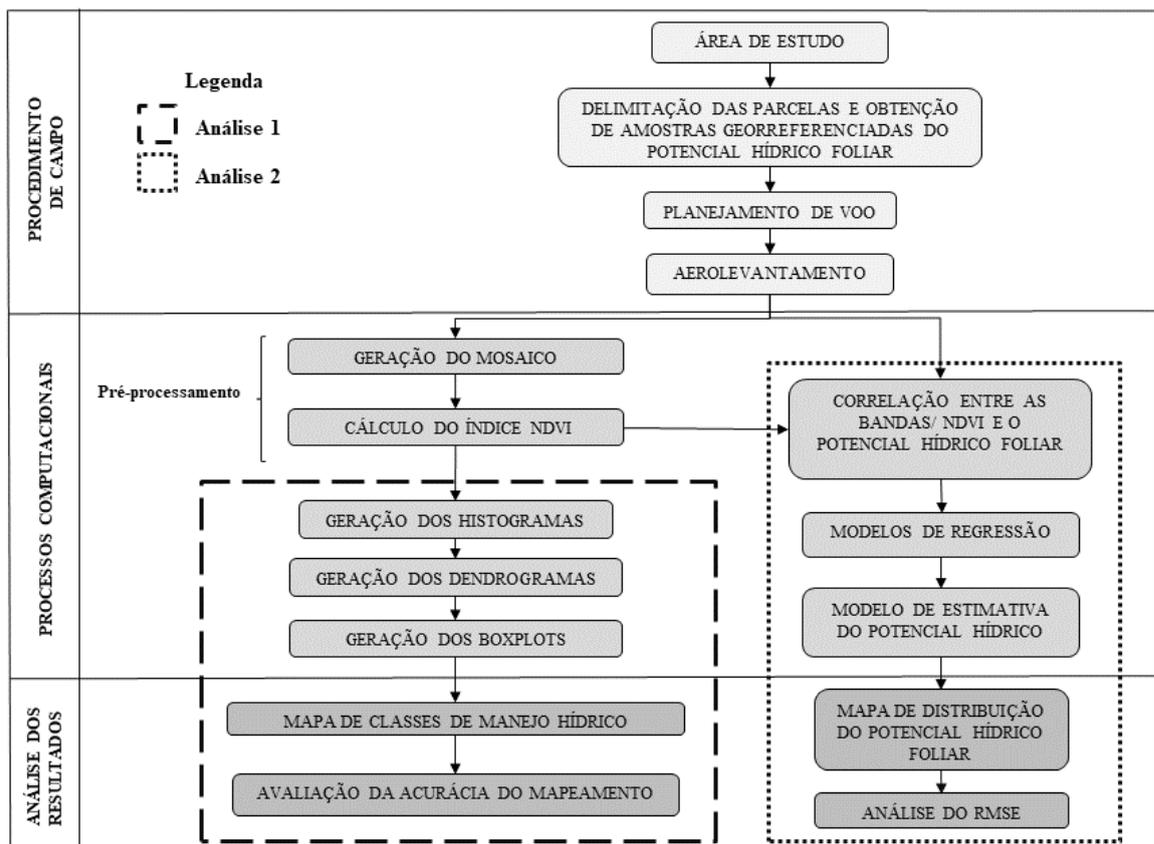
Em seguida, para efeito da segunda etapa foram necessários os seguintes *hardwares* e *softwares* para o processamento das informações:

- Ultrabook Acer A5, Intel Core i5, 6GB RAM com sistema operacional de 64 bits para processos e análises computacionais;
- Celular Samsung modelo Galaxy A5 para armazenamento e execução do plano de voo;
- *Software DroneDeploy* para elaboração do plano de voo;
- *Software Pix4Dmapper* para os processamentos fotogramétricos;
- *Software ENVI* para cálculo dos IVs, operações matemáticas com as bandas e determinação dos ROI's (Regiões de Interesse);
- *Software GNSS Solutions* para processamento dos dados GNSS;
- *Software Minitab 18.0* para geração dos Histogramas, Dendrogramas e Boxplots;
- *Software Excel* para análise da acurácia do mapeamento através do erro médio quadrático (RMSE);
- *Software QGIS* para a confecção dos mapas.

5.3 Métodos

A metodologia deste estudo está descrita na Figura 11. Para tanto, o Fluxograma apresenta a divisão da metodologia em: (I) Realização dos procedimentos de campo, a fim de obter a delimitação das parcelas experimentais, o aerolevantamento e as amostras georreferenciadas do potencial hídrico foliar; (II) Desenvolvimento dos processos computacionais; (III) Análise estatística dos dados para elaboração do mapa de classes de manejo hídrico e sua avaliação de acurácia, no caso da análise 1 e; (IV) A correlação entre as bandas / NDVI e o potencial hídrico foliar para geração dos modelos de regressão e modelo de estimativa do potencial hídrico foliar, tendo como produto o mapa do modelo de predição de distribuição do potencial hídrico foliar e seu respectivo RMSE, para a análise 2.

Figura 11 - Fluxograma da metodologia



Fonte: O autor.

5.3.1 Levantamento dos dados

A primeira campanha de campo foi realizada em outubro de 2018, caracterizada como uma estação com maiores índices de precipitação e quente, com probabilidade máxima de um dia com precipitação de 75% e com temperatura máxima média diária acima de 29 °C. A segunda campanha ocorreu em março de 2019, identificada como estação mais seca e fria, com probabilidade mínima de 3 % de um dia com precipitação e com média de 14 °C para a temperatura mínima (WEATHER SPARK, 2019). Conforme o Climate Data (2019), a pluviosidade média anual do município é de 1444 mm.

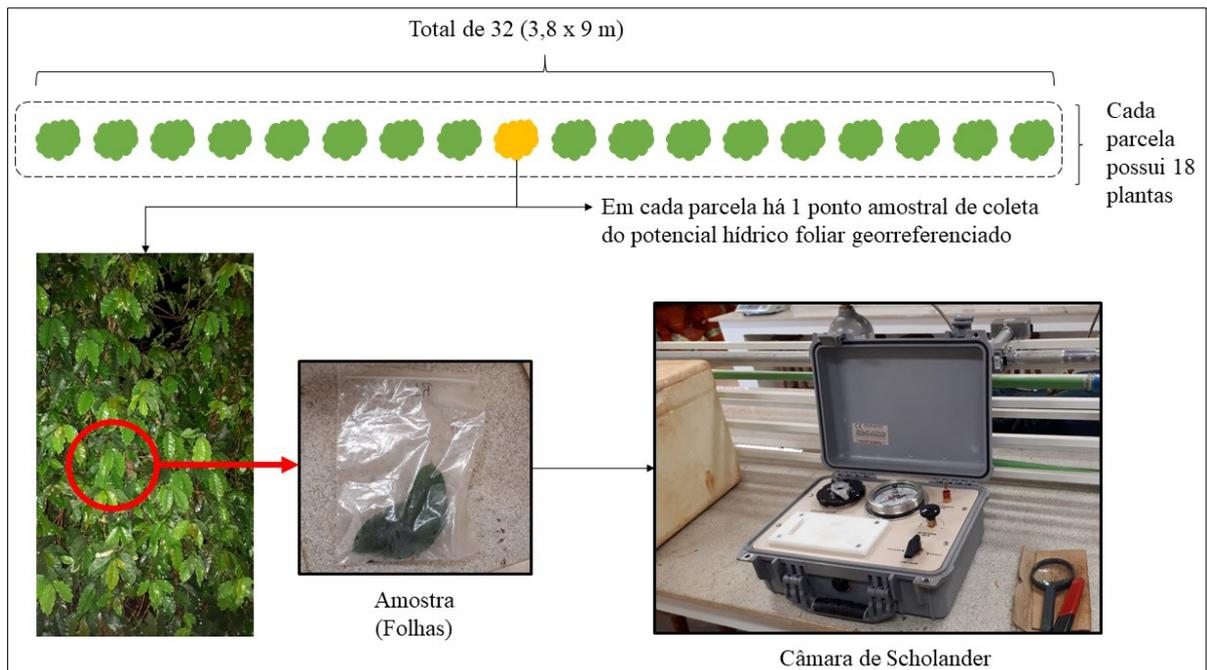
5.3.1.1 Delimitação das parcelas por posicionamento relativo estático

A delimitação das parcelas experimentais foi feita utilizando o método por posicionamento relativo estático. O tempo de ocupação dos pontos delimitadores das parcelas foi de 5 minutos (Rover) e a base foi ocupada por 3 horas. A taxa de coleta dos dados foi de 15 segundos, com máscara de elevação de 10°. O processamento dos dados foi feito no software *GNSS Solutions*.

5.3.1.2 Obtenção das amostras do potencial hídrico foliar

A obtenção de amostras do potencial hídrico foliar contou com a metodologia relatada e realizada por Fraga Júnior et al. (2018), em estudos desenvolvidos na área experimental. Deste modo, foram utilizados os resultados de pesquisas com o café (*Coffea arabica* L.) da cultivar Topázio MG 1190, com sistema de irrigação por gotejamento com espaçamento de 3,80 x 0,60 m. Nesta área foi criada uma malha amostral regular com delineamento em blocos casualizados (DBC) com 32 parcelas. Cada parcela foi constituída por um conjunto de 18 plantas. A Figura 15 exemplifica a metodologia executada no processo de seleção, coleta e análise das amostras.

Figura 12 – Demonstração do processo de seleção, coleta e análise das amostras



Fonte: O autor.

No talhão experimental, foi sistematizado que um dossel de cada parcela seria analisado durante todo o estudo. A partir deste dossel, foram coletadas duas folhas (uma amostra) em cada dossel, totalizando 32 pontos amostrais.

As subparcelas foram submetidas a quatro níveis diferentes de lâminas de irrigação a serem testadas, sendo 125%, 100%, 75% e 50% da lâmina necessária para reposição do consumo hídrico do cafeeiro estimada por balanço hídrico diário da cultura. A imposição foi contínua, desde setembro de 2017. Além disto, quatro das oito fileiras foram submetidas a irrigações com água magnetizada.

A Figura 17 apresenta o croqui da distribuição espacial dos tratamentos hídricos das 32 subparcelas.

Figura 13 – Croqui da distribuição espacial de manejo pré-definido em campo

Classes pré-definidas				
32	31	30	29	M
28	27	26	25	NM
24	23	22	21	NM
20	19	18	17	M
16	15	14	13	M
12	11	10	9	NM
8	7	6	5	M
4	3	2	1	NM

	Lâmina d'água de 50%		Lâmina d'água de 100%
	Lâmina d'água de 75%		Lâmina d'água de 125%

M – Fileira com tratamento de água Magnetizada
 NM – Fileira Não Magnetizada

Fonte: O autor.

Deste modo, os status hídricos das plantas foram avaliados no dia 02/10/2018 e 29/03/2019, entre 5h e 6h pela determinação do potencial hídrico foliar de antemanhã (Ψ_{am}), pela Câmara de Scholander.

5.3.1.3 Planejamento e execução do voo

Simultaneamente ao trabalho de coleta de dados agronômicos, ocorreu o planejamento e execução dos voos. A partir de uma ARP cedida pelo Laboratório de Sensoriamento Remoto e Fotogrametria da Universidade Federal de Uberlândia (LASER – UFU), foi realizado o aerolevanteamento das parcelas experimentais. Para a inserção e o cálculo dos parâmetros necessários para o planejamento de voo foi utilizado o *software DroneDeploy*. A Tabela 1 representa os elementos que foram utilizados e seus respectivos valores.

Tabela 1 – Elementos utilizados para o planejamento dos aerolevantamentos

Elementos	Valores utilizados
GSD	4cm
Altura de voo	132m
Área imageada	9ha
Quantidade de faixas	5
Número total de fotos	43
Tempo total do voo	5 minutos e 13 segundos
Baterias	1
Sobreposição longitudinal	75%
Sobreposição lateral	65%

Fonte: O autor.

O termo GSD (*Ground Sample Distance*), abordado na Tabela 1, está diretamente relacionado a escala da foto, e pode ser entendido como a representação do *pixel* da imagem em unidades de terreno.

Desta forma, após o planejamento do voo, foram feitos os aerolevantamentos nos dias 02/10/2018 e 29/03/2019. Estes, foram realizados em dias com condições atmosféricas apropriadas, isto é, com céu limpo e sem previsão de chuva, no intervalo entre onze horas da manhã e meio dia, objetivando imagens com maior incidência da REM e menor sombreamento no cafeeiro.

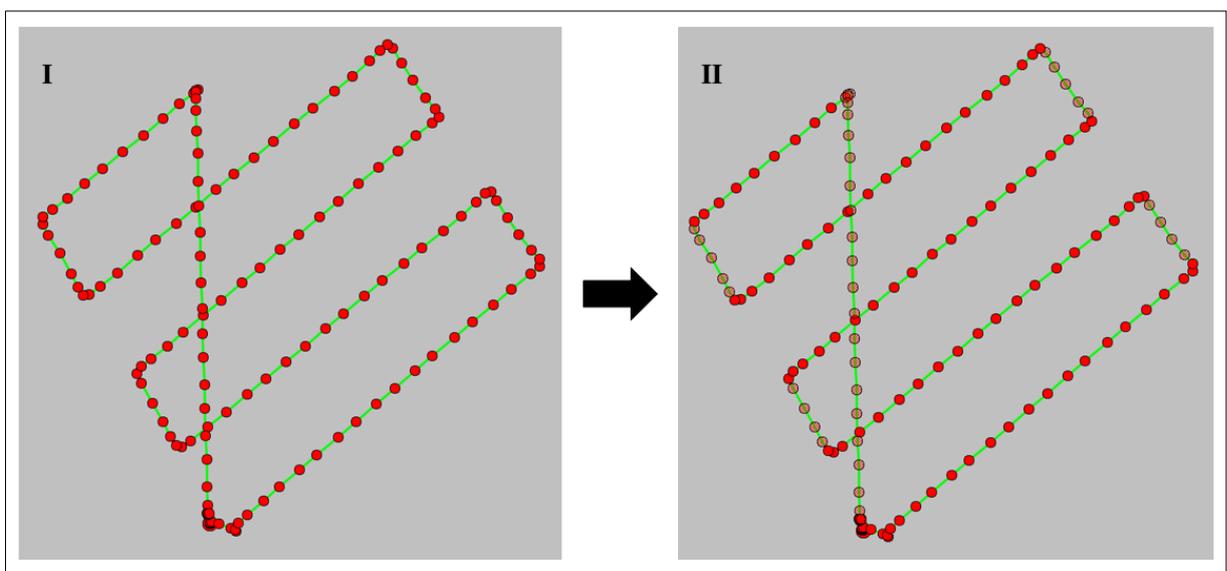
Deste modo, foi acoplada a ARP uma câmera digital multiespectral Mapir, sensível à radiação das bandas espectrais vermelho (R), verde (G) e infravermelho próximo (NIR). Além disto, o plano de voo elaborado no computador foi enviado para o mesmo *software* instalado no celular para que a ARP executasse o aerolevantamento. A partir destas imagens, foram avaliadas as respostas espectrais dos dosséis dos tratamentos de água magnetizada e não magnetizada e suas respectivas lâminas d'água.

5.3.2 Pré-processamento Digital de Imagens

Existem processamentos em comum antes que ocorram as análises propostas por esta metodologia. No primeiro momento, foi realizado o pré-processamento das imagens digitais através do *software PIX4dmapper*. Para tanto, foram inseridas as cenas obtidas pela câmera Mapir para então ser elaborado um mosaico com toda a área de estudo.

Destaca-se que, para um processamento otimizado, foram selecionadas apenas as cenas que integravam o mosaico, isto é, deixando somente as cenas que compõe as faixas paralelas de voo. Tal processo é representado pela Figura 19, aonde apenas as cenas, representadas pelos círculos vermelhos em II, foram inclusas para geração do mosaico.

Figura 14 – Retirada das cenas irrelevantes para otimização do processamento no *software PIX4D*. (I) Os Círculos vermelhos representam todos os pontos com capturas de imagens do aerolevanteamento. (II) Após o processo de retirada de cenas impróprias, apenas os pontos vermelhos restantes foram utilizados para elaboração do mosaico



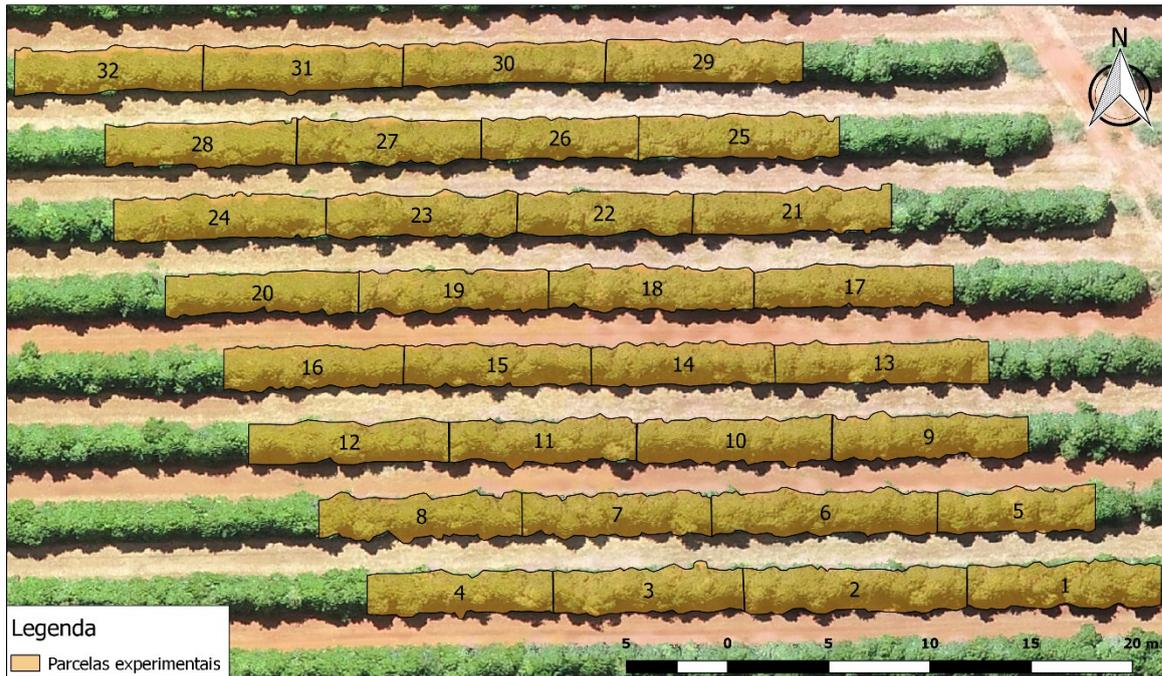
Fonte: O autor.

Salienta-se que, este processo é opcional e se faz necessário no caso da câmera Mapir, uma vez que este sensor obtém imagens de forma isoladas a obtenção das imagens do sensor da ARP, isto é, há imagens que não agregam ao aerolevanteamento por não estar automatizada a tomada de imagens com o planejamento de voo.

Após serem tratadas geometricamente, as três bandas espectrais da imagem (Verde, Vermelho e Infravermelho), foram submetidas ao cálculo do índice de vegetação NDVI.

Assim, a partir da obtenção do IV, foram vetorizadas as parcelas com base na delimitação por posicionamento relativo estático e gerado os ROI's (Regiões de interesse) destas mesmas parcelas. Os ROI'S expressam em valores numéricos cada *pixel* do recorte do ráster de interesse, possibilitando a análise de média, desvio padrão, máximo e mínimo por exemplo. A Figura 15 ilustra os 32 ROI's gerados das parcelas experimentais.

Figura 15 – Parcelas experimentais delimitadas em regiões de interesse



Fonte: O autor.

Destaca-se que, em ambos os aerolevantamentos a região de interesse extraiu informações espectrais das bandas R, G, NIR, isto é, do mosaico gerado com imagens da câmera Mapir. Ainda na Figura 15, as regiões foram representadas na imagem RGB para facilitar a compreensão visual do leitor.

5.3.3 Análise 1

Para verificar se a resposta espectral dos *pixels* das bandas R, G, NIR e do índice NDVI seguiam uma distribuição normal, foram elaborados histogramas para os dois aerolevantamentos com os valores de *pixels* em função de suas densidades.

Deste modo, o segundo passo foi à geração dos dendrogramas das bandas que melhor discriminaram as classes espectrais. O dendrograma é um diagrama que exhibe os agrupamentos (*clusters*) de observações em função dos níveis de similaridade. O nível de similaridade pode ser observado ao longo do eixo vertical e as parcelas experimentais são listadas ao longo do eixo horizontal. O número de *clusters* identificados é proporcional ao número de classes discriminadas.

Após os dendrogramas, houve a necessidade de comparar o formato, tendência central e a variabilidade de distribuições de *pixels*. Buscando solucionar estes propósitos, foram gerados Boxplots para ambos os aerolevantamentos.

Por fim, para cada aerolevantamento realizado foi elaborado um mapa de classes de

manejo hídrico em função da banda que melhor discriminou as classes espectrais.

5.3.4 Análise 2

Foi utilizado o coeficiente de correlação de Pearson para análise estatística da intensidade e direção da relação entre o potencial hídrico foliar e as bandas R, G, NIR e o NDVI do sensor Mapir para ambos os aerolevantamentos.

O coeficiente de Pearson varia de -1 a +1. Sabe-se que, quanto mais próximo de 1 for o valor em módulo do coeficiente, mais forte é a relação entre as variáveis. Em contrapartida, não há relação linear entre as variáveis quando a correlação der perto de 0. Além disto, quando o sinal do coeficiente é positivo, ambas as variáveis tendem a aumentar ou diminuir em conjunto. Caso o sinal seja negativo, uma variável tende a aumentar à medida que as outras diminuem.

Com o objetivo de filtrar os dados de possíveis outliers, foi feita a seleção dos dados com intervalo de confiança de mais de três sigmas da média para retirar cinco outliers positivos. Assim, para visualizar e determinar o modelo que melhor se ajuste aos dados e avalie a relação e a sua força, foram elaborados os gráficos de regressão linear do Potencial hídrico foliar em função da banda com maior nível de significância para cada aerolevantamento.

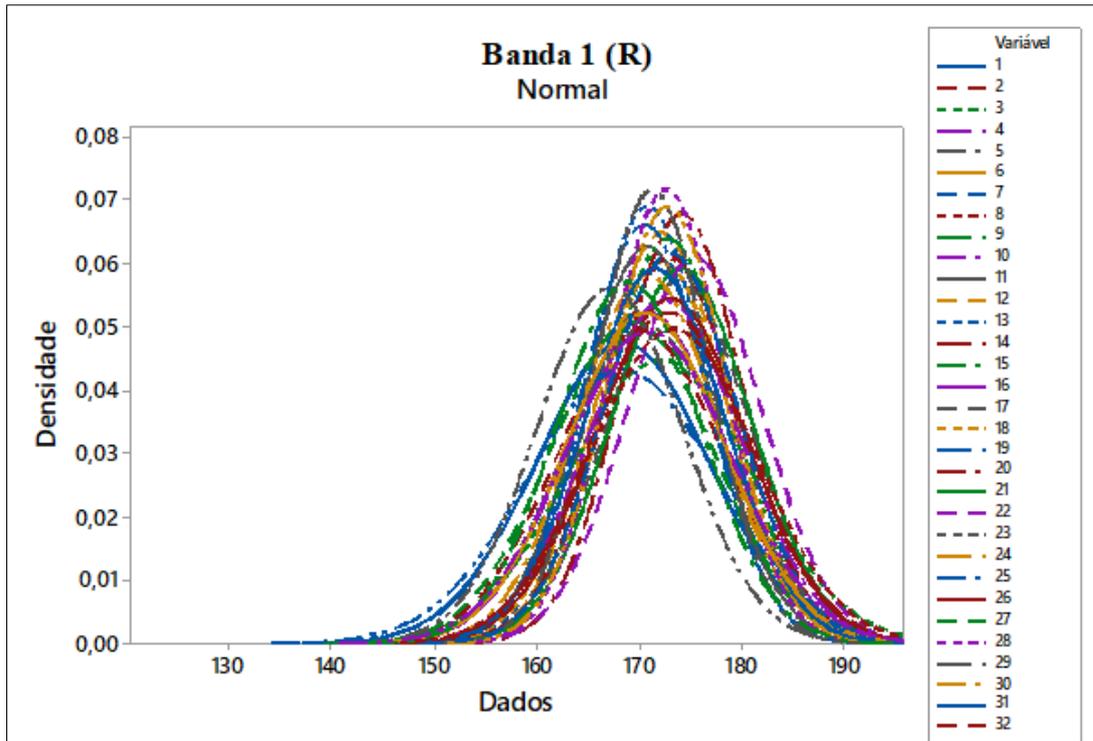
Após a seleção da regressão que melhor abrange os dados, foram gerados os gráficos, e aplicadas as equações de regressão às imagens da câmera Mapir. Por fim, foram elaborados mapas de distribuição do potencial hídrico foliar para a área de estudo e analisado o Erro médio quadrático (RMSE) das predições.

6 RESULTADOS E DISCUSSÕES

6.1 Análise 1

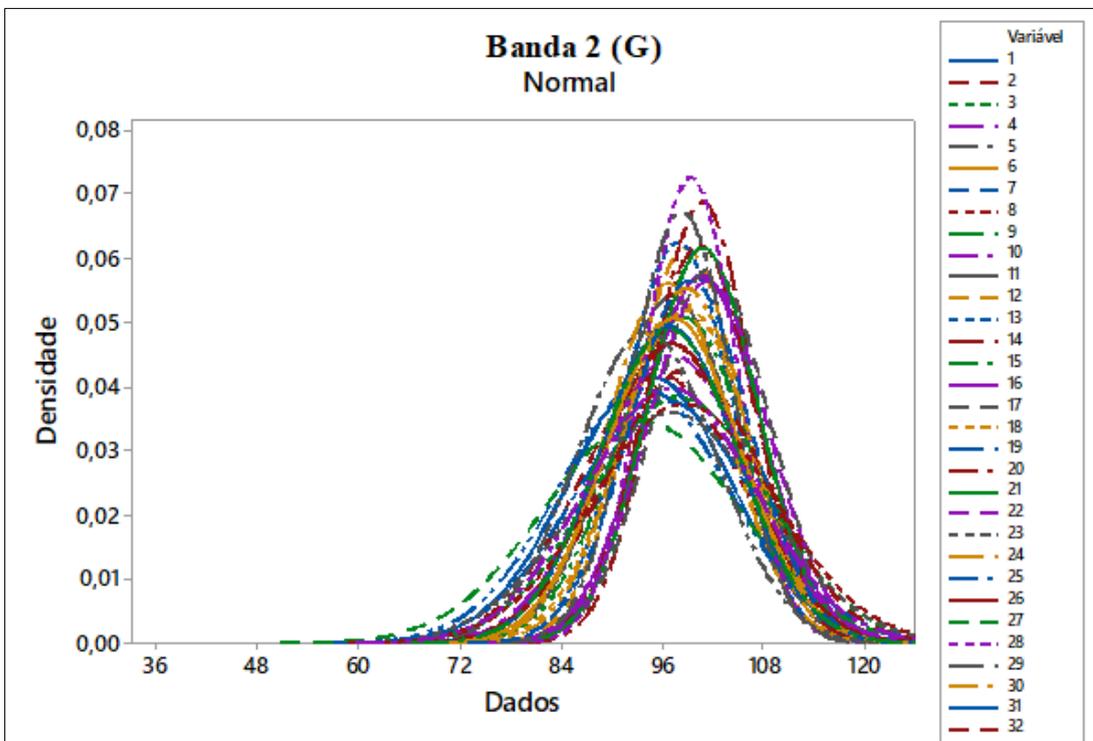
As Figuras 16,17,18 e 19 contêm os histogramas das bandas da câmera Mapir em função da densidade de distribuição dos *pixels* para o primeiro aerolevantamento (02 /10).

Figura 16 – Histograma da banda 1 (R) para o primeiro aerolevanteamento



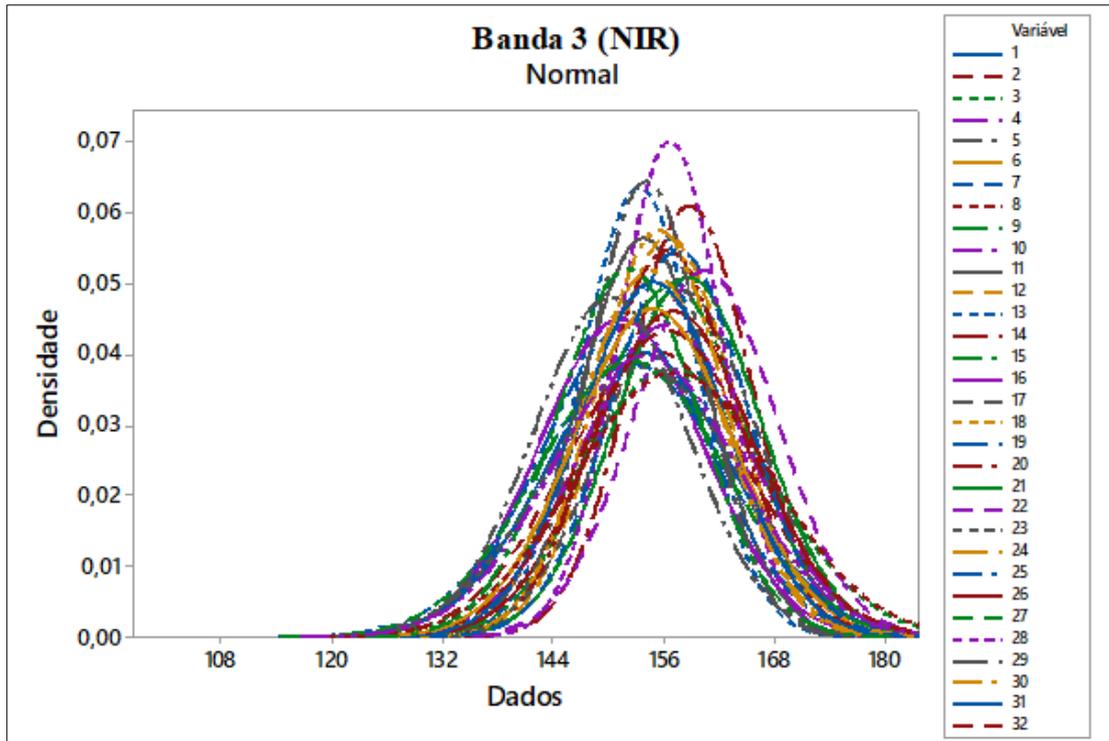
Fonte: O autor.

Figura 17 – Histograma da banda 2 (G) para o primeiro aerolevanteamento



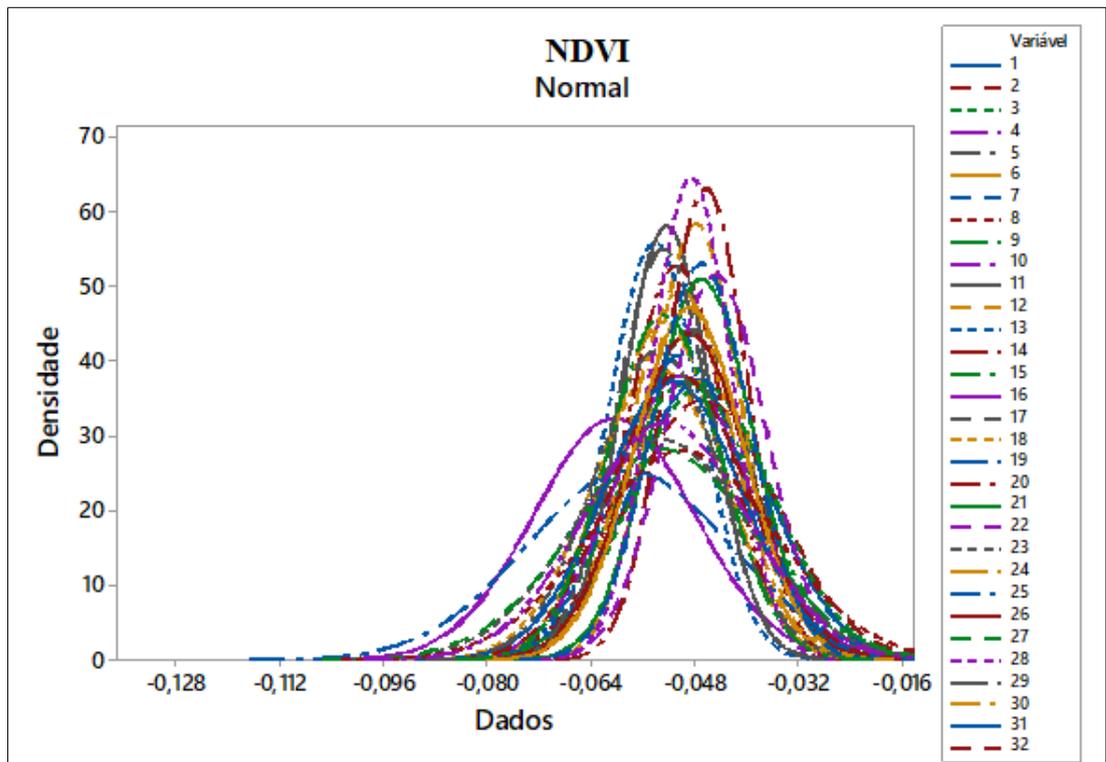
Fonte: O autor.

Figura 18 – Histograma da banda 3 (NIR) para o primeiro aerolevanteamento



Fonte: O autor.

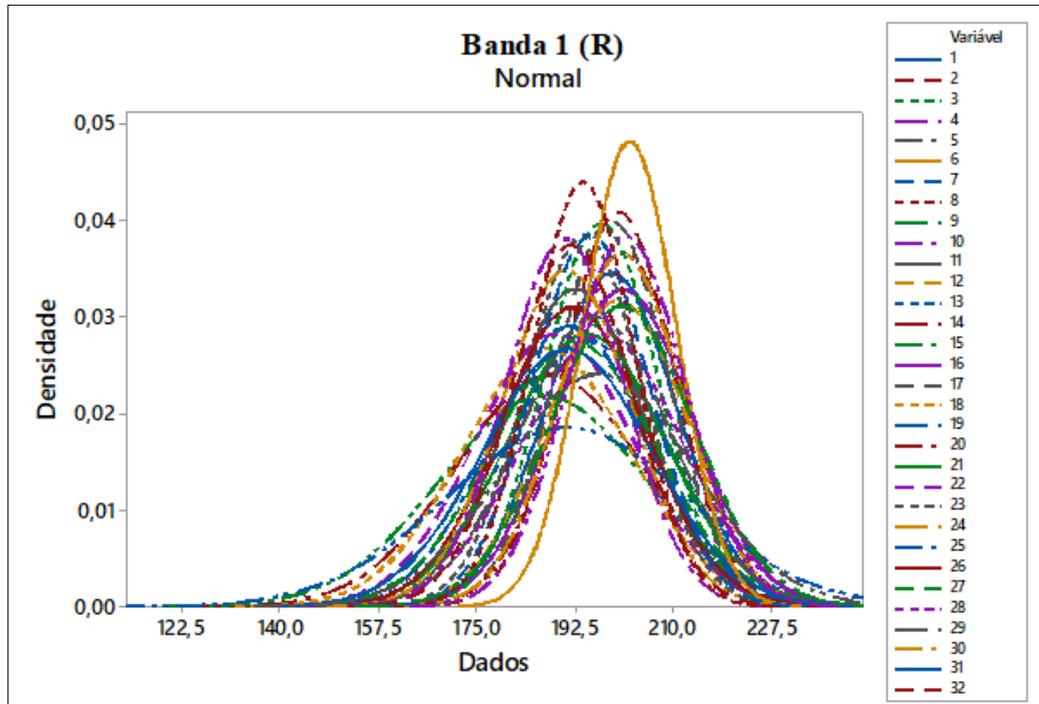
Figura 19 – Histograma do NDVI para o primeiro aerolevanteamento



Fonte: O autor.

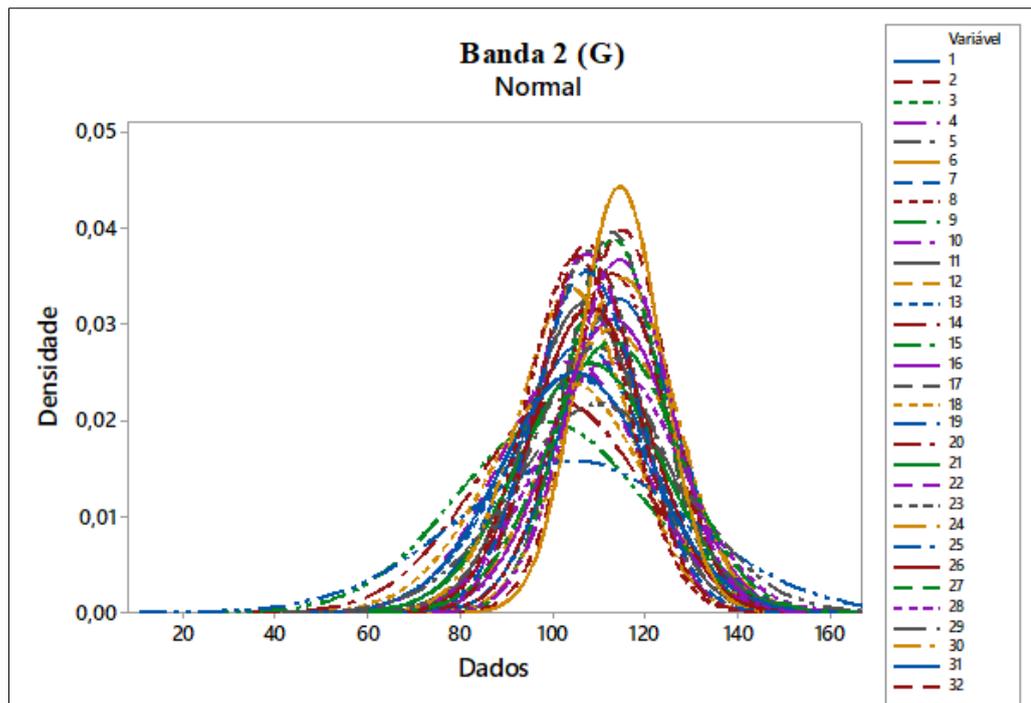
De modo análogo, nas Figuras 20, 21, 22 e 23, são expostos os histogramas do segundo aerolevanteamento (29 /03).

Figura 20 – Histograma da banda 1 (R) para o segundo aerolevanteamento



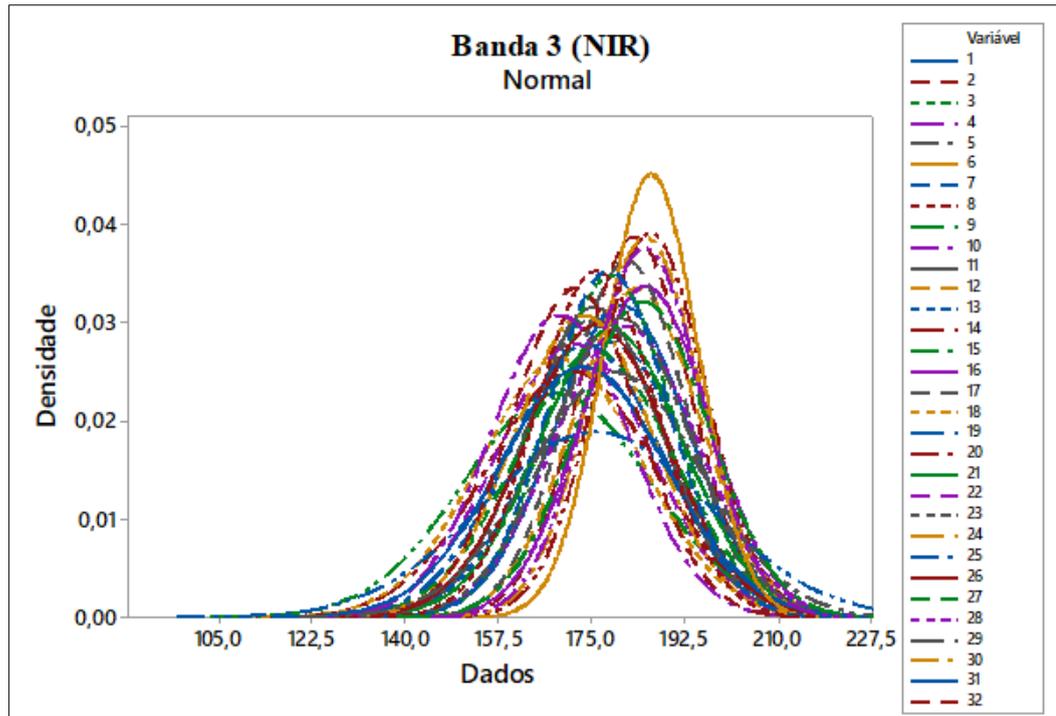
Fonte: O autor.

Figura 21 – Histograma da banda 2 (G) para o segundo aerolevanteamento



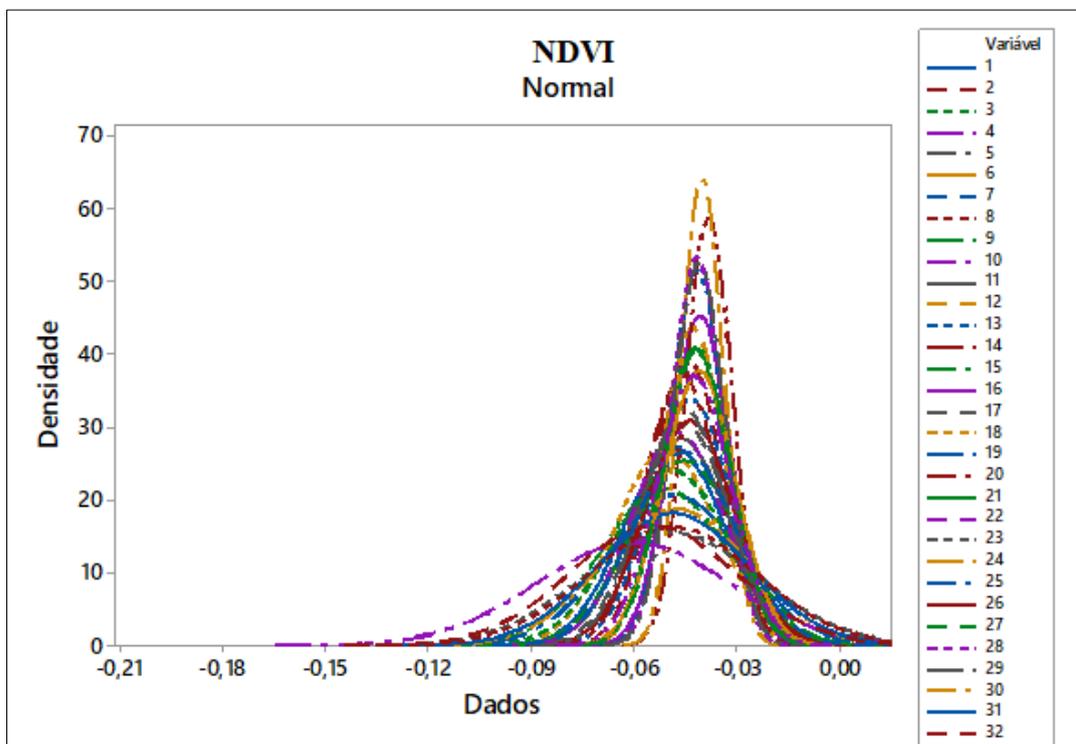
Fonte: O autor.

Figura 22 – Histograma da banda 3 (NIR) para o segundo aerolevanteamento



Fonte: O autor.

Figura 23 – Histograma do NDVI para o segundo aerolevanteamento

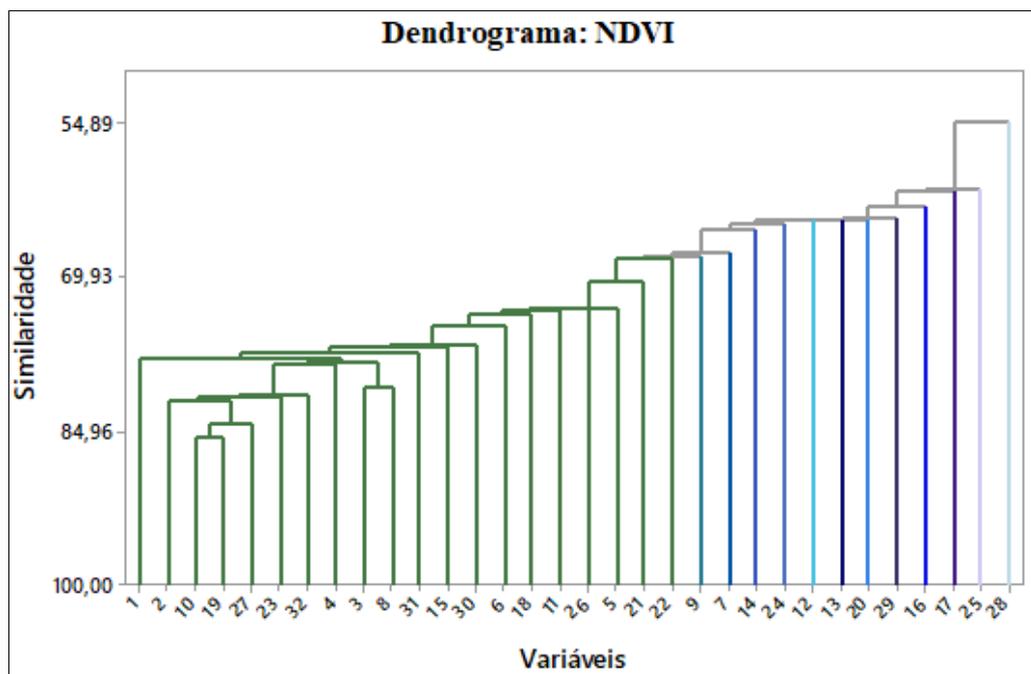


Fonte: O autor.

Os histogramas das bandas R, G, NIR e do NDVI apresentam-se na forma aproximada de um sino e simétricos em torno da média. Assim, é observável uma distribuição normal nos 32 tratamentos para qualquer uma das bandas. Deste modo, é possível que em um mapeamento de classes por classificadores supervisionados, como por exemplo, o Maxver (máxima verossimilhança), utilizar qualquer uma das bandas ou a combinação entre elas para discriminar os diferentes tipos de tratamentos hídricos.

O NDVI foi selecionado para o primeiro aerolevanteamento pois possui, conforme Figura 19, melhor aderência entre as médias. Logo, maior possibilidade de discriminação das classes. Com base nos mesmos critérios a Banda 3 (NIR), disposta na Figura 22, foi selecionada para o segundo aerolevanteamento. A Figura 24 ilustra o dendrograma do NDVI para o primeiro aerolevanteamento.

Figura 24 – Dendrograma do agrupamento das parcelas experimentais com o NDVI para o primeiro aerolevanteamento

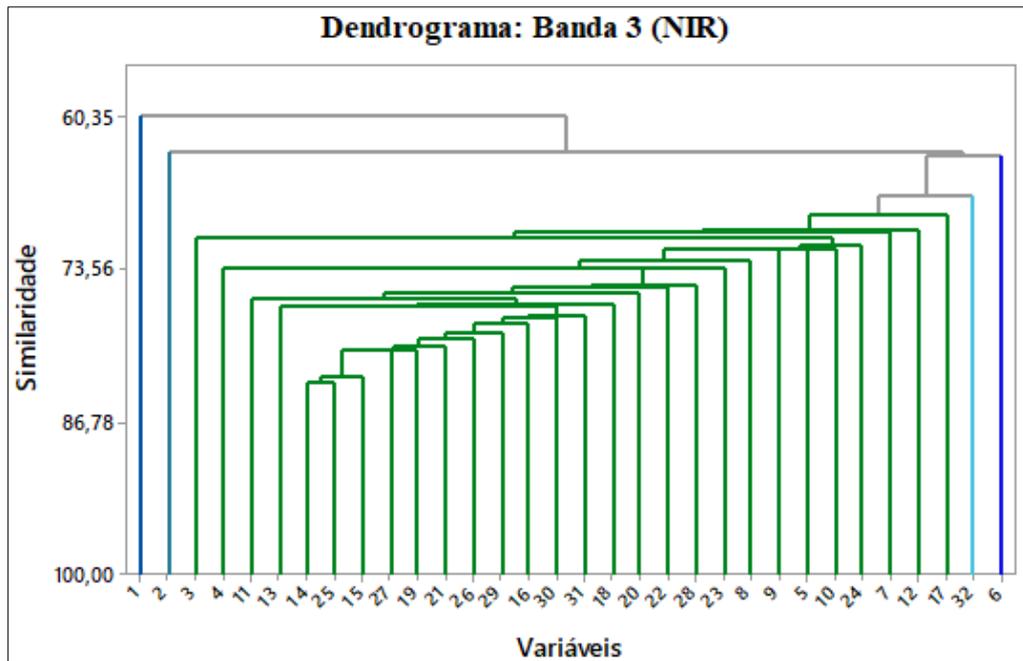


Fonte: O autor.

A partir da Figura 24, podemos observar o agrupamento de 13 parcelas discrimináveis pelo NDVI. Assim, seriam possíveis discriminar 13 das 32 classes espectrais. Tal resultado indica que 40,6% da área experimental pode ser discriminada para a condição de seca.

Já para o segundo aerolevanteamento, foi utilizado um dendrograma da banda 3 (NIR), representado pela Figura 25.

Figura 25 – Dendrograma do agrupamento das parcelas experimentais com a banda 3 (NIR) para o segundo aerolevanteamento



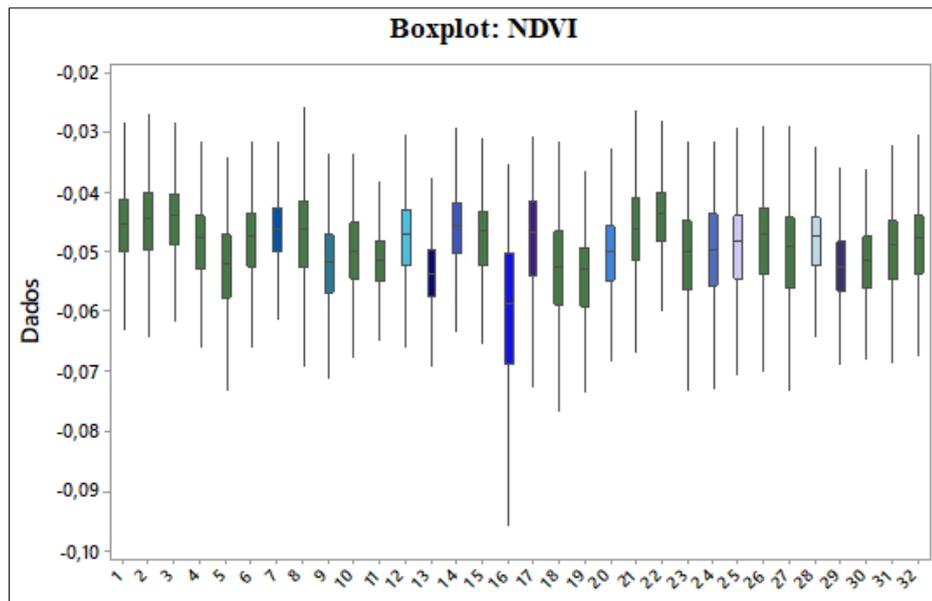
Fonte: O autor.

A Figura 25 ilustra a ocorrência de apenas cinco agrupamentos das 32 classes esperadas. Deste modo, apenas 15,6% das parcelas podem ser discrimináveis para a condição chuvosa. Assim, houve 61,6% a menos de agrupamentos de classes espectrais para a condição chuvosa quando comparada a condição de seca.

O nível de similaridade utilizado em ambos os casos foi de três σ (sigma), isto é, 67%. Tal valor foi escolhido com a finalidade de se arbitrar um nível de similaridade mais rigoroso para os agrupamentos.

O próximo passo foi à geração dos boxplots para suas respectivas análises. A Figura 26 ilustra o Boxplot para o NDVI no primeiro aerolevanteamento.

Figura 26 – Boxplot do NDVI para o primeiro aerolevanteamento

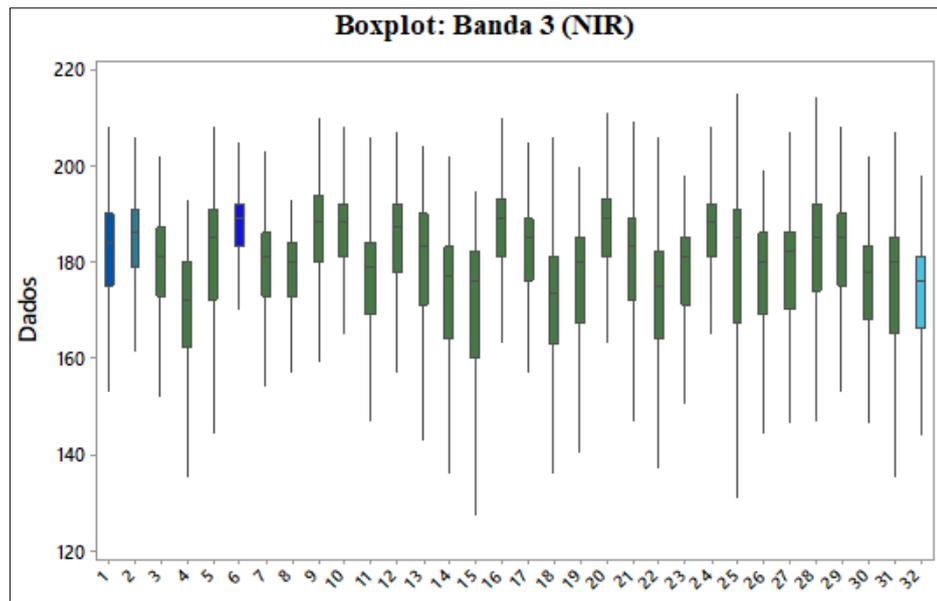


Todas as caixas possuem uma medida no centro dos dados, isto é, indicam estar compatíveis ao valor mediano esperado. A caixa de amplitude, e a amplitude da parcela 16 se destacam dentre as demais. Tal observação indica que esta parcela possui distância entre o primeiro e o terceiro quartis e uma amplitude de dados maior do que as demais.

Quando se calcula o NDVI sobre uma imagem com presença de solo exposto, podem haver ruídos nos pixels devido a presença de luz vermelha no solo. Esses ruídos podem estar presentes no filtro RGN da câmara (MAPIR, 2019). Por presença de ruídos ou por se tratar de um canal adaptado da banda azul para o NIR, os valores de NDVI encontrados foram negativos, o que necessariamente não indica corpos d'água, mas sim um “arraste” sistemático de valores pequenos e positivos de NDVI para valores negativos.

Já o Boxplot do segundo aerolevanteamento foi elaborado com a banda 3 (NIR) e pode ser representado pela Figura 27.

Figura 27 – Boxplot da banda 3 (NIR) para o segundo aerolevanteamento

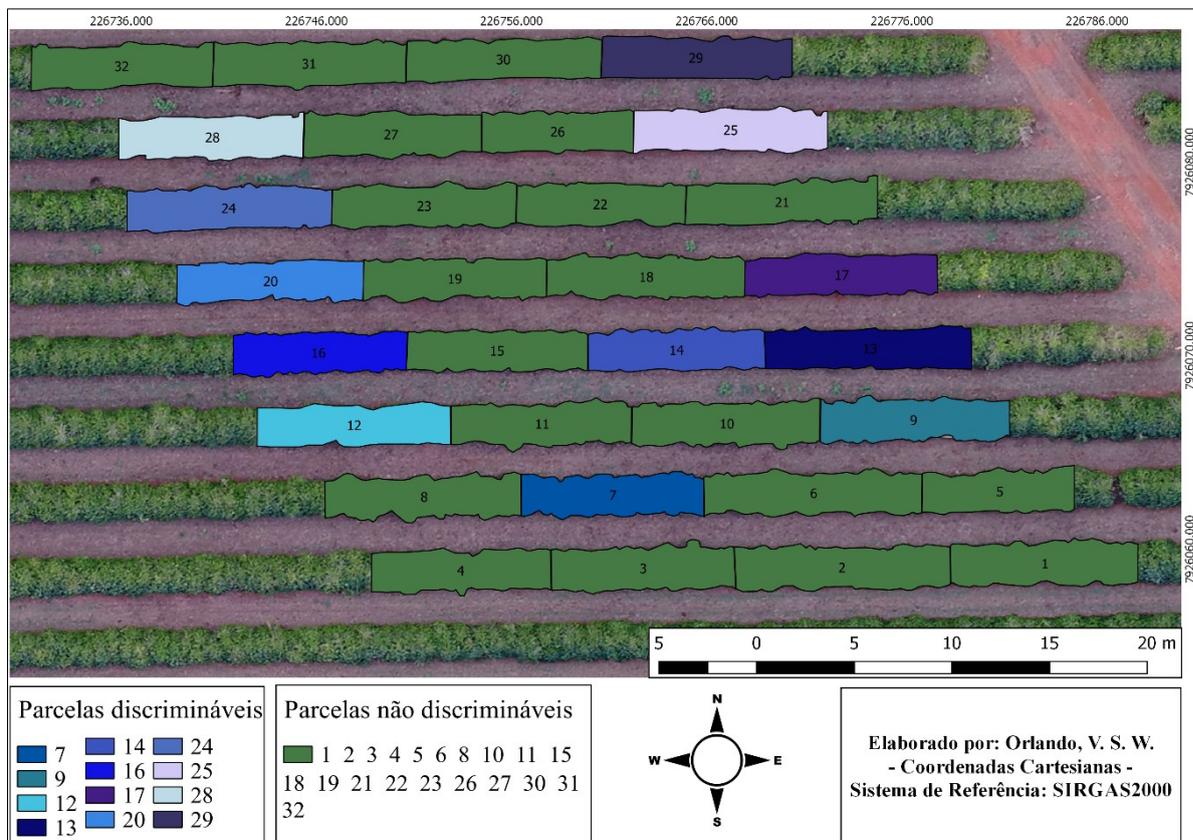


Fonte: O autor.

As caixas 5, 15 e 25 e 31 possuem valor mediano muito superior ao centro dos dados, indicando uma moderada incompatibilidade com o valor mediano esperado. A caixa de amplitude, e a amplitude das parcelas 15, 25 e 31 se destacam dentre as demais, indicando que estas parcelas possuem distância entre o primeiro e o terceiro quartis e uma amplitude de dados maior do que as demais.

Após a análise dos dados, foram elaborados os mapas dos agrupamentos mencionados. A Figura 28 apresenta o mapa de classes de manejo hídrico em função do NDVI para o primeiro aerolevanteamento.

Figura 28 – Mapa de classes de manejo hídrico em função do NDVI para o primeiro aerolevanteamento



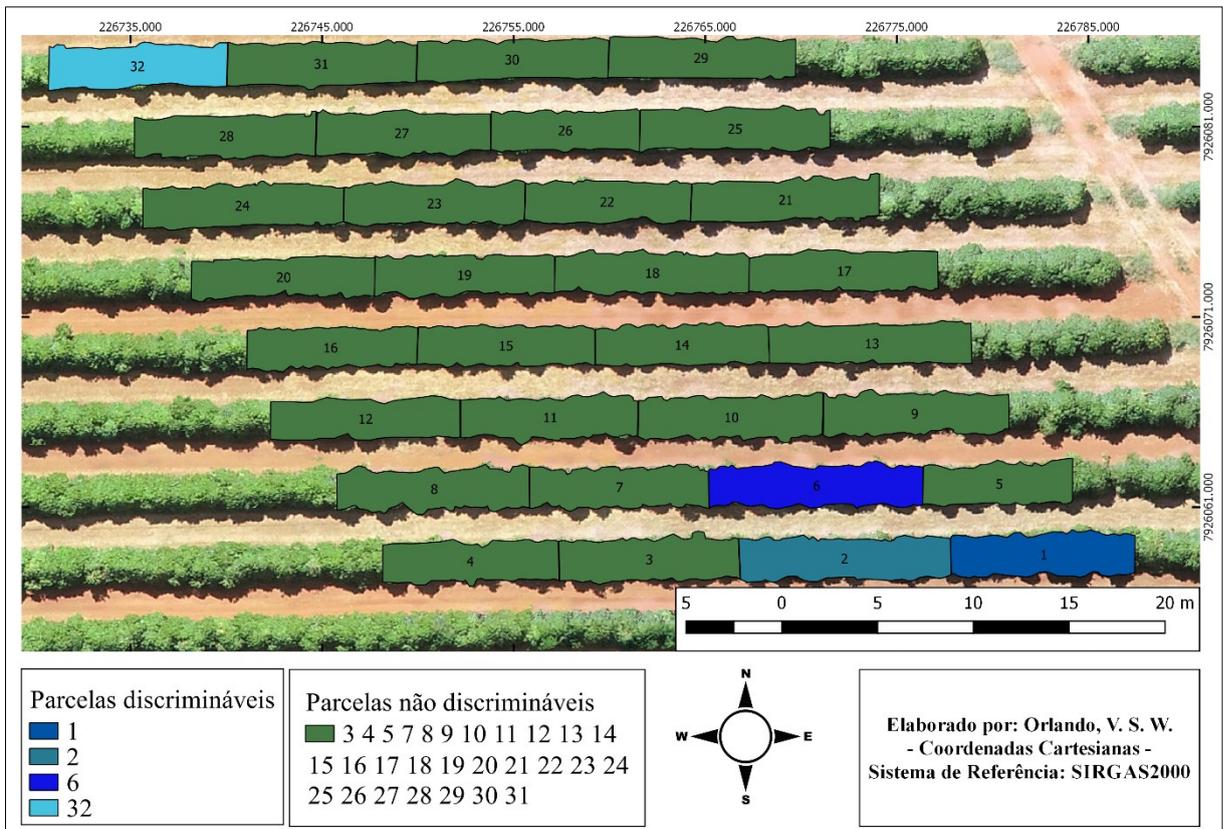
Fonte: O autor.

É possível inferir que a 4ª fileira foi a com maior discriminação entre as classes, sendo ela composta pelo tratamento com água magnetizada. Já para 1ª fileira não houve discriminação dentre as parcelas, sendo que esta está submetida a um tratamento de água não magnetizada. Assim, foram discriminadas sete parcelas com tratamento de água magnetizada e cinco parcelas com tratamento não magnetizado.

Quanto as lâminas d'água, a de 100% demonstrou ter maior discriminação em relação as demais, totalizando quatro de oito parcelas discrimináveis. Já a lâmina d'água de 125% foi discriminada em apenas dois dos oito tratamentos.

A Figura 29 apresenta o mapa de classes de manejo hídrico em função da banda três (NIR) para o segundo aerolevanteamento.

Figura 29 – Mapa de classes de manejo hídrico em função da banda 3 (NIR) para o segundo aerolevanteamento



Fonte: O autor.

Quanto ao segundo aerolevanteamento, nota-se que a banda do infravermelho próximo foi capaz de discriminar apenas quatro parcelas. A discriminação dos tratamentos hídricos foi de 50% para cada tratamento. Destaca-se que o sensor não foi capaz de discriminar as parcelas situadas da 3ª a 7ª fileira. Além disto, nenhuma lâmina d'água de 50% foi discriminada. Já a lâmina d'água de 125% foi a mais discriminada, sendo dois dos oito tratamentos.

É evidenciado ainda que, nenhuma das parcelas pôde ser discriminada simultaneamente nos dois aerolevanteamentos.

6.2 Análise 2

Foram tabelados os valores das médias dos *pixels* de cada banda e de cada parcela. Posteriormente, foi feita uma seleção com intervalo de confiança de mais de três sigmas da média para retirar cinco outliers. Tal processo ocasionou na retirada dos valores de potencial hídrico foliar das parcelas 4, 12, 13, 21 e 22 para o primeiro aerolevanteamento.

Deste modo, para o primeiro aerolevanteamento, foi confeccionada a Tabela 2, que expõe os resultados de correlação através do coeficiente de correlação de Pearson e o valor de p.

Tabela 2 – Correlação entre o Potencial hídrico foliar e as bandas da câmera Mapir para o primeiro aerolevanteamento

Correlação	Pearson	Valor de p
Potencial com Banda 1 (R)	0,256	0,198
Potencial com Banda 2 (G)	0,086	0,668
Potencial com Banda 3 (NIR)	0,291	0,140
Potencial com o NDVI	0,208	0,297

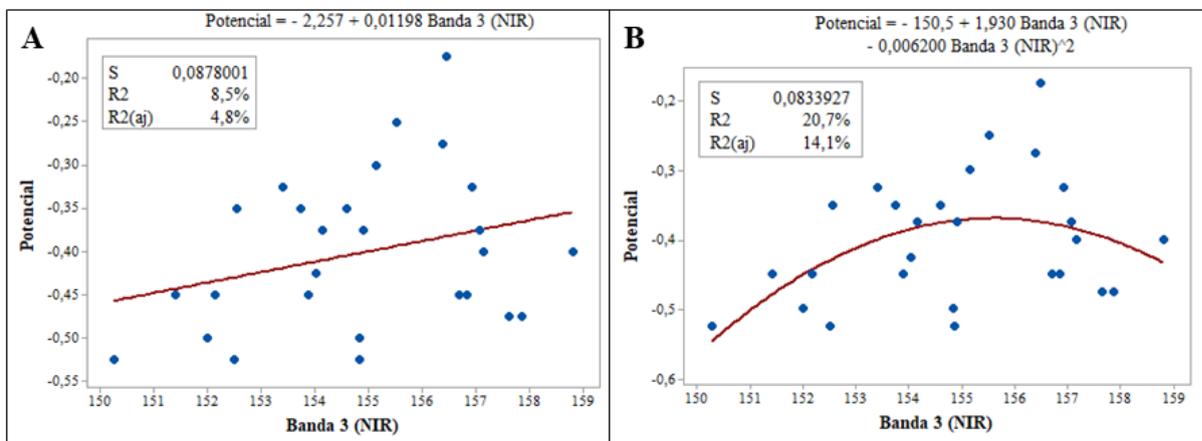
Fonte: O autor.

Conforme análise do coeficiente de correlação de Pearson é possível afirmar que existe uma correlação fraca entre o Potencial hídrico foliar com as bandas da câmera Mapir e o IV para o primeiro aerolevanteamento. Além disto, os resultados da regressão mostram que o IV e as bandas preditoras não são significantes devido a seus valores p altos. A banda 3 (NIR) possui o maior valor absoluto de coeficiente de Pearson e menor valor de p. Por este resultado, esta foi a banda selecionada para explicar o potencial hídrico foliar.

Deste modo, foi gerado o gráfico de regressão linear e regressão linear quadrática do Potencial com a banda 3 (NIR) para o primeiro aerolevanteamento (Figura 30).

Figura 30 – Gráficos de regressões lineares do Potencial hídrico foliar em função da banda 3 (NIR) para o primeiro aerolevanteamento. (A) Regressão linear simples. (B)

Regressão linear quadrática



Fonte: O autor.

Os maiores valores de R^2 foram evidenciados na regressão linear quadrática. Apesar de a regressão linear quadrática apresentar maiores valores de R^2 , esta não apresentou valores condizentes com os medidos em campo. Em outras palavras, a utilização da regressão linear simples apresentou valores mais condizentes com a realidade. Isto posto, a representação algébrica da linha de regressão, isto é, a equação que descreve a relação entre o potencial hídrico foliar e a banda 3 (NIR) é descrita na Equação 2.

$$\text{Potencial} = - 2,257 + 0,01198 \times \text{Banda 3 (NIR)} \quad (2)$$

Além disto, o valor do coeficiente de determinação R^2 , exibido no gráfico, revela que a banda 3 (NIR) explica 8,5% do potencial hídrico foliar. Isto exprime uma necessidade de analisar e quantificar outros fatores, biológicos ou não, que interferem e explicam o potencial hídrico foliar da imagem.

De modo equivalente, para o segundo aerolevamento foi feita a seleção para retirada de 5 outliers. Tal processo ocasionou na retirada dos valores de potencial hídrico foliar das parcelas 2, 8, 17, 18 e 19. Assim, foi elaborada a Tabela 3, que expõe os resultados de correlação através do coeficiente de correlação de Pearson e o valor de p.

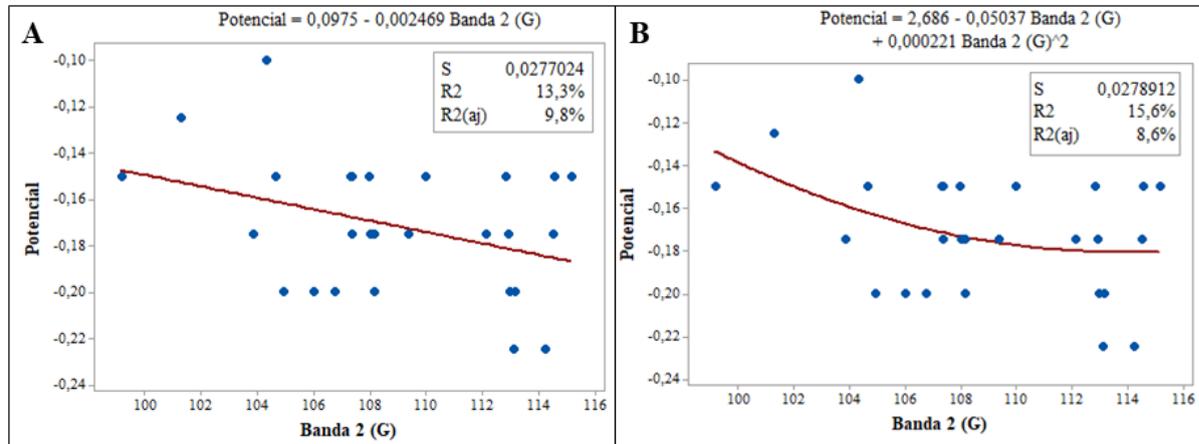
Tabela 3 – Correlação entre o Potencial hídrico foliar e as bandas da câmera Mapir para o segundo aerolevamento

Correlação	Pearson	Valor de p
Potencial com Banda 1 (R)	-0,332	0,091
Potencial com Banda 2 (G)	-0,365	0,061
Potencial com Banda 3 (NIR)	-0,321	0,102
Potencial com o NDVI	-0,204	0,308

Fonte: O autor.

Conforme análise do coeficiente de correlação de Pearson e do valor de p, foi utilizada a Banda 2 (G) para explicar o potencial hídrico foliar no segundo aerolevamento nos gráficos de regressões lineares simples e quadrática (Figura 31).

Figura 31 – Gráficos de regressões lineares do Potencial hídrico foliar em função da banda 2 (G) para o segundo aerolevanteamento. (A) Regressão linear simples. (B) Regressão linear quadrática



Fonte: O autor.

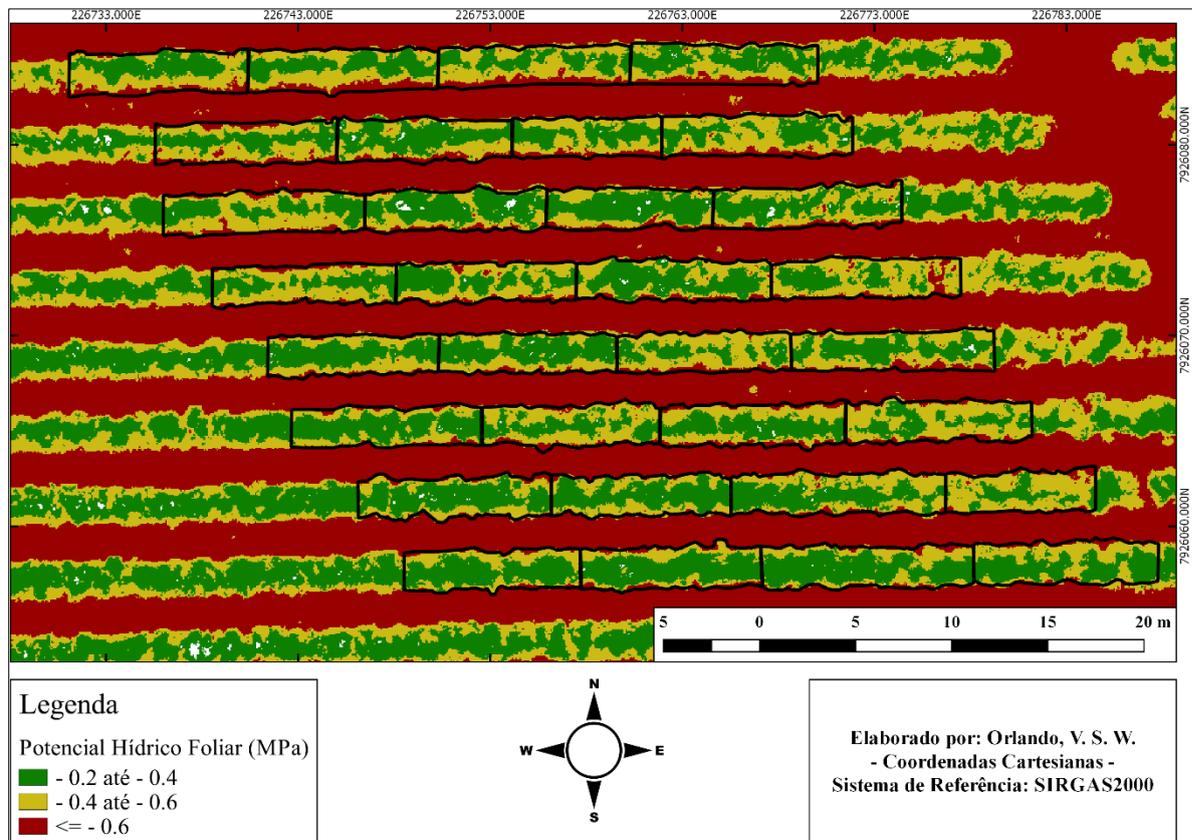
De modo equivalente ao primeiro aerolevanteamento, foi utilizada a regressão linear simples. Assim, a equação que descreve a relação entre o potencial hídrico foliar e a banda 2 (G) é descrita na Equação 3.

$$\text{Potencial} = 0,0975 - 0,002469 \times \text{Banda 2 (G)} \quad (3)$$

Para este aerolevanteamento, a banda 2 (G) explica 13,3% do potencial hídrico foliar, isto é, 4,8% a mais do valor encontrado para o primeiro aerolevanteamento.

Após a geração dos gráficos, foram implementadas as equações as respectivas bandas selecionadas da câmera Mapir e elaborados os mapas de distribuição do potencial hídrico foliar para ambos os aerolevanteamentos (Figuras 32 e 33). Ressalta-se que, em e ambos os casos, a legenda foi desenvolvida com base na segmentação da amplitude total dos dados.

Figura 32 – Mapa de distribuição do potencial hídrico foliar para o primeiro aerolevanteamento



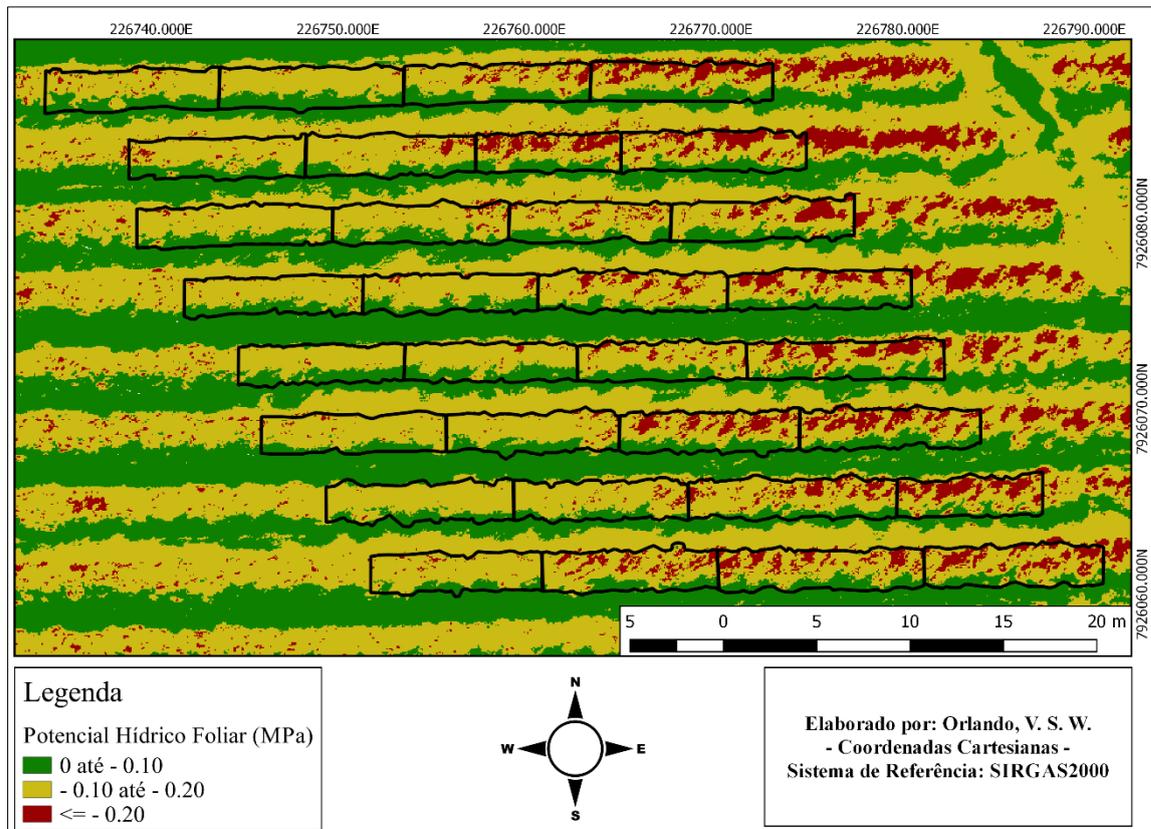
Fonte: O autor.

Conforme ilustra a Figura 32, os valores de potencial hídrico foliar se encontram homogêneos e estão dentro de uma amplitude de dados relativamente alta, uma vez que obtidos em época de seca. Deste modo, os solos expressaram valores inferiores a $-0,6$ MPa e os dosséis apresentam valores equilibrados entre $-0,2$ MPa até $-0,6$ MPa.

Conforme Fraga Júnior et al. (2018), no início de setembro os produtores limitam a irrigação para que o café sofra um estresse hídrico induzido, aspirando uma melhor floração e maior uniformidade dos tipos de frutos. Assim, é observável os menores valores de água disponível no solo devido a indução ao estresse hídrico pelo início do período de pré-florada do cafeeiro.

Ronchi et al. (2015), constataram que a ausência da irrigação de fato proporciona o déficit hídrico mais intenso, com valores mínimos de potencial hídrico foliar de $-0,59$ Mpa para as cultivares Catuaí Vermelho IAC 144 e $-0,82$ Mpa para Bourbon Amarelo J9. Batista et al. (2010), observou valores de potenciais hídricos próximos a $-1,17$ Mpa para cultivar Topázio MG 1190 em condições de estresse hídrico. Ambos os autores utilizaram a câmara de Scholander.

Figura 33 – Mapa de distribuição do potencial hídrico foliar para o segundo aerolevanteamento



Fonte: O autor.

O aerolevanteamento da Figura 33 foi realizado na época de granação do cafeeiro, isto é, a fase de formação dos grãos. Assim, conforme os estudos de Fraga Júnior et al. (2018), a água está mais acessível as plantas, que por sua vez deveriam estar com maiores valores de potencial de água na folha.

Contudo, concomitantemente a granação, no mês de março é aonde ocorrem maiores precipitações que por sua vez diminuem a necessidade de irrigação. Deste modo, é observada uma discriminação maior para o valor de condição hídrica dos solos.

As parcelas ao Oeste apresentaram distribuição mais alta se comparada às parcelas ao Leste da imagem. Tal fato aponta que a chuva não é o único atuante na disposição hídrica da área de estudo.

Quanto ao índice NDVI, as mesmas constatações foram evidenciadas em Silveira et al. (2015), onde não se observou correlação significativa do NDVI com o potencial hídrico foliar no sistema de cultivo irrigado.

A partir dos dados de discrepância entre o potencial hídrico foliar observado e estimado, foi calculado o erro médio quadrático (RMSE) da amostra. Para o primeiro

aerolevanteamento, o RMSE foi de 0,2283, isto são 38,69% da representação. Já para o segundo aerolevanteamento, o erro foi de 0,0604 ou 37,76% de erro com base no valor esperado. Assim, o RMSE para a condição de seca foi superior se comparado a condição de chuva.

7 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Para as condições do estudo, pode-se concluir que a câmera Mapir é capaz de discriminar os diferentes tratamentos hídricos e estimar o potencial hídrico foliar na cultura cafeeira com algumas limitações.

Para a definição das classes de manejo hídrico, as condições de seca foram mais favoráveis a discriminação espectral das parcelas experimentais do que na condição chuvosa. Tal resultado pode ser associado a limitação do sensor em discriminar as parcelas após a homogeneização da distribuição de água no café pelas precipitações.

Quanto a distribuição de potencial hídrico foliar, a condição chuvosa demonstrou ser mais apta a prever o potencial, pois obteve maior correlação de Pearson e valor de p, além de possuir menor RMSE. O verde respondeu melhor para esta condição pois nestas conjunturas o cafeeiro estaria com maior vigor vegetativo, isto é, com a planta na coloração verde. Já para a condição de seca, não foi obtido um coeficiente significativo e o NIR está por definição relacionada ao estresse hídrico das plantas.

Além disto, a qualidade baixa dos ajustes dos modelos pode ser explicada pelos altos valores de RMSE para ambos os aerolevanteamentos. Este resultado pode ser explicado pelo número baixo de amostras, tanto para o cálculo do modelo, quanto para os pontos de verificação utilizados no cálculo do RMSE.

Pode-se concluir que, em sensores de menor resolução espacial há um acúmulo de elementos que são generalizados e que por sua vez facilitam os processos de classificação das imagens. Assim, ao se tratar de sensores com alta resolução espacial e baixa resolução espectral, os algoritmos encontram dificuldades em discriminar alvos com alta acurácia, devido as muitas fontes de variações nas medidas, como no caso deste estudo.

REFERÊNCIAS

- ABIC - **Associação Brasileira da Indústria de Café**. Disponível em: <<http://abic.com.br/>>. Acesso em: 9 ago. 2018.
- BATISTA, L.A.; GUIMARÃES, R.J.; PEREIRA, F.J.; CARVALHO, G.R.; CASTRO, E.M.de. **Anatomia foliar e potencial hídrico na tolerância de cultivares de café ao estresse hídrico**. Revista Ciência Agronômica, v.41, p.475-481, 2010.
- BERILLI, S. da S. **Desenvolvimento de instrumentação para monitorar o potencial hídrico foliar**. 2017. 70 f. Dissertação (Mestrado em Produção Vegetal) - Centro de ciências e tecnologias agropecuárias, Universidade Estadual do Norte Fluminense Darcy Ribeiro, Campos dos Goytacazes, 2017.
- BRASIL. Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento. Secretaria de Desenvolvimento Agropecuário e Cooperativismo. **Agricultura de Precisão**. 3. ed. Brasília: Assessoria de Comunicação Social, 2013. 36 p.
- CHEMURA, A.; MUTANGA, O.; DUBE, T. *Remote sensing leaf water stress in coffee (Coffea arabica) using secondary effects of water absorption and random forests*. **Physics and Chemistry of the Earth**. 2017. p.317-324.
- CLIMATE DATA. **Clima característico no município de Monte Carmelo**. Disponível em:<<https://pt.climate-data.org/america-do-sul/brasil/minas-gerais/monte-carmelo-24982/>> Acesso em: 19 jan. 2019.
- COELHO, A.M. **Agricultura de precisão: manejo da variabilidade espacial e temporal dos solos e culturas**. Documento 46. EMBRAPA/Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento. Centro Nacional de Pesquisas de Milho e Sorgo. Sete Lagoas, MG. 60p.,2005. Disponível em: <https://ainfo.cnptia.embrapa.br/digital/bitstream/CNPMS/18887/1/Doc_46.pdf>. Acesso em: 3 ago. 2018.
- CONAB - Companhia Nacional de Abastecimento. **Produção de café deve ser a maior da história com quase 60 milhões de sacas**. Disponível em: <<https://www.conab.gov.br/ultimas-noticias/2512-producao-de-cafe-deve-ser-a-maior-da-historia-com-quase-60-milhoes-de-sacas>> Acesso em: 21 set. 2018.
- CRUSIOL, L. G. T.; NANNI, M. R.; FURLANETTO, R. H.; SILVA, G. F. C.; SILVA, M. C.; SIBALDELLI, R. N. R.; MERTZ-HENNING, L. M.; NEPOMUCENO, A. L.; NEUMAIER, N.; FARIAS, J.R.B. Sensoriamento remoto aplicado ao monitoramento do déficit hídrico na cultura da soja. In: Jornada Acadêmica da Embrapa Soja, XII, 2017, Londrina. **Anais...** Londrina: Embrapa Soja, 2017. p. 119-127.
- DAMATTA, F.M.; RAMALHO, J.D.C. *Impacts of drought and temperature stress on coffee physiology and production: A review*. **Brazilian Journal of Plant Physiology**, Campinas, v. 18, n. 1, 2006. p. 55–81.

DING, Y.; ZHANG, Y.; ZHENG, Q.; TYREE, M. T.; *Pressure–volume curves: revisiting the impact of negative turgor during cell collapse by literature review and simulations of cell micromechanics. New Phytologist*, Vol.203(2), 2014. p.378- 387.

FERNANDES A.L.T.; SILVA R. O.; FRAGA JR. E. F.; Tratamento magnético da água para irrigação do cafeeiro cultivado no cerrado de minas gerais. In: INOVAGRI International Meeting, IV , 2017, Fortaleza, **Anais...** Fortaleza: INOVAGRI, 2017.

FORMAGGIO, A. R.; SANCHES, I. D. **Sensoriamento Remoto em agricultura** São Paulo: Oficina de textos, 2017. 288p.

FONSECA, L. M. G. **Processamento digital de imagens.** Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), 2000. 105p.

FRAGA JÚNIOR, E. F.; REZENDE, M. S. de; FERNANDES A. L. T.; ASSIS, G. A. de; RETTORE NETO, O.; SILVA JUNIOR, G. J. Relações hídricas de cafeeiro irrigado sob diferentes lâminas de água eletromagnetizada. In: Simpósio Brasileiro de pesquisa em cafeicultura irrigada, XX, 2018, Araguari. **Anais...** Araguari: Fenicafé, 2018.

FURLANETTO, R.H.; NANNI, M.R.; CRUSIOL, L.G.T.; SILVA, G.F.C.; OLIVEIRA JUNIOR, A. de. Potencial de utilização de sensores multiespectral e hiperespectral no estudo de diferentes alvos agrícolas. In: Jornada Acadêmica da Embrapa Soja, XII, 2017, Londrina, **Anais...** Londrina: Embrapa Soja, 2017. p. 146-154.

GENEROSO, T. N. **Efeito da magnetização nas características da água e nos parâmetros de transporte de fósforo no solo.** 2016. 57 f. Dissertação (Mestrado) - Programa de Pós-Graduação em Engenharia Agrícola, Universidade Federal de Viçosa, Viçosa, 2016.

GUIMARÃES, J. R.; MENDES, A. N. G.; BALIZA, D. P. **Semiologia do Cafeeiro:** sintomas de desordens nutricionais, fitossanitárias e fisiológicas. Lavras: UFLA, 2010. 215p.

HUGO, V. **Les enfants: le livre des mères.** Librairie de l. hachette et. Publicado por Hetzel, 1858. 264p.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA (IBGE). **Malhas Digitais - 2015.** Disponível em :<www.mapas.ibge.gov.br/bases-e-referenciais/bases-cartograficas/malhas-digitais> Acesso em 20 set. 2018.

JENSEN, J. R. **Sensoriamento Remoto do Ambiente:** uma perspectiva em recursos terrestres. São José dos campos: Parêntese, 2009. 598p.

LIU, W. T. H. **Aplicações de Sensoriamento Remoto.** Campo Grande: UNIDERP, 2007. 908p.

LOPES SOBRINHO, O. P.; ARRIERO, S. S.; DO O, L. M. G.; SOUSA, A. B.; SALES, M. L. S.; SILVA, E. F.; COSTA, A. G.; SILVA, G. S.; CANTANHEDE, E. K. P.; PEREIRA, A. I. S. Uso de Potenciais da Água na Planta no Manejo da Irrigação: Uma revisão. In: Congresso Online - Agronomia (CONVIBRA), VI, 2018. **Anais... CONVIBRA**, 2018.

MAPIR - *OCN Filter Improves Results Compared to RGN Filter*. Disponível em: <<https://www.mapir.camera/pages/ocn-filter-improves-contrast-compared-to-rgn-filter>> Acesso em: 05 jun. 2019.

MARTINS, G. D.; GALO, M. de L. B. T.; VIEIRA, B. S. Caracterização hiperespectral in situ do cafeeiro infectado por nematoides. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, XVII, 2015, João Pessoa, **Anais... João Pessoa: INPE**, 2015. p.1829-1836.

MARTINS, G. D. **Inferência dos níveis de infecção por nematoides na cultura cafeeira a partir de dados de sensoriamento remoto adquiridos em multiescala**. 121 f. Tese (Doutorado) - Curso de Ciências Cartográficas, Faculdade de Ciências e Tecnologia, Universidade Estadual Paulista, Presidente Prudente, 2016.

MENEZES, P.R.; ALMEIDA, T.; **Introdução ao processamento de imagens de sensoriamento remoto**. Universidade Federal de Brasília (UNB), Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPQ). Brasília, D.F., 2012,276p.

MOREIRA, M. A. **Fundamentos do Sensoriamento Remoto e Metodologias de Aplicação**. 4 Ed. Atualizada e Ampliada – Viçosa: UFV, 2012. 422p.

NOVO, E. M. L. de M. **Sensoriamento Remoto: Princípios e Aplicações**. 4. ed. São Paulo: Edgard Blucher Ltda., 2010. 387 p.

PEREIRA, A. R.; CAMARGO, Â. P.; CAMARGO, M. B. P. **Agrometeorologia de Cafezais no Brasil**. Campinas: Instituto Agrônômico. 2008, 127 p.

POLIDORIO, A. M.; FRANCO, C.; IMAI, N. N.; TOMMASELLI, A. M. G.; GALO, M. de L. B. T. Correção radiométrica de imagens multiespectrais CBERS e Landsat ETM usando atributos de reflectância e de cor. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, XII, 2005, Goiânia, **Anais... Goiânia: INPE**, 2005. p. 4241-4248.

PONZONI, F. J.; SHIMABUKURO, Y. E.; KUPLICH, T. M. **Sensoriamento Remoto da Vegetação**. 2. Ed. Atualizada e Ampliada – São Paulo: Oficina de textos, 2012.

RENA, A.B.; MAESTRI, M. **Relações hídricas no cafeeiro**. In: Irrigação & tecnologia moderna. Brasília: ABID, 2000. v.48, p.34-41.

REYNOLDS, M.P.; DRECCER, F.; TRETOWAN, R. *Drought adaptive traits derived from heat wild relatives and landraces*. **Journal of Experimental Botany**, v. 58, p. 177-186, 2007.

REZENDE, F. C.; OLIVEIRA, S. dos R.; FARIA, M. A. de; ARANTES, K. R. **Características produtivas do cafeeiro (*Coffea arabica* L. cv., Topázio MG - 1190), recepado e irrigado por gotejamento.** *Coffea Science*, Lavras, v. 1, n. 2, p. 103-110, jul./dez. 2006.

REZENDE M. S.; NETO J. M. A.; SILVA D. M.; GARCIA J. F. L.; ASSIS G. A.; FRAGA Jr. E. F.; Irrigação do cafeeiro com água magnetizada sob diferentes lâminas de irrigação. In: INOVAGRI *International Meeting*, IV , 2017, Fortaleza, **Anais...** Fortaleza: INOVAGRI, 2017.

RONCHI, C. P.; ARAÚJO, F. C. de; ALMEIDA, W. L. de; SILVA, M. A. A. da; MAGALHÃES, C. E. de O.; OLIVEIRA, L. B. de; DRUMOND L. C. D. Respostas ecofisiológicas de cafeeiros submetidos ao déficit hídrico para concentração da florada no Cerrado de Minas Gerais. **Pesquisa agropecuária brasileira**. Brasília: EMBRAPA, 2015. vol.50, n.1, p.24-32. Disponível em: < <https://bit.ly/2BqvJUX> >. Acesso em: 22 set. 2018.

ROSA, R. **Introdução ao sensoriamento remoto**. 7 ed. Uberlândia: EDUFU, 2009. 264p.

ROUSE, J.W.; HAAS, R.H.; SCHELL, J.A.; DEERING, D.W. *Monitoring vegetation systems in the great plains with ERTS*. In: **Third ERTS Symposium, Proceedings**, NASA SP-351, NASA, Washington, DC, v. 1, p. 309-317, 1973.

SARTORI L. R.; GALO, M. de L. B. T.; IMAI, N. N. **Mapeamento de plantas daninhas em cultura de café a partir de imagens multiespectrais de escalas grandes usando redes neurais artificiais**. *Revista Brasileira de Cartografia*. n. 61/02, 165-175, 2009.

SILVA, C. A.; SILVA, A. M. da; COELHO, G.; REZENDE, F.C.; SATO, F.A. **Produtividade e potencial hídrico foliar do cafeeiro ‘Catuaí’ em função da época de irrigação**. *Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental*, v. 12, n. 01, p. 21-25, 2008.

SILVA, F. M. da; ALVES, M de C. **Cafeicultura de Precisão**. Lavras: UFLA, 2013. 227p.

SILVEIRA, H. R. de O; SANTOS, M. de O.; SILVA, V. A.; VOLPATO, M. M. L.; ALVES, H. M. R.; DANTAS, M. F.; BARBOSA, J. P. R. A. D.; CARVALHO, G. R.; Relações entre índices de reflectância foliares e potencial hídrico de cafeeiro irrigado e de sequeiro. In: Simpósio de Pesquisa dos Cafés do Brasil, IX, 2015, Curitiba. **Anais...** Curitiba: Consórcio Pesquisa Café, 2015.

TAIZ, L.; ZEIGER, E. **Fisiologia Vegetal**. 3 ed. Porto Alegre: Artmed, 2004. 719p. Disponível em: < <https://www.ebah.com.br/content/ABAAAfqVkAG/taiz-zeiger-fisiologia-vegetal-3ed> >. Acesso em: 25 out. 2018.

TOMMASELLI, A. M. G. **Fotogrametria Básica**. 2009. Disponível em: <http://www.faed.udesc.br/arquivos/id_submenu/891/introducao_a_fotogrametria

.pdf> Acesso em: 20 out. 2018.

WEATHER SPARK. **Clima característico no município de Monte Carmelo.** Disponível em:<<https://pt.weatherspark.com/y/30231/Clima-caracter%C3%ADstico-em-Monte-Carmelo-Brasil-durante-o-ano>> Acesso em: 20 jan. 2019.

APÊNDICE A - Estatísticas descritivas do NDVI para o primeiro aerolevanteamento

Parcela	Média	DesvPad	Mínimo	Máximo
1	-0,0472	0,01069	-0,1274	-0,0269
2	-0,0467	0,01148	-0,1324	-0,0269
3	-0,0467	0,01084	-0,1102	-0,0284
4	-0,05	0,0105	-0,1161	-0,0315
5	-0,0537	0,00963	-0,1216	-0,0341
6	-0,0489	0,00847	-0,1029	-0,0315
7	-0,047	0,00752	-0,1294	-0,0296
8	-0,0498	0,01426	-0,1345	-0,0255
9	-0,0528	0,00863	-0,1119	-0,0294
10	-0,0525	0,01257	-0,1282	-0,0335
11	-0,0524	0,00687	-0,0922	-0,0341
12	-0,0478	0,00683	-0,0747	-0,0274
13	-0,0541	0,00714	-0,0993	-0,0366
14	-0,0463	0,00631	-0,0759	-0,0292
15	-0,049	0,01071	-0,1326	-0,031
16	-0,0604	0,01234	-0,1103	-0,0353
17	-0,0485	0,00903	-0,0833	-0,0306
18	-0,0536	0,01022	-0,1176	-0,0315
19	-0,0582	0,01581	-0,1348	-0,0364
20	-0,0508	0,00755	-0,0902	-0,0328
21	-0,0469	0,00783	-0,0839	-0,0265
22	-0,0448	0,00774	-0,1111	-0,0281
23	-0,0531	0,0135	-0,1286	-0,0315
24	-0,0502	0,00806	-0,0819	-0,0314
25	-0,0501	0,00978	-0,1146	-0,0292
26	-0,0489	0,00912	-0,1181	-0,0289
27	-0,0529	0,01419	-0,1264	-0,0261
28	-0,0485	0,00617	-0,0722	-0,0319
29	-0,0529	0,00725	-0,099	-0,0332
30	-0,0528	0,00882	-0,1111	-0,0361
31	-0,0514	0,0107	-0,1142	-0,0321
32	-0,0504	0,01045	-0,1231	-0,0284

Fonte: O autor.

APÊNDICE B - Estatísticas descritivas da banda 3 (NIR) no segundo aerolevamento

Variável	Média	DesvPad	Mínimo	Máximo
1	180,87	12,56	121	208
2	183,32	10,3	137	206
3	178,84	11,46	127	202
4	169,27	12,95	123	193
5	179,72	16,01	114	208
6	186,43	8,84	145	209
7	178,43	11,3	129	211
8	176,15	11,3	123	193
9	184,84	12,39	126	210
10	185,26	10,6	137	212
11	175,67	12,64	124	211
12	183,73	11,93	126	207
13	178,7	14,18	119	204
14	171,52	15,95	119	202
15	168,83	17,53	108	195
16	185,34	11,83	128	217
17	181,8	10,98	134	205
18	169,52	15,15	111	206
19	174,15	14,37	119	200
20	186,29	10,19	133	212
21	178,88	13,61	126	209
22	172	14,32	119	206
23	176,02	13,02	127	198
24	185,32	10,31	134	212
25	175,96	21,11	91	215
26	176,15	13,42	118	199
27	175,89	14,76	117	207
28	181,67	13,48	125	214
29	180,71	13,08	127	208
30	173,72	12,94	123	202
31	173,65	15,65	112	207
32	172,21	11,89	128	198

Fonte: O autor.